CRIStAL
Centre de Recherche en Informatique, Signal et Automatique de Lille

VEOLIA

Université de Lille

Suivi de l'état de santé des réseaux de distribution de chaleur

THÈSE

présentée et soutenue publiquement l'Avril 2019

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lille

(mention Automatique et Productique)

par

Yuqi WANG

Composition du jury

Président :	Mustapha OULADSINE	Professeur, LSIS Université d'Aix-Marseille
Rapporteurs :	Audine SUBIAS	Maître de conférences HDR, INSA de Toulouse
	Frédéric KRATZ	Professeur, INSA Centre Val de Loire
Examinateurs :	Mustapha OULADSINE	Professeur, LSIS Université d'Aix-Marseille
	Damien CHENU	Ingénieur de recherche, Veolia Recherche & Innovation
Invitée :	Anne-Sophie GUILBERT,	Ingénieure de recherche, Veolia Recherche & Innovation
Encadrants :	Vincent COCQUEMPOT	Professeur, Université de Lille
	Jean-Philippe CASSAR	Professeur, Université de Lille

CRISTAL & Veolia

Mis en page avec la classe thesul.

A ma femme Wei FENG,
et
A mes parents Enxiang WANG et Peihua ZHANG
Pour le soutien dont ils me donnent pendant toute la durée de cette thèse.

Remerciements

D'abord, j'exprime ma gratitude à mes directeurs de thèse, Vincent Cocquempot et Jean-Philippe Cassar, qui m'ont transmis leur savoir, leurs connaissances et des conseils avisés. Je remercie sincèrement pour leur soutient constant et les discussions riches.

Je tient à remercier Monsieur Frédéric Kratz, professeur à l'INSA Centre Val de Loire, Madame Audine Subias, maître de conférence à l'INSA Toulouse, d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse, d'avoir fait le critique de ce travail et d'y avoir apporté des commentaires intéressants.

Je remercie Monsieur Mustapha Ouladsine, professeur à l'Université d'Aix-Marseille, qui a accepté d'être l'examinateur de cette thèse, de l'intérêt qu'ils portent à ce travail.

Ma gratitude va aussi à mes tuteurs successifs en entreprise, Damien Chenu, Anne-Sophie et Stéphane Couturier, Damien Prato qui m'ont transmis les connaissances dans divers domaines. J'exprime aussi ma gratitude à Jean-Pierre Merland qui a contribué à construire ce projet de thèse, et m'a aidé à travailler avec le site industriel.

A la fin, je remercie aussi à mes collègues chez Veolia et au CRIStAL pour la belle ambiance pendant la préparation de cette thèse, Marie, Yves-Marie, Aurélien, Romain, Joëlle, Ibrahim, Beranger...

Résumé

Les entreprises qui exploitent les réseaux de chaleur fournissent un service énergétique à leurs clients. Face à l'augmentation des coûts de l'énergie et aux contraintes réglementaires et sociétales de plus en plus strictes, ces industriels distributeurs d'énergie cherchent à maîtriser l'efficacité énergétique de leurs installations notamment pour améliorer leur compétitivité et leur image. Dans ce contexte, l'industriel doit suivre l'efficacité énergétique et l'état de santé de l'installation, afin de pouvoir réagir en cas de problème, en particulier en effectuant ou en planifiant des opérations de maintenance. En raison du volume important de données à traiter et du temps de réaction court souhaité, il est nécessaire de développer des méthodes efficientes permettant d'aider l'opérateur à suivre l'état de santé du système, et à prendre ainsi les décisions de maintenance nécessaires. L'approche d'aide à la décision que nous proposons s'appuie sur des indicateurs pertinents de l'état de santé de l'installation et des composants, dont les évolutions sont facilement interprétables par l'opérateur.

Les modèles de comportements des équipements des réseaux de chaleur sont utilisés d'une part pour générer ces indicateurs, d'autre part pour établir les liens entre les défauts de ces équipements et leurs impacts sur l'efficacité énergétique du réseau de distribution. Ces liens sont analysés pour chercher les sous-systèmes surveillables, vérifier si les défauts à surveiller sont structurellement détectables et guider la génération des indicateurs. Des modèles statiques sont retenus pour leur généricité, leur facilité d'élaboration, de calcul et d'interprétation. Les indicateurs générés en utilisant des modèles statiques doivent être calculés lorsque le système fonctionne en état stationnaire. Pour cette raison, nous proposons une méthode pour rechercher les fenêtres temporelles durant lesquelles le fonctionnement est stationnaire. Les indicateurs calculés sur ces fenêtres temporelles sont ensuite analysés pour donner à l'opérateur des informations sur l'état de santé du système. L'analyse structurelle montre qu'un indicateur peut être sensible à différents défauts, et qu'un défaut peut influencer les valeurs de plusieurs indicateurs. Les évolutions de ces indicateurs peuvent donc être corrélées. Afin d'exploiter les informations des corrélations des évolutions des indicateurs pour isoler les défauts, les valeurs des indicateurs sont traitées dans l'espace des indicateurs. Nous proposons une méthode de clustering dynamique afin d'aider l'opérateur à suivre l'état de santé du réseau.

La démarche proposée est appliquée sur un site industriel géré par Veolia, partenaire industriel de cette thèse. Le suivi de l'état de santé est réalisé en utilisant les données enregistrées sur le site durant deux mois. Les résultats obtenus montrent l'efficacité des outils et méthodes proposés.

Mots-clés: Indicateur d'état de santé, Analyse structurelle, Analyse en composantes principales, Test statistique, Etat stationnaire, Clustering dynamique, Réseau de chaleur, Efficacité énergétique

Abstract

Companies managing district heat networks, provide energy services to customers. Faced with rising energy costs and increasingly stringent regulatory and societal pressures, these energy service companies are seeking to control the system energy efficiency, aiming at improving their competitiveness and social image. In this context, the industrial needs to monitor the energy efficiency of the energy distribution system and its health state, in order to perform maintenance operations in case of problems. Due to the large amount of data and the desired short reaction time, it is necessary to develop methods to support the operator in the health state monitoring and in the maintenance decision-making process. These methods aim at providing appropriate health indicators of system's components, whose evolutions are easy to be interpreted by operators.

Behavioral models of heat networks are used on the one hand to generate these indicators, and on the other hand to establish the links between component faults and their impacts on energy efficiency of the network. These links are analyzed to search for monitorable subsystems, i.e. to verify whether the faults to be monitored are structurally detectable, and to guide the indicators generation. Static models are retained for their genericity, simplicity of development, of calculation and of interpretation. Indicators generated using static models must be calculated when the system is operating in steady state. For this reason, we propose a method to determine the steady state time-windows. The computed indicators are then analyzed to give to the operator an information on the system's health state. Structural analysis shows that an indicator can be sensitive to different faults, and that a fault can influence the values of several indicators. The evolutions of these indicators can therefore be correlated. In order to use the information of the correlation between the indicators to isolate the fault, indicators values are analyzed in the space of indicators. We propose a dynamic clustering method to help the operator to monitor the health state of the network.

The proposed approach is applied on a heat network plant managed by Veolia, the industrial partner of this thesis, using the data recorded during two months. The results show the efficiency of the proposed tools and methods.

Keywords: Health state indicator, Structural analysis, Principal component analysis, Statistical hypothesis testing, Steady state, Dynamic clustering, Heating network, Energy efficiency

Sommaire

Table des figures **xiii**

Liste des tableaux **xvii**

Introduction générale **1**

1 Positionnement de la thèse : surveillance des réseaux de distribution de chaleur **5**

1.1 Contexte industriel 5

1.1.1 Système de production et de distribution de chaleur 5

1.1.2 Service rendu par les systèmes de production et de distribution de chaleur 6

1.1.3 Indicateur de la qualité de service 6

1.1.4 Efficacité énergétique des systèmes de production et de distribution de chaleur 7

1.1.5 Traitement des alarmes 9

1.1.6 Expression des besoins industriels 10

1.1.7 Périmètre d'étude 11

1.2 Méthodes de surveillance et politiques de maintenance 12

1.2.1 Différentes politiques de maintenance 13

1.2.2 Terminologie de la surveillance 14

1.2.3 Méthodes de surveillance d'un système technologique 15

1.2.4 Conclusion 24

1.3 Contraintes industrielles pour la conception d'une méthode de surveillance d'un réseau de distribution de chaleur 25

1.4 Objectifs de la thèse 25

2 Génération des indicateurs d'état de santé des équipements 27

2.1 Lois physiques des équipements 27

2.1.1 Description générale des équipements d'un réseau de distribution 28

2.1.2 Lois physiques communes des équipements 34

2.1.3 Lois spécifiques des équipements 37

2.1.4 Instrumentation d'un réseau de distribution de chaleur 48

2.2 Influence de l'état de santé des équipements sur l'efficacité énergétique d'un réseau de distribution 48

2.2.1 Influence de l'état de santé de l'échangeur thermique 49

2.2.2 Influence de l'état de santé de la pompe 50

2.2.3 Influence de l'état de santé de la vanne 51

2.2.4 Cahier des charges de surveillance 52

2.3 Analyse structurelle d'un réseau de distribution 53

2.3.1 Modélisation structurelle d'un réseau de distribution de chaleur 53

2.3.2 Génération d'indicateurs permettant de répondre au cahier des charges de surveillance 54

2.4 Génération des indicateurs 58

2.4.1 Capacité de transfert de chaleur de l'échangeur 58

2.4.2 Efficacité de la conversion d'énergie de la pompe 59

2.5 Conclusion 59

3 Détermination des plages de fonctionnement en état stationnaire 61

3.1 Positionnement du problème 61

3.2 État de l'art sur la détermination de l'état stationnaire 62

3.2.1 Test de l'hypothèse 2 dans le cas uni-varié 62

3.2.2 Détermination de l'état stationnaire en utilisant des mesures multi-variées 66

3.2.3 Conclusions sur les méthodes de test d'hypothèse 2 de la littérature 68

3.3 Détermination de l'état stationnaire en utilisant l'analyse en composante principale 69

3.3.1 Utilisation de la première composante principale pour déterminer l'état stationnaire 69

3.3.2 Algorithme de détermination de l'état stationnaire 72

3.3.3 Résumé de l'algorithme 75

3.4 Comparaison des méthodes avec des données simulées 76

3.4.1 Cas uni-varié 76

3.4.2 Cas multi-varié 78

3.5 Conclusion 80

4 Suivi de l'état de santé par clustering dynamique 83

4.1 Positionnement du problème 83

4.2 Suivi et caractérisation des évolutions des indicateurs par un modèle non-paramétrique 85

4.3 Méthodes de clustering dynamique pour le suivi de l'état de santé 86

4.3.1 Définition et construction des micro-clusters par les méthodes *Dyclee* et *AUDyC* 86

4.3.2 Construction des clusters 87

4.3.3 Conclusion sur les méthodes Dyclee et AUDyC 88

4.4 Méthode de clustering dynamique pour le suivi de l'état de santé 89

4.4.1 Définition et détection d'un changement important 89

4.4.2 Création d'un nouveau micro-cluster 90

4.4.3 Affectation d'un échantillon à un micro-cluster 91

4.4.4 Détermination du nombre d'échantillons d'un micro-cluster stabilisé . . . 94

4.4.5 Initialisation : création du premier micro-cluster 96

4.4.6 Création des clusters : Analyse de la connectivité des micro-clusters 97

4.4.7 Labellisation des micro-clusters et des clusters 101

4.4.8 Avertissement lors de l'affectation d'un échantillon à un micro-cluster . . . 102

4.4.9 Algorithme pour mettre en oeuvre la méthode de clustering dynamique . . 102

4.5 Illustration avec des données simulées 104

4.5.1 Présentation des données simulées 104

4.5.2 Illustration du fonctionnement de l'algorithme 106

4.6 Conclusion 108

5 Application : Surveillance du réseau de distribution de chaleur d'un site industriel 111

5.1 Description du site industriel A 111

5.1.1 Production de la chaleur 111

5.1.2 Réseaux de distribution de chaleur 112

5.2 Surveillance du site industriel A 115

5.2.1 Recherche des défauts surveillables 115

5.2.2 Analyse structurelle pour générer des indicateurs 118

5.2.3 Détermination des fenêtres temporelles de fonctionnement en état stationnaire . . . 121

5.2.4 Génération des indicateurs . . . 124

5.2.5 Analyse des indicateurs avec le clustering dynamique . . . 131

5.3 Conclusions . . . 142

Conclusion générale **145**

Perspectives **147**

1 Évaluation de l'impact des dégradations des équipements sur l'efficacité énergétique du système . . . 147

2 Prédiction des dégradations et pronostic . . . 148

3 Détection du changement de point de fonctionnement . . . 148

Bibliographie **151**

Annexes **161**

A Détermination des paramètres d'une loi spécifique de l'échangeur du site industriel A **161**

B Lois pour chaque type d'équipement **163**

B.1 Notations . . . 163

B.2 Mesures . . . 163

B.3 Conduites uni-entrée et uni-sortie . . . 164

B.4 Conduites multi-entrées et uni-sortie : fusion de flux . . . 164

B.5 Conduites uni-entrée et multi-sorties : division de flux . . . 165

B.6 Échangeur . . . 166

B.7 Pompe 167

B.8 Vanne 2 voies 169

B.9 Vanne 3 voies 170

C Analyse en composantes principales **171**

D Distribution de Hotelling **173**

E Influence d'une évolution linéaire des indicateurs sur l'estimation de la matrice de variance-covariance **175**

E.1 Position du problème 175

E.2 Calcul de la matrice de variance-covariance de $\mathbf{r}(t_k)$ 175

Table des figures

1.1 Schéma d'un réseau de chaleur [ADE18] 6

1.2 Énergies primaires utilisées pour le chauffage et le refroidissement en 2012 [com16] 8

1.3 Equipements principaux (sauf compteur d'énergie) dans une sous-station [SM02] 12

1.4 Schéma général d'un réseau de distribution 12

1.5 Décomposition de Dulmage-Mendelshon [Fla11] 17

1.6 Exemple qui illustre le résultat erroné donné par l'algorithme univarié [MK95] . . 23

2.1 Conduites enterrées des réseaux de chaleur 28

2.2 Conduite dans une sous-station 29

2.3 Exemple d'une conduite à 2 entrées et 1 sortie 29

2.4 Exemple d'une conduite à 1 entrée et 2 sorties 30

2.5 Échangeur à plaque [SL14] 31

2.6 Echangeur tubulaire [NG16] 32

2.7 Pompe centrifuge GRUNDFOS NB 125-315/305 [GRU13] 32

2.8 Intérieur du corps de la pompe centrifuge [LEM10] 33

2.9 Exemple de vanne [Aim09] 34

2.10 Principe du transfert de chaleur [YA15] 38

2.11 Échangeur tubulaire avec une passe à contre-courant 38

2.12 Illustration du problème de surapprentissage [Woo17] 46

2.13 Différents usages de la vanne trois voies 49

2.14 Schéma général d'un réseau de distribution 50

2.15 Utilisation de la vanne 2 voies pour la régulation de la température 52

2.16 Utilisation de la vanne 3 voies pour la régulation de température 52

2.17 Démarche de détermination d'un MSO en prenant en compte les considérations pratiques. 56

3.1 Évolution du taux de faux positifs en fonction de nombre de variables intervenant dans le test multi-varié. Le taux de faux positifs pour un test individuel est 0.05 . 67

3.2 Illustration du décalage entre deux mesures. 74

3.3 Données simulées utilisant l'équation 3.41 77

3.4 Résultat des algorithmes (*Ratiovariance* et *DESPolyACP*) sur les données simulées 78

3.5 Évolution des données simulées dans le cas multi-varié 79

3.6 Comparaison entre les résultats obtenus par l'ACP et *Sidak* sur les dix parties de l'évolution déterministe 81

4.1 Évolutions des indicateurs dans l'espace des indicateurs 84

4.2 Un micro-cluster stabilisé (MC_i) et un micro-cluster non-stabilisé (MC_j) 94

4.3 Résultat de la création de micro-clusters suivant deux stratégies 95

4.4 Évolution de deux indicateurs r_1 et r_2 générés artificiellement 106

4.5 Résultat de clustering sur les deux indicateurs r_1 et r_2 générés artificiellement. . 108

5.1 Schéma du système de récupération de la chaleur des moteurs 112

5.2 Schéma simplifié du site industriel A 113

5.3 Résultat de l'analyse structurelle sur le site industriel A 116

5.4 Résultat de l'analyse structurelle sur le site industriel A en ajoutant les contraintes égalités 118

5.5 Pourcentage des périodes labellisées *inconnues* 123

5.6 Exemple du résultat de détection de l'état stationnaire sur la variable "Température à l'entrée de l'échangeur du circuit primaire" 124

5.7 Évolution des variables explicatives des lois décrites par les équations 2.21 et 2.43 127

5.7 Évolution des variables explicatives des lois décrites dans les équations 2.21 et 2.43 (Cont.) . . . 128

5.8 Valeurs de l'indicateur r_{UA} pendant la phase d'identification . . . 130

5.9 Évolution des indicateurs de l'efficacité des pompes sur les données d'identification 131

5.10 Relation entre la valeur de N_T et le nombre d'indicateurs utilisés dans le clustering dynamique . . . 132

5.11 Évolution des indicateurs calculés dans la fenêtre d'expérimentation . . . 134

5.12 Évolution des trois indicateurs lors de la création du cluster 2 . . . 136

5.13 Évolution de l'affectation des échantillons des indicateurs aux micro-clusters et aux clusters lorsque $\alpha_{MC} = 0,01$ . . . 137

5.14 Évolution des valeurs des trois indicateurs pour illustrer les créations de micro-cluters 138

5.15 Distances de Mahalanobis des échantillons dans la fenêtre entre les lignes vertes par rapport au centre des micro-clusters 1 et 2 . . . 139

5.16 Évolution de l'affectation des échantillons d'indicateurs aux micro-clusters et aux clusters en utilisant différentes valeurs du niveau de signification . . . 141

5.17 Évolution de l'affectation des échantillons d'indicateurs aux micro-clusters et aux clusters . . . 142

B.1 Schéma d'une conduite . . . 164

B.2 Schéma d'une conduite multi-entrées et uni-sortie . . . 164

B.3 Schéma d'une conduite uni-entrée et multi-sorties . . . 165

B.4 Schéma de l'échangeur . . . 167

B.5 Schéma d'une vanne 2 voies . . . 169

B.6 Schéma d'une vanne 3 voies . . . 170

Liste des tableaux

1.1 Différents types de contrats de service énergétique dans le secteur du bâtiment . . 8

1.2 Exemples d'unité de production de chaleur 11

1.3 Terminologie de la maintenance [AFN01] 13

1.4 Couplage sur un MSO. $c_i, i \in \{1, \ldots, 5\}$ sont des contraintes. $x_i, i \in \{1, \ldots, 4\}$ sont des variables inconnues. $a_i, i \in \{1, \ldots, 3\}$ sont des variables connues. 18

1.5 Matrice de confusion d'un test statistique 20

1.6 Exemple d'un tableau de décision 23

2.1 Tableau des résidus structurés souhaités. $\mathbf{I}$ est une matrice identité. 53

2.2 Décomposition des lois physiques et leurs relations avec les défauts. 54

2.3 Décomposition d'un MSO_i utilisé pour générer des indicateurs associés à un défaut dans $\mathbf{D}_1$ 57

3.1 Valeur des constantes dans l'équation 3.41 77

3.2 Valeurs des pentes des évolutions déterministes 79

4.1 Valeur des constantes dans les équations 4.27 et 4.28 106

5.1 Règle de détermination de la consigne de débit de la pompe primaire 114

5.2 Valeur nominale des échangeurs HX1 et HX2 114

5.3 Variations des débits des trois circuits vers les consommateurs 114

5.4 Descriptif des contraintes liées au cahier des charges de surveillance. Ces contraintes sont indiquées dans les figures 5.3 et 5.4 116

5.5 Valeurs des paramètres de l'équation 5.26 129

5.6 P-valeurs des tests de *Student* sur des échantillons des indicateurs r_{pom2} et r_{pom3} calculés avec les mesures dans la fenêtre d'identification 131

5.7 P-valeurs des tests de *Marida* dans la fenêtre d'identification 133

5.8 Nombres de micro-clusters et de clusters créés en utilisant différentes valeurs de niveau de signification 140

A.1 Valeurs des paramètres utilisés pour calculer Re_p et Re_s 162

Introduction générale

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'une collaboration entre Veolia Environnement Recherche & Innovation (VERI) et le laboratoire CRIStAL UMR 9189 (Centre de Recherche en Informatique Signal et Automatique de Lille). Cette collaboration porte sur le suivi de l'état de santé d'un réseau de distribution de chaleur en vue de maintenir un niveau d'efficacité énergétique. Cette thèse a obtenu un financement CIFRE de la part de l'ANRT.

Contexte

Veolia exploite des systèmes thermiques avec une production centralisée ou décentralisée. Le rôle de Veolia est de fournir un service énergétique aux clients et de gérer la production et la distribution de chaleur.

Face à l'augmentation des coûts de l'énergie et aux contraintes réglementaires et sociétales de plus en plus strictes (lutte contre le réchauffement climatique, épuisement des ressources, etc), les clients des services de fourniture d'énergie cherchent de plus en plus à maîtriser leur efficacité énergétique notamment pour améliorer leur compétitivité et leur image. Ainsi, la tendance est la généralisation des contrats indiquant une garantie d'efficacité énergétique, ce qui implique un engagement sur un niveau maximum de consommation. De plus, l'augmentation de la concurrence sur le marché de la gestion énergétique avec l'apparition de nouveaux acteurs entraîne la nécessité de proposer des solutions novatrices pour se démarquer. Un non-respect de ces engagements implique des pénalités financières au fournisseur. Pour pouvoir respecter ces engagements, l'industriel suit l'efficacité énergétique de l'installation et parallèlement maintient son état de santé. En raison de l'augmentation du volume de données à traiter et du temps de réaction souhaité, il est nécessaire de développer des méthodes permettant d'aider l'opérateur à suivre l'état de santé du système. Ce suivi permet de passer d'une maintenance corrective et/ou préventive à une maintenance conditionnelle ou prédictive. Actuellement, le suivi de l'efficacité énergétique se fait au niveau macroscopique, c'est-à-dire sur l'ensemble d'un site. Ce suivi est réalisé en utilisant des indicateurs d'efficacité globaux sur un intervalle de temps long, par exemple un mois ou un trimestre.

Objectifs généraux de la thèse

L'objectif général de la thèse est de faciliter le suivi, par les opérateurs, de l'état de santé du système dans l'objectif de maintenir un certain niveau d'efficacité énergétique.

Nous souhaitons développer une méthode de surveillance qui répond aux objectifs suivants :

— Fournir les informations pertinentes pour aider à suivre l'état de santé. Les informations fournies doivent être facilement interprétables et doivent aider les opérateurs à prendre les bonnes décisions de conduite ou de maintenance.
— Être capable de tenir compte des phases transitoires pour ne pas générer de fausses alarmes intempestives dans ces phases. Par exemple, lors du démarrage du système, ou lors d'un changement de consigne, le liquide dans le réseau de distribution n'atteint pas immédiatement la température souhaitée en raison des constantes de temps relativement grandes sur ces systèmes thermiques. La température du liquide reste donc pendant un temps relativement long en dessous du seuil prédéfini. Dans ces situations transitoires, il ne faut pas qu'une alarme soit systématiquement déclenchée pour avertir l'opérateur d'un dysfonctionnement.
— Aider à caractériser la cause de l'évolution de l'état de santé et à localiser l'élément responsable d'une évolution anormale.
— Surveiller le système dès la mise en service et tout au long de son cycle de vie. Nous voulons que la méthode de suivi de l'état de santé puisse être utilisée sur les nouvelles installations industrielles et qu'elle soit facilement adaptable en cas de modification d'une installation existante, et ce sans que cela ne nécessite un temps d'ingénierie trop important.

Ces objectifs seront précisés à la fin du chapitre 1 après avoir présenté le contexte industriel et les méthodes utilisées pour suivre l'état de santé d'un système technologique.

Organisation du mémoire

Le premier chapitre présente le contexte et les motivations de cette thèse, les outils et méthodes permettant de suivre l'état de santé d'un système et précise les objectifs de la thèse. Les équipements d'un système de production et de distribution de chaleur, les problématiques et les contraintes industrielles sont d'abord présentés. Ensuite, nous introduisons des méthodes de surveillance qui peuvent être utilisées pour répondre aux problématiques industrielles. En analysant ces méthodes et au regard des contraintes industrielles, les problématiques scientifiques et le périmètre d'étude sont présentés. Le périmètre d'étude concerne le système de distribution de chaleur composé d'un circuit primaire et de circuits secondaires comportant plusieurs sous-stations équipées d'échangeurs, de canalisations, de vannes, de pompes et de capteurs.

Des modèles de comportements sont utilisés pour générer les indicateurs de l'état de santé du système afin de les relier à la physique du système et faciliter l'interprétation de leurs évolutions Dans **le deuxième chapitre**, les modèles de comportement en fonctionnement nominal des équipements dans le périmètre d'étude sont présentés. En se basant sur ces modèles, les liens entre des défauts engendrés par des dégradations lentes et leur impact sur l'efficacité énergétique

du réseau de distribution sont établis. Ces analyses permettent de définir les défauts à surveiller, à savoir les défauts résultant de la dégradation de la capacité de transfert de l'échangeur, et ceux résultant de la dégradation de l'efficacité de la pompe.

L'analyse structurelle est ensuite utilisée pour chercher les sous-systèmes surveillables, vérifier si les défauts à surveiller sont structurellement détectables et guider la génération des indicateurs.

Des modèles statiques sont retenus pour leur généricité, leur facilité d'élaboration et d'utilisation. Les indicateurs générés en utilisant des modèles statiques doivent être calculés lorsque le système fonctionne en état stationnaire. Dans **le troisième chapitre**, nous proposons une méthode pour rechercher les fenêtres temporelles de fonctionnement stationnaire.

L'analyse structurelle montre qu'un indicateur peut être sensible à différents défauts, et qu'un défaut peut influencer les valeurs de plusieurs indicateurs. Les évolutions de ces indicateurs peuvent donc être corrélées. Afin d'exploiter les informations des corrélations des évolutions des indicateurs pour isoler les défauts, nous allons analyser ces indicateurs dans l'espace des indicateurs. Dans **le quatrième chapitre**, en prenant en compte des contraintes industrielles, nous proposons une méthode de clustering dynamique pour répondre aux objectifs fixés dans le premier chapitre.

Dans **le cinquième chapitre**, nous appliquons la démarche proposée dans les chapitres précédents sur un site industriel. Le suivi de l'état de santé est réalisé en utilisant les données enregistrées sur le site durant deux mois.

Contributions

Cette thèse apporte les contributions suivantes :

- La détermination du lien entre des dégradations de la pompe et de l'échangeur, et l'efficacité énergétique du système de distribution de chaleur.
- L'utilisation du modèle structurel du réseau de distribution de chaleur pour guider la génération, à partir des lois de la physique, d'indicateurs pertinents, interprétables de l'état de santé de ce système.
- Une méthode de recherche des fenêtres temporelles pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire, dans un contexte où les données sont nombreuses et corrélées.
- Une méthode de clustering dynamique facilement paramétrable, avec des justifications en termes statistiques, pour suivre l'évolution des indicateurs.
- L'application de la méthode de suivi de l'état de santé en utilisant des données prélevées sur un site industriel en exploitation.

Chapitre 1

Positionnement de la thèse : surveillance des réseaux de distribution de chaleur

1.1 Contexte industriel

Cette section est destinée à présenter le contexte industriel qui constitue le cadre de cette thèse. Après une description générale du contexte et de l'objet de l'étude, les besoins industriels de maintenance des systèmes énergétiques pour le Groupe Veolia sont présentés.

1.1.1 Système de production et de distribution de chaleur

Veolia gère deux types de systèmes de production de chaleur : une production centralisée et une production décentralisée. Lorsque la chaleur consommée par plusieurs consommateurs est fournie par la même unité de production, il s'agit d'une production centralisée. Lorsqu'une unité de production fournit la chaleur pour un seul consommateur : il s'agit d'une production décentralisée. La chaleur produite est distribuée aux différents types de consommateurs : bâtiments (utilisation de la chaleur pour le chauffage avec ou sans l'eau chaude sanitaire) et industries (utilisation de la chaleur pour un procédé spécifique).

L'ensemble des conduites d'un réseau de distribution est généralement divisé en deux parties constituant le circuit primaire et les circuits secondaires. Le circuit primaire relie l'unité de production de chaleur aux sous-stations et les circuits secondaires relient les sous-stations aux consommateurs[1] (Voir Figure 1.1).

La sous-station est le point de livraison de l'énergie transportée par le réseau de chaleur à l'entité consommatrice. Elle permet de découpler les réseaux primaire et secondaires. Chaque sous-station livre la chaleur à un consommateur. Les fonctions réalisées par une sous-station sont :

1. Comme montré dans la figure 1.1, un consommateur peut être composé de plusieurs résidences, qui paient collectivement la facture de la chaleur

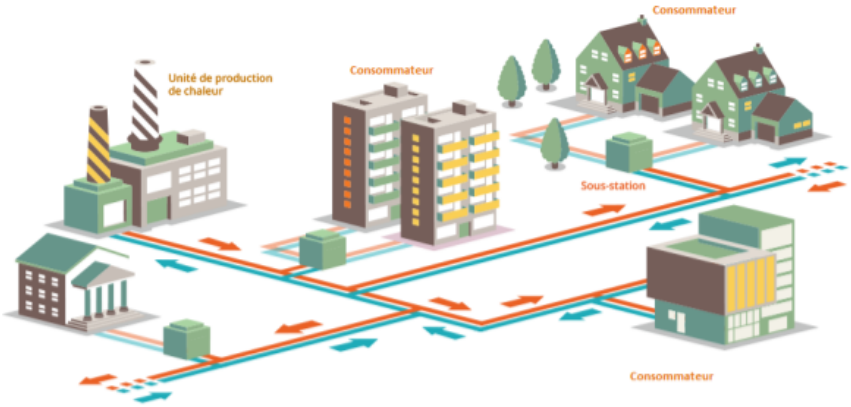


FIGURE 1.1 Schéma d'un réseau de chaleur [ADE18]

— Transférer l'énergie thermique du circuit primaire aux circuits secondaires.
— Ajuster la température de départ du liquide d'un circuit secondaire vers les consommateurs en fonction de leur demande.
— Mesurer l'énergie thermique délivrée.

1.1.2 Service rendu par les systèmes de production et de distribution de chaleur

Le système de production et de distribution de chaleur produite, transfère et fournit une quantité de chaleur aux consommateurs pour répondre à leurs demandes. La quantité de chaleur fournie à un consommateur pendant une période donnée est le résultat de l'intégrale de la puissance thermique sur cette période. La puissance thermique fournie à un consommateur dépend du débit du fluide circulant dans un circuit secondaire, et de l'écart des températures à l'entrée (température de départ) et à la sortie (température de retour) du système de consommation (consommateur d'énergie) :

$$\begin{aligned}\text{Puissance thermique} = \text{Débit massique} \times (\text{Température de départ - Température de retour}) \\ \times \text{capacité calorifique du liquide}\end{aligned} \tag{1.1}$$

1.1.3 Indicateur de la qualité de service

La température de consigne est la température souhaitée par le consommateur pour la température d'eau chaude fournie par la sous-station. Les exploitants des bâtiments fixent la température de consigne en fonction de la température extérieure afin de garantir le confort des usagers, tandis

que les exploitants des sites industriels fixent la température de consigne afin d'assurer le bon fonctionnement du procédé industriel. **Un critère de la qualité de service rendu par le système de production et de distribution est la capacité à atteindre la température de consigne pour chaque sous-station.** Un indicateur de la qualité de service est l'écart entre les valeurs de la consigne et la température de l'eau chaude fournie. Une alarme est déclenchée lorsque cet indicateur dépasse un seuil qui est fixé dans le contrat auprès des clients du service énergétique.

Pour assurer la qualité de service, l'alimentation en chaleur des bâtiments pendant la saison de chauffe ne doit pas s'arrêter. Lors du fonctionnement d'un procédé industriel, l'alimentation en chaleur ne doit pas non plus s'arrêter. **La qualité de service doit donc prendre en compte également la continuité du service.**

Pour faire fonctionner le système de production et de distribution de chaleur, de l'énergie est consommée. En plus de la garantie de la qualité de service, l'efficacité énergétique de ce système doit être prise en compte pour satisfaire des enjeux environnementaux et contractuels qui sont détaillés dans la section 1.1.4.

1.1.4 Efficacité énergétique des systèmes de production et de distribution de chaleur

L'efficacité énergétique est définie dans [ea16] de la façon suivante :

Définition 1.
Un système énergétique est plus efficace en énergie s'il offre plus de services en consommant la même quantité d'énergie, ou s'il offre les mêmes services en consommant moins d'énergie.

1.1.4.1 Enjeux de la maîtrise de l'efficacité énergétique

1.1.4.1.1 Contexte environnemental L'impact des gaz à effet de serre sur le changement du climat est scientifiquement prouvé [ftAoSA06]. La combustion d'énergies fossiles est une cause principale d'émission de gaz à effet de serre.

La figure 1.2 montre que la combustion d'énergie fossile représente 75% de l'énergie primaire utilisée pour le chauffage et le refroidissement [com16]. Il y a donc un intérêt à économiser l'énergie consommée par les systèmes énergétiques pour réduire les émissions de gaz à effet de serre.

En 2014 la commission européenne a fixé à 20% [Eur14] l'objectif de réduction de la consommation énergétique de 2014 à 2020.

Pour atteindre l'objectif de réduction de consommation d'énergie fossile en garantissant la qualité de service, l'efficacité énergétique doit être maintenue ou améliorée à un niveau souhaité.

1.1.4.1.2 Contexte contractuel L'importance de la maîtrise de l'efficacité énergétique apparaît aussi dans les contrats de fourniture d'énergie. A titre d'exemple, les différents types de

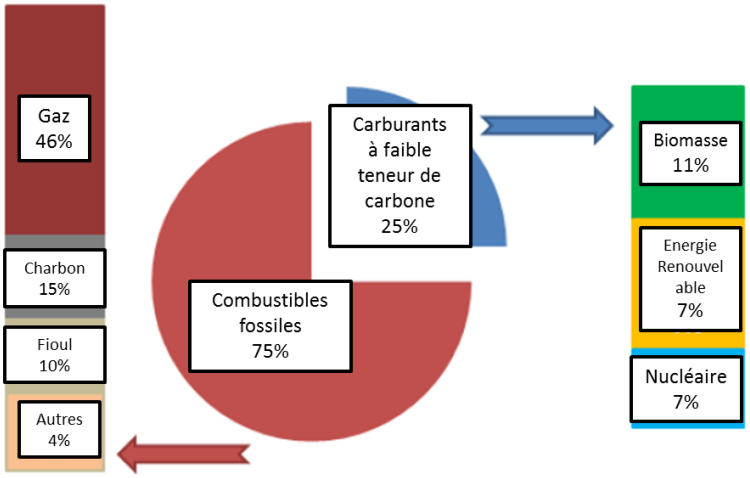


FIGURE 1.2 Énergies primaires utilisées pour le chauffage et le refroidissement en 2012 [com16]

contrats dans le secteur du bâtiment sont décrits dans le Tableau 1.1.

TABLE 1.1 Différents types de contrats de service énergétique dans le secteur du bâtiment

Type de contrat	Description
CP	L'exploitant garantit un niveau de service en facturant l'énergie primaire consommée
MC	Le client règle en fonction de la quantité de chaleur fournie
MF	Le client règle forfaitairement et indépendamment des conditions climatiques
MT	Le client règle forfaitairement en fonction des conditions climatiques

Dans le contrat CP, l'exploitant se contente de garantir le service inscrit dans le contrat : l'énergie primaire consommée est payée par le client. Cela n'incite pas l'exploitant à réduire l'énergie consommée.

Par contre, dans les contrats MC, MF et MT, la facture réglée par le client est, soit un forfait, soit calculée en fonction de la quantité de chaleur fournie. Cela incite l'exploitant du système énergétique à réduire la quantité d'énergie primaire consommée et à, par exemple, fixer un objectif de consommation d'énergie primaire pour une saison de chauffe.

1.1.4.2 Caractérisation de l'efficacité énergétique

Veolia utilise de nombreux indicateurs d'efficacité énergétique. L'objectif de cette section est de présenter les principes de ces indicateurs en utilisant quelques exemples et de montrer comment ces indicateurs sont utilisés pour maîtriser l'efficacité énergétique des systèmes de production et de distribution de chaleur.

L'indicateur de l'efficacité énergétique est le rapport entre l'énergie fournie au système et l'énergie utilisée pour rendre le service. Les formules de calcul des indicateurs d'efficacité énergétique changent en fonction du périmètre d'étude.

Pour un système de production et de distribution de chaleur, l'énergie fournie à l'unité de production est une énergie fossile ou de l'énergie électrique. Pour le même service rendu (une quantité de chaleur fournie aux consommateurs), moins on fournit d'énergie à l'unité de production, plus l'efficacité énergétique est élevée. L'indicateur d'efficacité d'un système de production et de distribution de chaleur est un rapport :

$$r_g = \frac{\text{Énergie thermique fournie aux consommateurs}}{\text{Énergie fournie à l'unité de production}} \tag{1.2}$$

Pour un réseau de distribution (circuits primaire et secondaires, et sous-stations), l'unité de production n'intervient pas dans ce périmètre. L'énergie fournie au système est l'énergie thermique fournie au réseau de distribution. L'indicateur d'efficacité énergétique du réseau de distribution est le rapport entre l'énergie fournie au réseau de distribution et l'énergie thermique fournie aux consommateurs :

$$r_d = \frac{\text{Énergie thermique fournie aux consommateurs}}{\text{Énergie thermique fournie au réseau de distribution}} \tag{1.3}$$

Pour les systèmes de pompage d'un réseau de distribution, l'énergie fournie est l'électricité, un indicateur d'efficacité énergétique du système de pompage est formulé comme ci-dessous :

$$r_e = \frac{\text{Énergie thermique fournie aux consommateurs}}{\text{Énergie électrique consommée par les pompes}} \tag{1.4}$$

Pour calculer ces indicateurs, des compteurs d'énergie thermique fournie aux consommateurs et d'énergie fournie au réseau de distribution sont utilisés. Le compteur d'énergie thermique comprend deux capteurs de température et un débitmètre. Le calcul de la puissance thermique fournie est réalisé suivant l'équation 1.1. La mesure de l'énergie fournie à l'unité de production dépend de la nature de la source d'énergie (ex. gaz, électricité).

Le calcul des indicateurs d'efficacité énergétique peut être effectué annuellement, ou mensuellement. La fréquence de calcul des indicateurs est définie par l'exploitant du site. Le calcul régulier des valeurs des indicateurs permet à l'exploitant de suivre l'efficacité énergétique de son site. Lorsque la valeur de l'efficacité passe en dessous d'un seuil défini par les opérateurs, une alarme est déclenchée.

1.1.5 Traitement des alarmes

Des alarmes sur les indicateurs de la qualité de service et de l'efficacité énergétique sont émises lorsque la qualité de service et l'efficacité énergétique sont insuffisantes (voir les sections 1.1.3 et 1.1.4.2). D'autres alarmes peuvent être générées par les équipements eux-mêmes. Par exemple,

une alarme peut être déclenchée lorsqu'un équipement se met en arrêt ou lorsque la pression d'une conduite dépasse un seuil.

Après le déclenchement d'une alarme, une procédure de vérification des équipements peut être déclenchée. Par exemple, l'inspection des conduites de transport du fluide caloporteur peut permettre de savoir si ceux-ci fuient. En fonction du résultat de ces vérifications, les opérations de maintenance peuvent être planifiées en tenant en compte de la continuité de service.

Les seuils des indicateurs d'efficacité énergétique sont définis par les exploitants des sites, il n'y a pas un seuil universel applicable pour tous les sites. Ces seuils peuvent être définis par les retours d'expériences sur des sites similaires (ex : même quantité de chaleur produite, longueur de réseau équivalente...).

1.1.6 Expression des besoins industriels

Nous avons présenté le système énergétique qui est l'objet d'étude de la thèse, et les enjeux de la maîtrise de l'efficacité énergétique. Actuellement, les alarmes sur des indicateurs de qualité de service, des équipements eux-mêmes, et des indicateurs d'efficacité énergétique, sont utilisées pour garantir la qualité de service et pour maîtriser l'efficacité énergétique.

La qualité de service peut être assurée par le système de régulation, et être suivie en permanence en utilisant les indicateurs de qualité de service et des équipements eux-mêmes.

L'indicateur d'efficacité énergétique ne permet qu'un suivi à un niveau macroscopique, c'est-à-dire qu'il porte sur l'ensemble des équipements du site. La localisation des équipements en cause d'une baisse d'efficacité est nécessaire pour guider la maintenance. Cependant, l'indicateur d'efficacité énergétique seul ne permet pas de localiser les défauts. De plus, ces indicateurs sont calculés sur une période relativement longue, ce qui peut conduire à une détection tardive de l'insuffisance d'efficacité. Les exploitants souhaitent donc avoir un outil qui permet d'aider au suivi de l'efficacité énergétique. **Il est souhaité que ce suivi soit plus fréquent que le suivi actuel, et qu'il permette de localiser les causes de la baisse de l'efficacité énergétique.**

Le suivi de l'efficacité énergétique s'inscrit dans le cadre plus large du suivi de l'état de santé des systèmes énergétiques.

Définition 2.
L'état de santé d'un équipement ou d'un système est défini comme sa capacité à assurer la ou les fonctions pour laquelle il a été conçu.

Nous voulons développer une méthodologie de suivi de l'état de santé de ces systèmes permettant la prise de décision relative à leur maintenance qui soit applicable à la majorité du parc d'équipements géré par Veolia. Veolia gère un nombre important de systèmes énergétiques dont certains systèmes sont nouveaux. **La démarche proposée doit avoir un caractère générique pour pouvoir être appliquée facilement sur différentes installations, y compris les nouvelles installations.**

1.1.7 Périmètre d'étude

La volonté du groupe Veolia est de mettre en place une démarche générique d'aide au suivi de l'état de santé pour différents sites. Cela nous oblige à déterminer le périmètre du système énergétique qui peut être traité avec une telle démarche générique.

Les systèmes énergétiques exploités par Veolia comprennent généralement l'unité de production de chaleur et le réseau de distribution (circuits primaires, secondaires et les sous-stations). Trois exemples de systèmes de production de chaleur, qui existent sur les sites visités au cours de la thèse, sont donnés dans le tableau 1.2 :

Unité de production	Source d'énergie
Centrale de cogénération [RR12, Asp00]	Biogaz, fioul
Pompe à chaleur [CCY10]	Electricité
Chaudière [Dep01]	Charbon, gaz, fioul, biomasse

TABLE 1.2 Exemples d'unité de production de chaleur

Les sources d'énergie et les unités de productions présentées dans le tableau 5 sont variées. Une centrale de cogénération utilise une turbine à gaz pour brûler le gaz, et récupérer la chaleur contenue dans la fumée de combustion via un échangeur thermique. La chaudière, quant à elle, brûle le gaz ou le fioul dans une chambre et chauffe directement de l'eau.

En revanche, les réseaux de distribution possèdent les mêmes équipements sur différents sites. Le réseau de distribution transfère la chaleur de l'unité de production aux consommateurs de chaleur. Ce réseau comprend des circuits primaire et secondaires, dans lesquels le liquide caloporteur circule, ainsi que des équipements qui sont dans les sous-stations.

Une sous-station [2](Figure 1.3) comprend toujours au moins un échangeur, des automates de régulation, des vannes, des pompes et des compteurs d'énergie [SM02] (Voir Figure 1.3).

L'échangeur assure l'échange de chaleur entre les circuits primaire et secondaires. La pompe force le liquide à circuler dans les conduites. La vanne contrôle le débit afin d'équilibrer la demande et l'alimentation de chaleur. Le régulateur fournit le signal de commande à la vanne et à la pompe.

Le type d'équipement est très varié dans des unités de production de chaleur. Une étude exhaustive de tous les types d'équipement est nécessaire afin d'avoir une approche applicable pour tous les sites, ce qui nécessite beaucoup de temps. En revanche, dans de différents réseaux de distribution, il y a toujours 4 types d'équipement pour transférer la chaleur. Nous avons donc décidé de restreindre le périmètre d'étude au réseau de distribution.

Par ailleurs, cette thèse vise à fournir un outil d'aide à la décision de maintenance des équipements, le logiciel de régulation n'est donc pas dans le périmètre d'étude. Les composants électroniques de l'automate n'interagissent pas avec les autres équipements du réseau de distribution, ils ne sont pas non plus étudiés dans cette thèse.

2. Dans cette thèse, nous étudions les systèmes de distribution de chaleur qui possèdent un échangeur thermique dans la sous-station. Parfois la sous-station dans un bâtiment ou un site industriel qui possède une unité de production individuelle peut ne pas avoir d'échangeur thermique. Ce cas n'est pas considéré dans cette thèse.

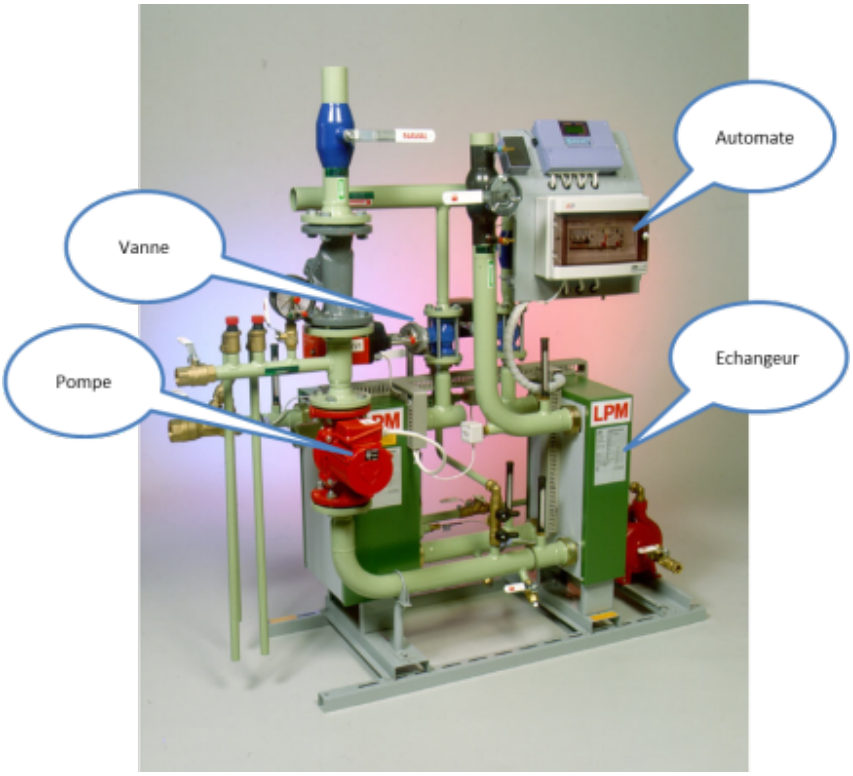


FIGURE 1.3 Equipements principaux (sauf compteur d'énergie) dans une sous-station [SM02]

De l'analyse ci-dessus résulte le périmètre d'étude de la thèse qui est entouré par le cadre rouge dans la figure 1.4.

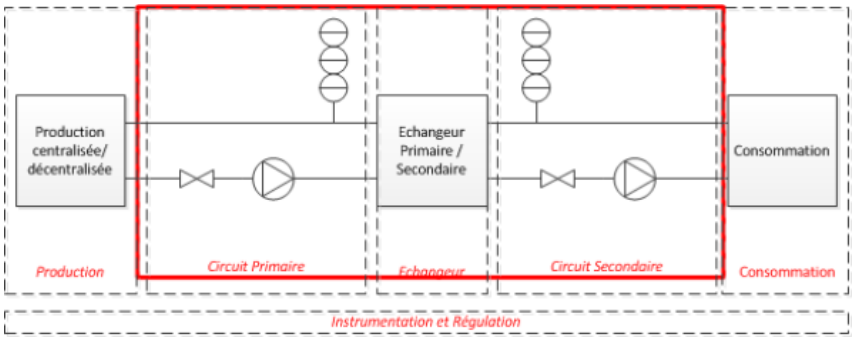


FIGURE 1.4 Schéma général d'un réseau de distribution

1.2 Méthodes de surveillance et politiques de maintenance

Nous présentons rapidement dans cette partie, en nous appuyant sur des références bibliographiques, les notions, les définitions et les méthodes relatives aux politiques de maintenance et à la surveillance de l'état de santé. D'une part, ceci permettra de préciser les objectifs de la thèse dans la section 1.4. D'autre part, les éléments présentés seront utilisés dans les développements des chapitres suivants.

1.2.1 Différentes politiques de maintenance

La définition de la maintenance est donnée par l'association AFNOR [AFN01] :

Définition 3.
La maintenance est l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien[3]*, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise.*

Quatre politiques de maintenance définies dans la norme [AFN01] sont décrites et présentées dans le tableau 1.3.

TABLE 1.3 Terminologie de la maintenance [AFN01]

Terme	Définition
Maintenance corrective	Maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise
Maintenance Systématique	Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien
Maintenance conditionnelle	Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent
Maintenance prévisionnelle	Maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien

La maintenance corrective est effectuée après la défaillance d'un équipement qui pourrait causer une interruption du service ou une baisse d'efficacité énergétique importante. La maintenance systématique peut être effectuée alors que le système est encore en bon état, ce qui entraîne une dépense non nécessaire. Le coût de la maintenance peut atteindre un pourcentage important du coût d'exploitation. Selon des enquêtes faites sur différents systèmes (fabrication, système énergétique, etc), ce pourcentage peut varier entre 15% et 70% [BB00, HY06]. Il y a donc un besoin de réduire le coût de maintenance en évitant les actions de maintenance qui ne sont pas nécessaires.

Pour palier les inconvénients des maintenances corrective et systématique, les maintenances conditionnelle et prévisionnelle sont proposées. La maintenance conditionnelle est effectuée en prenant en compte l'état de santé du système. L'état de santé du système est estimé par un système de surveillance [JLB06]. Une maintenance n'est effectuée que lorsque l'état de santé d'un ou de plusieurs équipements n'est plus acceptable pour les opérateurs.

3. Un bien peut être un système ou un équipement

La maintenance prévisionnelle est basée sur la prévision de l'état de santé du système dans le futur [Mob02]. Cette prévision est généralement basée sur l'estimation de l'état de santé actuel. Ce type de maintenance permet de planifier à l'avance la maintenance en estimant l'évolution de l'état de santé dans le futur. Elle permet donc de commander à l'avance les composants de remplacement, les outils et éventuellement les services. Le coût de maintenance peut donc être réduit.

Les maintenances conditionnelle et prévisionnelle sont des politiques de maintenance plus efficaces que les deux autres politiques de maintenance présentées dans le tableau 1.3. Les deux politiques de maintenance efficaces ont besoin d'un système de surveillance, ce système est discuté ci-après.

1.2.2 Terminologie de la surveillance

Pour préciser le sens que nous donnons dans la suite de cette thèse aux termes liés à la surveillance, cette section présente une terminologie du domaine de la surveillance d'un système technologique.

Définition 4.
Surveillance [IB97] : tâche réalisée en temps réel pour déterminer l'état de santé d'un système technologique, en enregistrant les informations, en reconnaissant et en indiquant les anomalies de son comportement.

Nous utilisons principalement le terme défaillance [4] pour décrire les anomalies d'un système.

Définition 5.
La défaillance [AFN01] est la cessation de l'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise.

La fonction requise dépend des systèmes étudiés et est définie par l'utilisateur du système. Par exemple, dans la section 1.1, on définit que la fonction requise d'un système de production et de distribution de chaleur est de rendre le service aux clients en respectant un objectif d'efficacité énergétique.

Avant l'occurrence de la défaillance, le comportement du système peut déjà changer à cause d'une dégradation.

Définition 6.
Une dégradation [AFN01] est une évolution irréversible d'une ou plusieurs caractéristiques d'un bien liée au temps, à la durée d'utilisation ou à une cause externe.

La dégradation du système commence dès sa mise en service. Une défaillance survient lorsque le niveau de dégradation est tel que le système ne peut plus accomplir sa fonction requise, le système est considéré en **fonctionnement défaillant**. Lorsque la dégradation est nulle (ou très faible), le système est en **fonctionnement nominal**. Entre le fonctionnement nominal et défaillant, le fonctionnement est dit **dégradé**.

La défaillance est définie d'un point de vue fonctionnel. Dans l'article [Ise97], on distingue le défaut [5] de la défaillance.

4. Failure en anglais
5. Fault en anglais

Définition 7.
Un défaut est une déviation inacceptable d'une ou plusieurs caractéristiques d'un composant.

Il convient de noter que le fonctionnement défaillant peut survenir en passant ou sans passer par l'état de fonctionnement dégradé. Cette distinction est faite dans [Ise97] en définissant deux types de défauts : les défauts progressifs [6] et les défauts brusques [7].

La surveillance d'un système technologique est basée sur l'utilisation d'indicateurs qui caractérisent l'écart entre l'état de santé actuel et l'état de santé lors du fonctionnement nominal.

La surveillance a principalement 3 objectifs [BC96] :

— Détecter les défauts du système,

— Localiser le(s) équipement(s) en défaut,

— Estimer l'amplitude des défauts.

Le **diagnostic** est une fonction de la surveillance, qui vise à déterminer la cause primaire du fonctionnement anormal en prenant en compte des symptômes observés [GMJ+04].

1.2.3 Méthodes de surveillance d'un système technologique

La surveillance d'un système technologique comprend généralement deux étapes [BKLS06, Rol11] :

— Générer des indicateurs de l'état du système.

— Décider de l'état de santé du système (fonctionnement nominal ou défaillant), et localiser éventuellement le(s) équipement(s) en défaut.

Avant de développer les méthodes de surveillance d'un système, il est nécessaire de déterminer la partie surveillable du système et de générer des indicateurs pour cette partie. La définition de la propriété de surveillabilité d'un système et la méthode de détermination de la partie surveillable d'un système sont présentées dans la section 1.2.3.1. A la fin de cette section, une méthode permettant d'aider la génération des indicateurs sera présentée.

Différentes méthodes pour réaliser les deux étapes de la surveillance sont décrites dans les sections 1.2.3.2 et 1.2.3.3.

Par ailleurs, certaines méthodes d'intelligence artificielle sont utilisées pour surveiller le système en combinant les deux étapes mentionnées ci-dessus. Le principe de ces méthodes et quelques exemples sont présentés brièvement dans la section 1.2.3.3.5.

6. Incipient fault en anglais
7. Abrupt fault en anglais

1.2.3.1 Recherche des sous-systèmes surveillables du système

L'analyse structurelle a été largement utilisée pour analyser les propriétés de surveillabilité des systèmes [CS97, SCD00]. Il s'agit de déterminer, sur le système global, la partie qu'il est possible de surveiller et celle qui à l'inverse n'est pas surveillable. L'analyse structurelle est basée sur le modèle structurel du système à étudier. Le principe de l'analyse structurelle est présenté ci-dessous. Plus de détails peuvent être trouvés dans [BKLS06, SCD00, KAN08, DFC+06, Dec91, CDYA08, SCD00].

Un système est constitué d'un ensemble d'équipements qui interagissent entre eux afin de réaliser la (les) fonction(s) pour laquelle (lesquelles) le système est conçu. Le fonctionnement de chaque équipement peut être décrit par un ensemble d'équations (contraintes) dynamiques et statiques, linéaires ou non linéaires qui définissent (ou contraignent) la trajectoire temporelle d'un ensemble de variables.

Deux types de variables apparaissent dans un modèle structurel de bon fonctionnement :

- les variables connues : mesures, consignes, commandes
- les variables inconnues : variables internes non mesurées, entrées inconnues

Le modèle structurel est une abstraction des modèles comportementaux. Ce modèle indique seulement quelles variables sont liées par quelles contraintes, la forme de cette contrainte n'est pas précisée.

Soit C l'ensemble des contraintes et X l'ensemble des variables. Le modèle structurel est un graphe biparti G, dont les sommets sont les éléments de $C \cup X$. Une arête relie un élément c_i de C et un élément x_j de X, lorsque la variable x_j est contrainte par la relation c_i. Aucune orientation du graphe n'est considérée a priori.

Le graphe peut être représenté par une matrice d'incidence. Chaque ligne de cette matrice correspond à une contrainte, et chaque colonne à une variable. Un 1 à la position (i, j) indique que la variable x_j apparaît dans la contrainte c_i.

Une analyse du modèle structurel (i.e analyse structurelle) permet de trouver les ensembles de contraintes à partir desquelles on peut générer des indicateurs de l'état de santé du système. On appelle ces ensembles les sous-systèmes (structurellement) surveillables, aussi appelés *minimal structurally overdetermined* (MSO) (i.e sous-système structurellement sur-déterminé minimal) dans [Kry06].

Définition 8 (Sous-système surveillable)**.**
Un ensemble des contraintes C_m est un sous-système (structurellement) surveillable si et seulement s'il vérifie $|C_m| - |var_x(C_m)| = 1$, avec $var_x(C_m)$ l'ensemble des variables inconnues qui apparaissent dans les contraintes et C_m, $|.|$ représente le cardinal d'un ensemble.

La décomposition de Dulmage-Mendelsohn [DM58] consiste à permuter les colonnes et les lignes de la matrice d'incidence représentant un graphe afin d'obtenir une représentation par bloc triangulaire inférieur. Il a été prouvé [DM58] que tout graphe se décompose en trois composantes canoniques que l'on appellera respectivement S^+, S^0 et S^- (Voire Figure 1.5). Pour l'analyse structurelle, cette décomposition est effectuée sur le sous-graphe liant les variables inconnues.

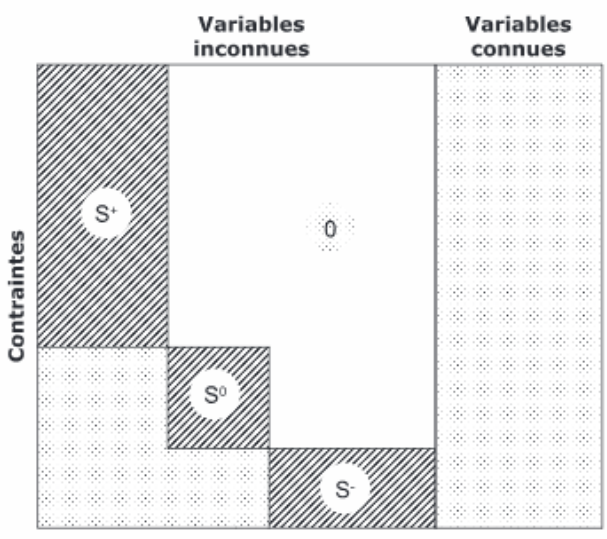


FIGURE 1.5 Décomposition de Dulmage-Mendelshon [Fla11]

— S^+ : Le nombre de contraintes est inférieur au nombre de variables inconnues, cette partie est dite sur-déterminée.
— S^0 : Le nombre de contraintes est égal au nombre de variables inconnues, cette partie est dite juste-déterminée.
— S^- : Le nombre de contraintes est supérieur au nombre de variables inconnues, cette partie est dite sous-déterminée.

La partie sur-déterminée (S^+) définit la partie surveillable du système [SCD00]. Les sous-systèmes surveillables sont contenus dans S^+. Certains sous-systèmes dans S^+ contiennent autant de contraintes que les variables inconnues. Ils sont appelés des blocs de Koenig-Hall [Hal35]. Les contraintes dans un bloc de Koenig-Hall doivent être utilisés obligatoirement ensemble pour générer les indicateurs [Dü05]. Les algorithmes qui permettent de rechercher l'exhaustivité des sous-systèmes surveillables sont récapitulés et présentés dans [ABE+09].

La génération d'indicateurs n'est possible que pour la partie surveillable. Les indicateurs peuvent être générés en réalisant un couplage sur le graphe biparti.

Définition 9 (Couplage)**.**
Un couplage sur le graphe biparti est un ensemble d'arêtes indépendantes c'est-à-dire n'ayant pas de sommet en commun. Le cardinal d'un couplage est le nombre d'arêtes sélectionnées dans le graphe.

Définition 10 (Couplage complet)**.**
Un couplage est dit complet sur les variables lorsque toutes les variables sont couplées. Il est dit complet sur les contraintes lorsque toutes les contraintes sont couplées.

Un couplage complet sur les variables inconnues d'un sous-système surveillable réordonne les équations de ce sous-système. En terme graphique, un couplage oriente le graphe biparti associé

au sous-système surveillable de manière à former une séquence de calcul (ou d'élimination) des variables inconnues.

Dans un MSO, il y a toujours une contrainte non couplée, car le nombre de contraintes d'un MSO est plus grand que celui des variables. Cette contrainte non couplée dite *redondante* est utilisée pour générer des indicateurs.

Le tableau 1.4 montre un exemple pour illustrer le couplage complet d'un MSO. Réaliser un couplage revient à choisir un (1) par colonne et par ligne. La variable correspondante est estimée en utilisant la contrainte correspondante. La séquence de calcul dans ce tableau est la suivante : La variable x_3 est calculée en utilisant c_5. x_4 peut alors être calculée en utilisant c_2. x_1 peut ensuite être calculée en utilisant c_1. c_3 est utilisée pour calculer x_2. c_4 est une contrainte redondante, qui peut aussi utilisée pour calculer x_2. L'indicateur est l'écart entre les 2 estimations de x_2.

	x_1	x_2	x_3	x_4	a_1	a_2	a_3
c_1	(1)			1			
c_2			1	(1)	1		
c_3	1	(1)					
c_4		1					1
c_5			(1)			1	

TABLE 1.4 Couplage sur un MSO. $c_i, i \in \{1, \ldots, 5\}$ sont des contraintes. $x_i, i \in \{1, \ldots, 4\}$ sont des variables inconnues. $a_i, i \in \{1, \ldots, 3\}$ sont des variables connues.

1.2.3.2 Génération des indicateurs sur des sous-systèmes surveillables

Les indicateurs sont obtenus soit en calculant (estimant) les variables inconnues intervenant dans les contraintes d'un MSO, soit en éliminant ces variables.

Cette section décrit d'abord les propriétés souhaitées pour un indicateur de l'état de santé du système et présente les principales méthodes de génération des indicateurs.

La valeur d'un indicateur, en l'absence de bruit et d'erreur du modèle, est nulle lors du **fonctionnement nominal** et différente de zéro lorsque le système est en fonctionnement dégradé ou défaillant. L'indicateur s'appelle aussi le **résidu**. Il représente l'écart entre la valeur d'une variable lors du fonctionnement nominal et la valeur de cette variable dans l'état actuel.

Les indicateurs de l'état de santé du système peuvent être générés avec ou sans [8] modèles physiques. Les méthodes basées sur des **modèles physiques dynamiques** des systèmes sont développées depuis les années 70 [Ise95]. Une présentation détaillée des principales méthodes comme les méthodes à base d'**observateurs** ou de **filtres de Kalman**, les méthodes à base de **Relations de Redondance Analytiques** (RRA) ou encore les méthodes à base d'**identification paramétriques**, peut être trouvée dans les articles et les ouvrages [Ise95, Pat94, FD97, BKLS06, CCS91].

8. Les méthodes de génération des indicateurs sans modèle analytique sont appelées Data driven methods en anglais

Les méthodes utilisant des observateurs cherchent à reconstruire des sorties du système en se basant sur des modèles physiques dynamiques et les entrées du systèmes [ZJC08, JSC04, SCC91b]. L'indicateur est l'écart entre les sorties mesurées et les sorties estimées.

La méthode basée sur les RRA, encore appelée méthode de l'espace de parité, est détaillée dans [IB97, CEMS04, SCC91a, DCS94]. Cette méthode consiste à éliminer les variables inconnues par projection ou substitution. Des relations dynamiques liant uniquement des variables connues sont obtenues. La vérification de ces relations en utilisant les données prélevées en ligne sur le système fournit un résidu.

Les méthodes basées sur les techniques d'identification paramétrique estiment en temps réel les paramètres du système et comparent ces estimations aux valeurs de référence de ces paramètres. De nombreux travaux existent sur ce sujet, des détails peuvent être trouvés dans [IB97].

Lorsque le modèle physique du système n'est pas disponible ou ne peut pas être facilement obtenu, il est possible de construire un modèle qui caractérise le comportement du fonctionnement nominal du système en s'appuyant sur les données collectées lors de cet état de fonctionnement.

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode statistique populaire dans le domaine de la surveillance d'un système. L'ACP consiste à modéliser la corrélation entre des variables [JQ03] (Voir plus de détails sur l'ACP dans l'annexe C). Cette méthode construit un nouvel espace dont chaque axe est une composante principale. Chaque composante principale est une combinaison linéaire des variables [KMM91]. Lorsqu'il existe des corrélations entre les variables mesurées, il est possible de représenter les données par leur projection dans un espace réduit [9] qui est constitué par un sous-ensemble des composantes principales, et la projection dans l'espace constitué par les composantes principales restantes [10] est du bruit [JQ03]. Pour construire l'indicateur, les données bruitées sont d'abord **projetées** dans l'espace réduit. Les valeurs dans l'espace original peuvent être reconstruites à partir de **la projection dans l'espace réduit** via une transformation inverse. Les valeurs reconstruites sont des données brutes auxquelles on soustrait le bruit. L'indicateur est l'écart entre les données brutes et les données reconstruites.

1.2.3.3 Détermination de l'état de santé d'un système et localisation de(s) équipement(s) en défaut

La détermination de l'état de santé du système se base sur les valeurs des indicateurs de l'état de santé du système. Dans la pratique, les indicateurs sont toujours bruités. Si on suppose que le bruit est représenté par une composante additive aléatoire $\epsilon(t)$, la valeur d'un indicateur $r(t)$ est la somme de sa composante déterministe $\mu(t)$ et de sa composante aléatoire $\epsilon(t)$:

$$\mathbf{r}(t) = \mu(t) + \epsilon(t) \tag{1.5}$$

La décision prise sur l'état de santé de système en se basant sur des indicateurs bruités, s'appuie sur un test statistique. Cette section présente d'abord les notions élémentaires d'un test

9. La dimensionnalité de l'espace réduit est inférieure à celle de l'espace original.
10. L'ensemble de composantes principales restantes est l'ensemble des composantes principales moins le sous-ensemble de composantes principales utilisées pour construire l'espace réduit.

statistique et les principales méthodes de détection de changement d'état de fonctionnement du système. Ensuite, les méthodes de localisation des équipements en défaut sont présentées.

Supposons qu'un vecteur d'indicateurs $\mathbf{r}$ suive une loi statistique $\mathbb{P}_\theta$, où $\theta \in \Theta$ est un vecteur de paramètres qui définit la loi. La définition de l'hypothèse statistique est formulée comme ci-dessous dans [Nic13] :

Définition 11.
Pour les deux entiers $l \in \{0, 1\}$, on définit une hypothèse $H_l = \{\theta \in \Theta_l\}$ où Θ_l est un sous-ensemble de Θ. L'hypothèse H_l est vraie si r suit la distribution $\mathbb{P}_\theta$ où $\theta \in \Theta_l$.

Un **test d'hypothèse** est effectué par une règle de décision qui définit la condition pour laquelle H_0 ou H_1 est rejetée ou acceptée.

En effectuant un test d'hypothèse, il existe toujours un risque de commettre une erreur de décision. Le risque de première espèce (α) est la probabilité de rejeter l'hypothèse H_0 alors qu'elle est vraie. Le risque de deuxième espèce (β) est la probabilité d'accepter H_0 alors que H_1 est vraie. Toutes les situations d'un test statistique sont décrites dans la matrice de confusion du test statique (Tableau 1.5).

	Hypothèse H_0 vraie	Hypothèse H_1 vraie
Hypothèse H_0 non rejetée	Vrai négatif $(1-\alpha)$	Faux négatif β
Hypothèse H_0 rejetée	Faux positif α	Vrai négatif $(1-\beta)$

TABLE 1.5 Matrice de confusion d'un test statistique

Le risque de première espèce est un paramètre du test d'hypothèse, qui est aussi appelé le **niveau de signification**.

De nombreux algorithmes de détection de changement de l'indicateur sont basés sur un test d'hypothèse. Certains algorithmes analysent le changement d'un seul indicateur (algorithme univarié), d'autres analysent le changement d'un vecteur d'indicateurs (algorithme multi-varié).

Dans le contexte de la surveillance, nous supposons que les indicateurs suivent une loi $\mathbb{P}_\theta$. Lorsque le système est en fonctionnement nominal, $\theta \in \Theta_0 = \{\theta_0\}$. Lorsqu'il n'est pas en fonctionnement nominal, $\theta \in \Theta_1$. Θ_1 comprend toutes les valeurs possibles de θ sauf θ_0. Les algorithmes de détection de changement de l'indicateur consistent à tester l'hypothèse suivante :

Hypothèse 1.
H_0^1 : le système est en fonctionnement nominal ($\theta = \theta_0$)

$H_1^1 = \overline{H_0^1}$, $\overline{H_0^1}$ représente le complément de H_0^1.

La règle de décision consiste à calculer une variable statistique et à définir un seuil pour prendre la décision sur cette hypothèse, c'est-à-dire accepter ou rejeter H_0^1.

1.2.3.3.1 Algorithmes univariés Dans un premier temps, le cas où il y a un seul indicateur est traité. La carte de Shewhart [She25] est très souvent utilisée dans les applications industrielles

en raison de sa simplicité. Dans la démarche d'utilisation de cette carte, l'indicateur est supposé suivre une distribution gaussienne de moyenne μ_0 et d'écart type σ_0.

La règle de décision est basée sur des échantillons d'un indicateur. La carte de Shewhart surveille la moyenne de la distribution de l'indicateur pour tester l'hypothèse 1. La variable statistique utilisée pour le test d'hypothèse est la distance euclidienne normalisée entre la valeur moyenne des nouveaux échantillons d'un indicateur ($\bar{r}$) et sa moyenne lors du fonctionnement nominal (μ_0), qui est généralement nulle :

$$d = \frac{\bar{r} - \mu_0}{\sigma_0} \tag{1.6}$$

d suit la loi normale $\mathcal{N}(0, 1)$. Lorsque σ_0 est inconnu, il est remplacé par son estimation et d suit une loi de *Student*. En définissant un niveau de signification (α) et en se basant sur la loi de d, le seuil Th peut être défini.

La décision prise par la carte de Shewhart se base sur des échantillons dans une fenêtre temporelle. Les cartes CUSUM (Cumulative SUM) et EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) utilisent l'ensemble des échantillons historiques pour effectuer le test d'hypothèse [DC09]. Les cartes de contrôle CUSUM et EWMA permettent une accumulation de l'information du passé et ont une meilleure sensibilité aux changements faibles [Lai01].

La carte CUSUM repose sur l'hypothèse que des indicateurs r suivent une distribution gaussienne avec une moyenne μ_0 et un écart type σ_0. La variable statistique utilisée pour le test d'hypothèse est la somme des valeurs normalisées des indicateurs :

$$S_k = \sum_{i=1}^{k} \frac{r_i - \mu_0}{\sigma_0} \tag{1.7}$$

Où r_i est le i$^{\text{ème}}$ échantillon de l'indicateur.

La valeur de seuil est définie en fonction du retard de détection et du taux de fausses alarmes toléré. Plus le seuil est élevé, moins il y a de fausses alarmes, mais plus la détection est tardive.

La carte EWMA accumule aussi les informations du passé, mais d'une manière différente par rapport à la carte CUSUM. Elle représente un lissage exponentiel de la moyenne de r :

$$\bar{r}_k = \lambda r_k + (1 - \lambda)\, \bar{r}_{k-1} \tag{1.8}$$

Où $\bar{r}_k$ est l'estimation de la moyenne avec les k premiers échantillons de r. La valeur de $\bar{r}$ est initialisée par $\bar{r}_1 = r_1$.

L'écart type de $\bar{r}_k$ ($\sigma_{\bar{r}_k}$) peut être calculé en fonction du paramètre λ et de l'écart type de r (σ_0). $\bar{r}_k$ suit la distribution $\mathcal{N}(\mu_0, \sigma_{\bar{r}_k})$, le seuil Th peut être défini à partir d'un niveau de signification α fixé.

1.2.3.3.2 Algorithmes multi-variés La carte de Shewhart multi-variée repose sur l'hypothèse que les indicateurs suivent une distribution gaussienne multi-variée, avec une moyenne μ et

une matrice de covariance $\mathbf{\Sigma}$. Pour la carte de Shewhart multi-variée, la distance de Mahalanobis est la variable statistique la plus utilisée pour effectuer le test d'hypothèse 1 [BPP07]. La distance de Mahalanobis entre un échantillon $\mathbf{r}_k$ et la moyenne de la distribution μ est définie par :

$$d^{\mathbf{\Sigma}}(\mathbf{r}_k, \mu) = \sqrt{(\mathbf{r}_k - \mu)(\mathbf{\Sigma})^{-1}(\mathbf{r}_k - \mu)^T} \tag{1.9}$$

$d^{\mathbf{\Sigma}}(\mathbf{r}_k, \mu)$ suit une loi du Khi-deux. Lorsque μ et $\mathbf{\Sigma}$ ne sont pas connues, en utilisant leurs estimations, $d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}}(\mathbf{r}_k, \hat{\mu})$ suit la loi de Hotelling (voir Annexe D). En définissant un niveau de signification α, le seuil Th utilisé pour tester l'hypothèse 1 peut être obtenu.

Dans les versions multi-variées de EWMA et CUSUM, la distance euclidienne normalisée univariée est remplacée par la distance de Mahalanobis. Les détails sont présentés dans [BPP07, Mon09b].

1.2.3.3.3 Discussion sur les algorithmes univariés et multi-variés Lorsque plusieurs indicateurs d'état de santé sont disponibles, des algorithmes univariés sur chaque indicateur peuvent être utilisés si les indicateurs sont indépendants. Si les indicateurs sont corrélés, les algorithmes univariés ne peuvent pas être utilisés [MK95]. A titre d'illustration, prenons un exemple à deux dimensions (Voir Figure 1.6). Les deux indicateurs sont supposés suivre une distribution gaussienne multi-variée. L'ellipse représente une **région de fluctuation**. Tous les échantillons des indicateurs $(\mathbf{r}_k)$ dans cette région satisfont la condition $d^{\mathbf{\Sigma}}(\mathbf{r}_k, \mu) < Th$ (H_0^1 n'est pas rejetée). L'échantillon représenté par une croix encerclée sur la Figure 1.6 n'est pas dans cette ellipse, H_0^1 est rejetée. Cependant, si on applique un test univarié (ex. une carte de Shewhart dans la figure 1.6) pour chaque indicateur, H_0^1 n'est pas rejetée.

Un test multi-varié est donc plus puissant puisqu'il permet, avec le même niveau de signification, de rejeter l'hypothèse H_0^1 dans des situations où des tests univariés ne peuvent pas le faire.

1.2.3.3.4 Localisation d'un défaut Après avoir détecté un fonctionnement défaillant, il est souhaité localiser le (ou les) composant(s) en défaut responsable(s) de cette défaillance.

Le comportement du système est caractérisé par un ensemble (ou vecteur) d'indicateurs (ou résidus). Deux types de vecteurs de résidus sont présentés dans [Pat94] pour aider à la localisation du défaut :

- Les résidus structurés.
- Les résidus directionnels.

Les résidus structurés sont conçus de manière à être sensibles à un sous-ensemble de défauts et insensibles aux défauts restants. Lorsqu'un défaut apparaît, seul un sous-ensemble de résidus réagit.

La localisation des défauts est effectuée à l'aide d'un tableau de décision binaire. Lorsque le i$^{\text{ème}}$ indicateur est sensible au j$^{\text{ème}}$ défaut, la valeur indiquée dans la i$^{\text{ème}}$ ligne et de la j$^{\text{ème}}$ colonne est 1, sinon elle vaut 0. Le vecteur de valeurs binaires de la j$^{\text{ème}}$ colonne est appelé signature du j$^{\text{ème}}$ défaut. Tous les défauts sont dits isolables si les signatures de tous les défauts sont différentes.

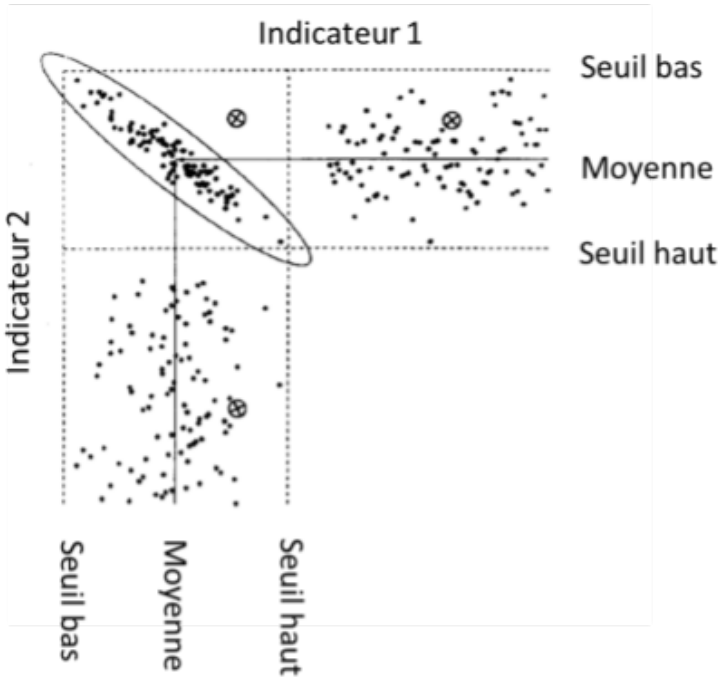


FIGURE 1.6 Exemple qui illustre le résultat erroné donné par l'algorithme univarié [MK95]

Par exemple, supposons qu'il y ait 3 indicateurs $\{r_1, r_2, r_3\}$, et qu'il y ait 3 défauts possibles $\{d_1, d_2, d_3\}$. Si les résidus structurés correspondent au tableau 1.6, les trois défauts sont tous localisables (ou isolables).

	d_1	d_2	d_3
r_1	1	1	0
r_2	1	0	1
r_3	0	1	1

TABLE 1.6 Exemple d'un tableau de décision

La localisation de défaut consiste à comparer le tableau de décision théorique et la signature réelle obtenue en appliquant les tests univariés sur chacun des résidus.

Une autre possibilité pour localiser les causes d'un défaut est de construire des **résidus directionnels**. Ils sont construits tels que, en réponse à un défaut donné, le vecteur des résidus s'oriente suivant une direction bien précise dans l'espace des résidus. Dans ce cas, la **signature** d'un défaut est la direction dans l'espace des résidus.

Lorsqu'un défaut est détecté, le défaut est localisé en comparant la direction des résidus et la direction de chaque défaut.

Afin d'isoler les défauts, les méthodes basées sur les résidus structurés et sur les résidus direction-

nels imposent des contraintes lors de la génération des résidus. Dans [LD07], une autre méthode est proposée. Un défaut est caractérisé par un ensemble de valeurs des résidus. Pour déterminer les correspondances entre des ensembles de valeurs des résidus et des défauts, le séparateur à vaste marge (SVM [11]) est utilisé dans ces travaux. Cette méthode peut construire un modèle qui indique ces correspondances. Afin de calculer les paramètres de ce modèle, une base de données d'occurrence des différents défauts doit être disponible. Ce modèle peut ensuite être utilisé pour détecter et isoler des défauts en utilisant les nouveaux échantillons des indicateurs.

1.2.3.3.5 Approches combinant la génération d'indicateurs et la décision

Les méthodes précédemment présentées pour générer des indicateurs et déterminer l'état de santé du système sur la base de ces indicateurs constituent deux étapes successives du processus de surveillance.

Il existe des méthodes qui combinent ces deux étapes. Le problème de surveillance est alors transformé en un problème de classification supervisée. Pour le modèle de classification, les entrées sont des mesures qui appartiennent à une classe [12], la sortie est la classe de ces mesures. Chaque classe correspond à un état de fonctionnement nominal, dégradé ou défaillant causé par un défaut spécifique. Pour résoudre un problème de classification, deux phases sont nécessaires : la phase d'apprentissage et la phase de reconnaissance. Pendant la phase d'apprentissage, un modèle de classification doit être construit. Ce modèle doit pourvoir prédire la classe des nouvelles mesures.

Parmi ces méthodes, les réseaux de neurones sont couramment utilisés pour détecter et isoler des défauts [VRKY03]. L'article [VRKY03] présente des applications des réseaux de neurones pour la surveillance d'un système chimique. Les réseaux de neurones ont aussi été utilisés pour surveiller une pompe dans [RVDR08, LXLY17].

Ces méthodes reposent sur les informations contenues dans les données. Afin de caractériser les différents états de fonctionnement (i.e apprendre le modèle), les données collectées doivent couvrir tous ces états. De plus, afin de distinguer différents défauts, les données doivent aussi être collectées lors de l'occurrence de ces différents défauts. Pour apprendre le modèle, la base de données doit être au moins partiellement labellisée, c'est-à-dire que la classe de certains échantillons doit être connue. Lorsqu'un nouvel échantillon correspond à une classe qui n'est pas présente dans la base de données historique, la classification peut être incorrecte.

1.2.4 Conclusion

La section 1.2 a débuté par une présentation rapide des différentes politiques de maintenance. Un système de surveillance peut être utilisé pour aider les opérateurs à mieux prendre la décision de maintenance. Après une description de la terminologie concernant la surveillance, différentes méthodes de surveillance ont été présentées.

Ces méthodes ont toutes des contraintes lors de l'utilisation. Sur les installations du Groupe Veolia, il existe des contraintes industrielles, qui seront présentées dans la section 1.3. Dans la section 1.4, pour répondre aux besoins industriels présentés dans la section 1.1.6, les objectifs de

11. *support vector machine* en anglais.
12. Le classe est représentée par une valeur discrète.

la thèse et le choix des méthodes.

1.3 Contraintes industrielles pour la conception d'une méthode de surveillance d'un réseau de distribution de chaleur

Nous voulons concevoir une méthode de surveillance d'un réseau de distribution et souhaitons déployer cette méthode sur de nombreux systèmes industriels exploités par Veolia. Pour ce faire, il faut tenir compte de certaines contraintes.

Certaines installations ont été très récemment instrumentées pour archiver les mesures des capteurs. Il n'y a donc pas ou très peu de mesures historiques disponibles sur ces sites.

Pour les systèmes en exploitation depuis un certain temps, les mesures qui ont pu être collectées ne sont pas labellisées : les défauts qui ont été rencontrés ne sont, en général, pas indiqués.

La masse de données collectées est importante : la fréquence d'échantillonnage est relativement élevée, elle peut atteindre jusqu'à 1 Hz. De plus, certaines sous-stations sont fortement instrumentées avec plus d'une quarantaine de capteurs.

Les capteurs ne sont généralement pas installés pour suivre l'état de santé du système, mais pour être utilisés par le système de régulation. De plus, les positions de capteurs peuvent varier selon les installations. Ces capteurs peuvent être plus ou moins éloignés des équipements à surveiller. Lors de la mesure des températures, le temps de propagation du fluide doit donc être pris en compte.

Veolia exploite de nombreux sites. D'un point de vue opérationnel, les exploitants veulent que la mise en service du système de surveillance nécessite un temps d'ingénierie réduit et le moins d'expertise métier possible.

1.4 Objectifs de la thèse

Cette section précise d'abord les objectifs de la thèse afin de répondre aux besoins industriels énoncés dans la section 1.1.6.

Objectif 1 Les besoins industriels énoncés dans la section 1.1.6 visent à concevoir un système qui contribue au suivi de l'état de santé des équipements pour un réseau de distribution de chaleur afin d'aider les exploitants à maîtriser l'efficacité énergétique du système. L'état de santé des équipements évolue suite à l'occurrence des défauts brusques et à cause des dégradations lentes des équipements. Nous nous intéressons particulièrement aux dégradations lentes, qui sont plus difficiles à appréhender par les opérateurs que les défauts brusques. L'outil à concevoir doit aider à prendre la décision de maintenance afin de maintenir un certain niveau d'efficacité énergétique. Par conséquent, nous voulons fournir une aide aux opérateurs en suivant les dégradations qui impactent l'efficacité énergétique. Pour ce faire, nous devons **établir le lien entre l'état de**

santé des équipements d'un réseau de distribution et l'efficacité énergétique globale du réseau.

Comme cela a été présenté dans la section 1.2.3, la surveillance du système peut être décomposée en deux étapes :

1. Génération des indicateurs de l'état de santé du système
2. Détermination de l'état de santé du système en se basant sur ces indicateurs

Les approches qui combinent les deux étapes précédentes, nécessitent une base de données labellisée des mesures contenant des défauts Comme de telles bases de données ne sont pas disponibles sur les sites en début d'exploitation, ces méthodes ne peuvent donc pas être mises en oeuvre sur de nouvelles installations et ne seront donc pas utilisées par la suite.

Objectif 2 En raison du nombre limité de capteurs et des contraintes sur la position des capteurs, tous les défauts ne sont pas surveillables. Nous devons donc **déterminer les sous-systèmes surveillables dans un système, et aussi déterminer les éléments (mesures, modèle quantitatif ou qualitatif) qui peuvent être utilisés pour générer des indicateurs de l'état de santé du système.**

Objectif 3 Un des objectifs est de **fournir aux opérateurs des indicateurs de l'état de santé du réseau de distribution qui soient faciles à interpréter pour déterminer les causes des défauts.** Les connaissances physiques disponibles sur le système serons utilisées pour élaborer des indicateurs qui sont plus faciles à interpréter que ceux générés par des méthodes n'utilisant que les données.

Objectif 4 L'interprétation par un opérateur de la valeur des indicateurs et de leurs évolutions temporelles est rendue délicate

— en raison de la composante aléatoire des indicateurs,

— par le fait que les valeurs des indicateurs sont généralement corrélées entre elles,

— par la grande masse d'informations à interpréter à chaque instant (grand nombre de capteurs, d'indicateurs).

Le dernier objectif est d'aider les opérateurs à déterminer l'état de santé du système dans ce contexte.

Chapitre 2

Génération des indicateurs d'état de santé des équipements

Comme cela a été présenté dans le chapitre 1, les opérateurs souhaitent maintenir un certain niveau d'efficacité énergétique du réseau de distribution de chaleur. Une maintenance efficace des équipements permet d'atteindre cet objectif car l'état de santé des équipements et l'efficacité énergétique du réseau sont liés.

Le réseau de distribution est surveillé à l'aide d'indicateurs pour aider à la décision de maintenance. Ces maintenances permettront de maintenir un niveau d'efficacité énergétique satisfaisant.

Pour accomplir ces deux tâches, les connaissances physiques des équipements seront utilisées (cf. Section 1.4). Ces connaissances peuvent se traduire par des modèles dynamiques ou statiques. Un modèle dynamique prend en compte l'évolution temporelle des variables qui caractérisent le fonctionnement d'un système. L'obtention et l'usage d'un modèle dynamique nécessitent beaucoup de temps d'ingénierie. Pour que l'approche du suivi de l'état de santé développée puisse s'appliquer facilement sur différents sites, des modèles statiques seront utilisés pour générer les indicateurs.

Cette section débute par une présentation des lois physiques du fonctionnement nominal [13] de chaque équipement dans le périmètre d'étude. Ensuite, nous caractérisons les liens entre l'état de santé des équipements et l'efficacité énergétique. Enfin, les indicateurs de l'état de santé des équipements qui ont une influence sur l'efficacité énergétique sont présentés.

2.1 Lois physiques des équipements

Dans cette section, les modèles statiques des différents équipements sont présentés après une description générale des principes de fonctionnement et des usages des équipements d'un réseau de distribution.

13. Dans le chapitre 1, nous avons présenté trois types de fonctionnement du système : fonctionnement nominal, dégradé et défaillant.



FIGURE 2.1 Conduites enterrées des réseaux de chaleur

Pour faciliter la présentation, nous distinguons deux types de lois : les lois physiques communes et les lois physiques spécifiques des équipements. Les lois physiques communes décrivent les comportements de la circulation du liquide dans les équipements connectés, tous les équipements d'un réseau de distribution accomplissent cette fonction. Les lois physiques spécifiques décrivent les fonctions spécifiques que chaque équipement doit accomplir.

2.1.1 Description générale des équipements d'un réseau de distribution

2.1.1.1 Conduite

Deux types de conduites sont présentés dans un réseau de distribution :

— Les conduites enterrées (Voir Figure 2.1) qui relient l'unité de production, les consommateurs de chaleur et la sous-station.

— Les conduites dans les sous-stations (Voir Figure 2.2).

Une conduite peut avoir une entrée et une sortie, ou être multi-entrées ou multi-sorties. Une conduite qui a plusieurs entrées et une sortie est utilisée pour collecter les flux de liquide qui viennent de plusieurs conduites (Voir Figure 2.3). Une conduite qui a une entrée et plusieurs sorties est utilisée pour répartir le flux de la conduite d'entrée aux différentes branches de sortie (Voir Figure 2.4). Pour lier plusieurs conduites, il existe une jonction (Cercle rouge dans les figures 2.3 et 2.4). On considère ici que la jonction est un type de conduite, et donc un équipement.



FIGURE 2.2 Conduite dans une sous-station

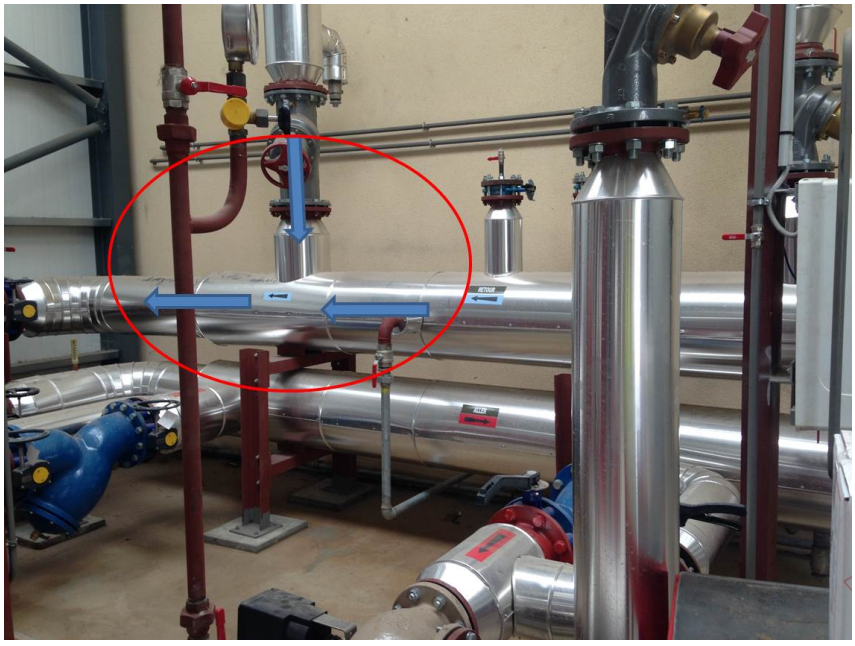


FIGURE 2.3 Exemple d'une conduite à 2 entrées et 1 sortie

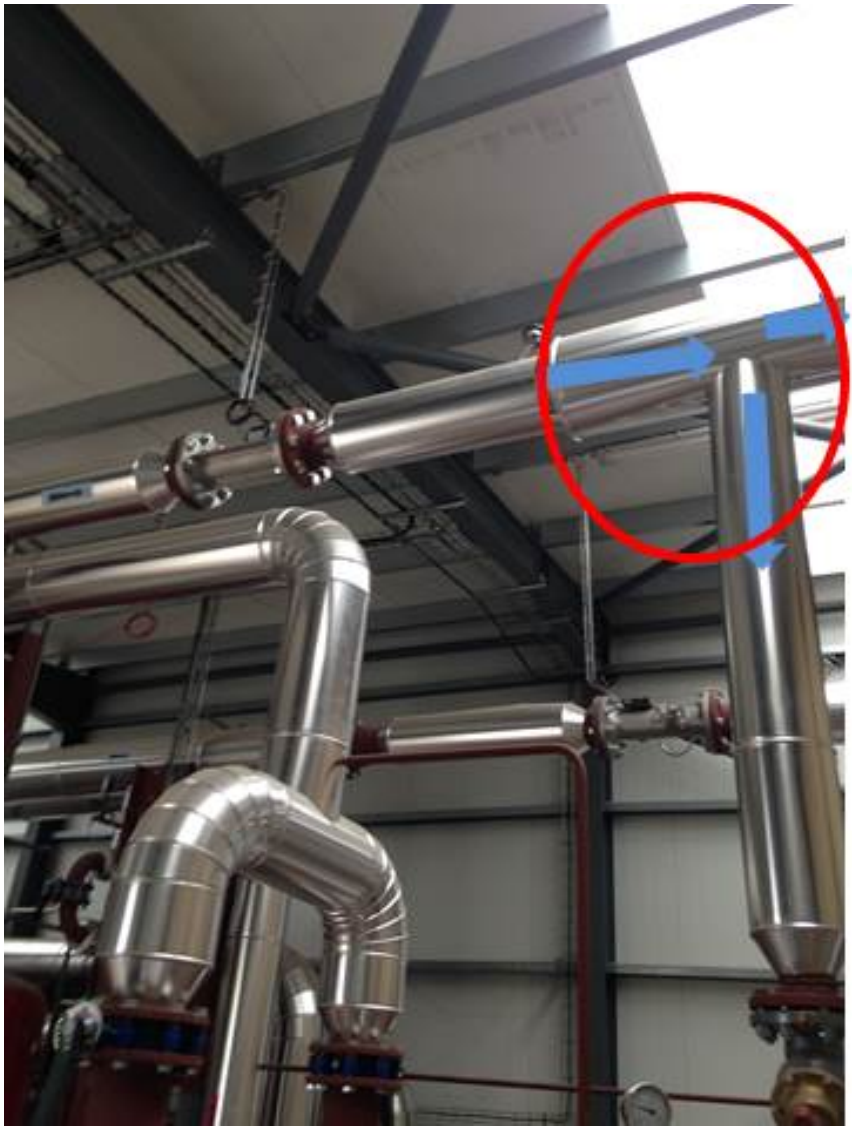


FIGURE 2.4 Exemple d'une conduite à 1 entrée et 2 sorties

2.1.1.2 Échangeur thermique

L'échangeur de chaleur est un appareil qui permet de transférer de la chaleur entre deux fluides de températures différentes. Les deux fluides ne sont pas en contact et le transfert s'effectue à travers une surface d'échange.

Dans les systèmes de chauffage, il existe principalement deux types d'échangeurs : les échangeurs à plaques et les échangeurs tubulaires [KHL02, SL14].

Un échangeur à plaques est représenté Figure 2.5. Cet échangeur comporte une série de plaques avec une surface ondulée. Les fluides chaud et froid[14] sont diffusés alternativement dans les

14. Les termes "chaud" et "froid" viennent d'une comparaison entre la températures des deux circuits. Pour un réseau de chaleur, le liquide chaud est généralement dans le circuit primaire.

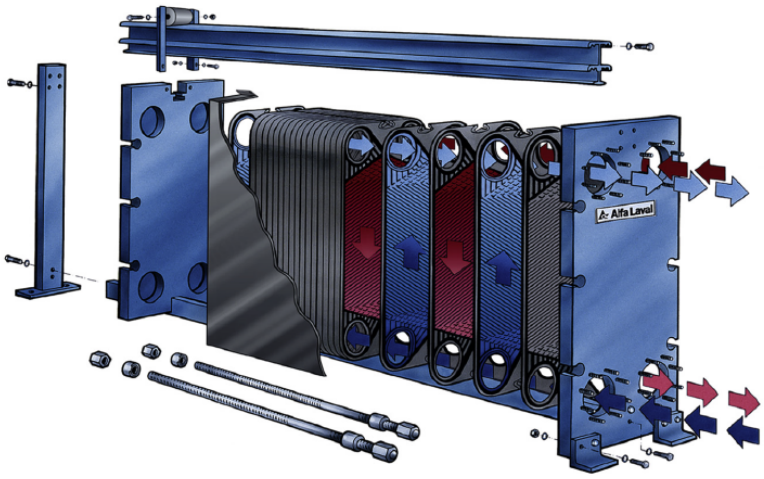


FIGURE 2.5 Échangeur à plaque [SL14]

plaques. Afin d'avoir une meilleure capacité de transfert de chaleur, les fluides chaud et froid dans les plaques sont souvent à contre-sens.

Un échangeur tubulaire est constitué de tubes ronds situés dans des grandes coques cylindriques, l'axe du tube est parallèle à celui de la coque (Figure 2.6). Il peut y avoir une seule ou plusieurs passes. Comme montré sur la Figure 2.6, un fluide entre dans les tubes, l'autre entre dans la coque.

2.1.1.3 Pompe

Dans un réseau hydraulique, la pompe est un équipement qui consomme de l'énergie pour faire circuler le fluide en augmentant sa pression à un certain niveau pour lutter contre les pertes de charge du circuit hydraulique.

Il existe de nombreux types de pompes. Une présentation détaillée de ces pompes est donnée dans [IJPC01]. Parmi ces pompes, la pompe centrifuge (Figure 2.7) est la plus utilisée dans un réseau de distribution de chaleur.

Dans cette thèse, nous étudions une pompe centrifuge qui est régulée par un variateur électronique de fréquence (VFD) et alimentée par un moteur électrique. Toutes les pompes des sites que nous avons visités sont de ce type.

Le variateur électronique de fréquence est un équipement qui peut changer la fréquence du courant alternatif. Comme la vitesse de rotation augmente avec l'augmentation de la fréquence du courant alternatif, cet équipement peut contrôler la vitesse de rotation du moteur électrique [Cam87].

L'énergie électrique fournie par l'alimentation électrique est transformée en énergie mécanique par le moteur électrique. Le moteur comprend un rotor et un stator, un arbre est sur le rotor. En consommant l'électricité, le rotor et l'arbre tournent. Le corps de la pompe centrifuge et le

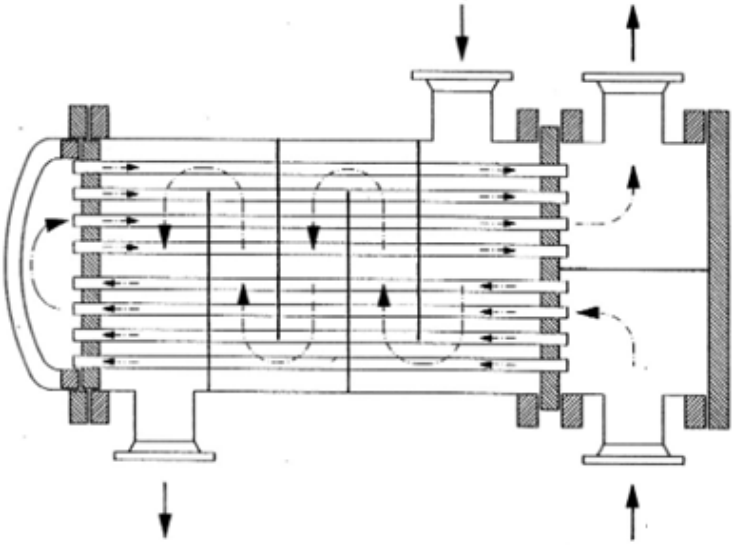


FIGURE 2.6 Echangeur tubulaire [NG16]

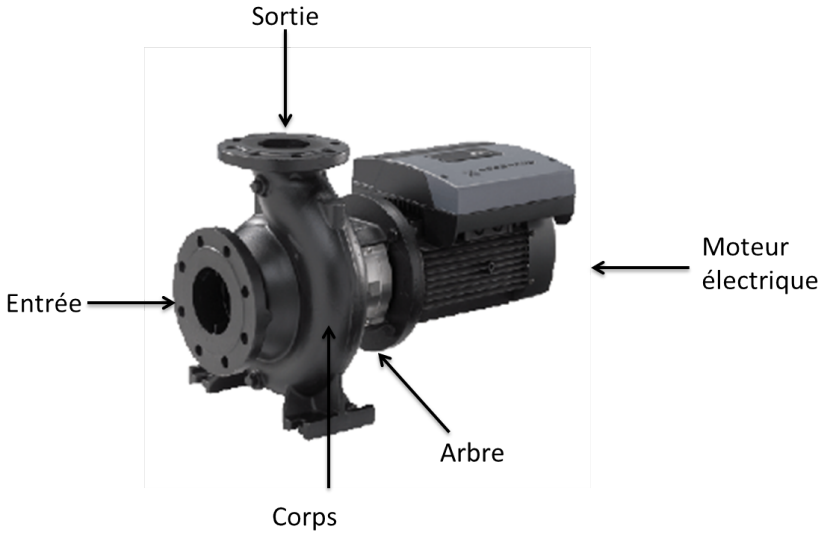


FIGURE 2.7 Pompe centrifuge GRUNDFOS NB 125-315/305 [GRU13]

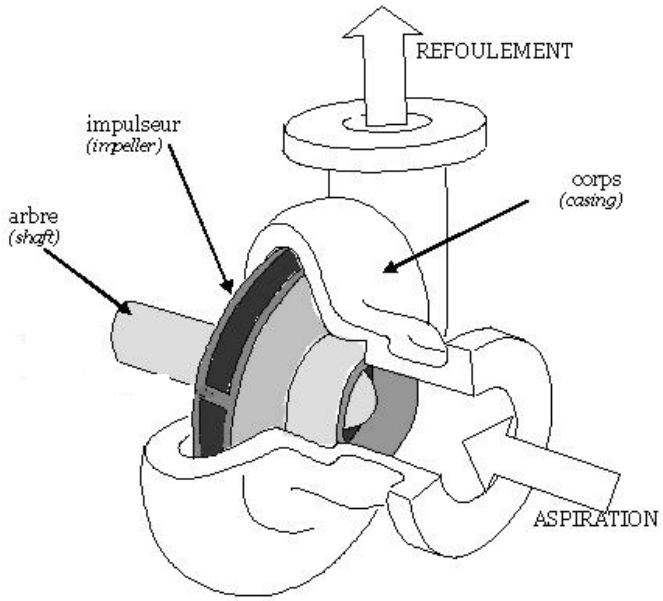


FIGURE 2.8 Intérieur du corps de la pompe centrifuge [LEM10]

moteur sont reliés par cet arbre. Dans le corps de la pompe (voir Figure 2.8), il y a une roue qui est liée à l'arbre. Avec la rotation de cette roue, des impulseurs sur la roue poussent le liquide dans la pompe. Lors de cette interaction, l'énergie mécanique est transférée au liquide et l'accélère. A la fin, le liquide sort par le diffuseur.

2.1.1.4 Vanne

En fonction de l'usage de la vanne, nous distinguons la vanne directionnelle de contrôle , la vanne de contrôle de pression et la vanne de contrôle de flux [AGS06]. Une vanne directionnelle permet de dériver automatiquement le fluide dans les installations hydrauliques. Une vanne de contrôle de pression sert à éviter que les pressions de liquide sur les équipements ne dépassent des limites fixées. La vanne de contrôle de flux détermine le débit du liquide dans le circuit.

La vanne directionnelle de contrôle n'est pas présente dans les réseaux de distribution que nous étudions. La vanne de contrôle de pression est utilisée pour éviter des dégâts sur les équipements lors du fonctionnement, c'est un élément assurant la sécurité du système. La vanne de contrôle de flux permet d'ajuster le débit dans le circuit. Pour une température donnée, la puissance thermique transportée par le liquide est proportionnelle au débit (cf. Équation 1.1) : cette vanne contrôle donc indirectement le transfert d'énergie. Dans cette thèse, nous nous intéressons aux équipements qui réalisent la fonction du réseau de distribution de chaleur : transférer de la chaleur aux clients. Nous étudions donc la vanne de contrôle de flux.

L'ouverture d'une vanne peut être contrôlée via le déplacement d'une tige (Voir Figure 2.9). Généralement, la tige d'une vanne automatisée est déplacée par un moteur électrique.

Dans un système de chauffage, il existe deux types de vannes : les vannes deux-voies et les

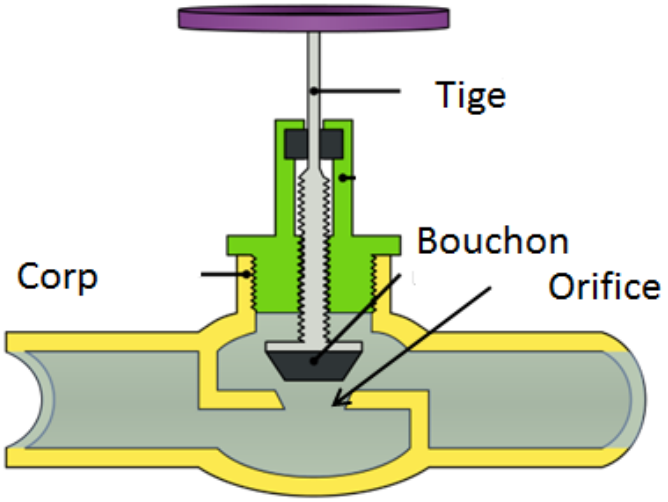


FIGURE 2.9 Exemple de vanne [Aim09]

vannes trois-voies. Le mot voie représente un passage vers ou depuis la vanne. La vanne deux-voies est utilisée pour contrôler le débit d'un passage. La vanne trois-voies contrôle le débit de deux passages. Les deux passages peuvent être utilisés pour diviser un flux ou pour fusionner deux flux. Le contrôle de cette vanne change le ratio de ces deux débits. Quatre configurations différentes de la vanne trois voies sont montrées sur la Figure 2.13. Ces configurations montrent différents usages de la vanne trois voies dans un réseau de distribution de chaleur.

2.1.2 Lois physiques communes des équipements

Les équipements dans un réseau de distribution sont connectés entre eux par des conduites. Concernant la circulation des liquides, certaines lois fondamentales doivent être respectées Il s'agit de la conservation de masse, de la conservation d'énergie et de la relation entre débit et pression [AGS06].

2.1.2.1 Conservation de masse

Les équipements décrits dans la section 2.1.1 contiennent tous une ou plusieurs entrées et sorties. Le flux de liquide aux entrées et sorties suit la loi de conservation de masse :

$$\sum_{i=1}^{k_e} d_e q_{e,i} = \sum_{j=1}^{k_s} d_s q_{s,j} \tag{2.1}$$

Où k_e, k_s sont respectivement le nombre d'entrées et de sorties, $q_{e,i}$ et $q_{s,j}$ sont respectivement les débits volumiques d'une entrée i et d'une sortie j, d_e et d_s sont respectivement la masse

volumique du liquide des circuits d'entrées et de sorties. Si on considère que les densités sont les mêmes en entrée et en sortie, il est possible d'écrire :

$$\sum_{i=1}^{k_e} q_{e,i} = \sum_{j=1}^{k_s} q_{s,j} \tag{2.2}$$

Généralement, la pompe a seulement une entrée et une sortie. La vanne et les conduites peuvent avoir plusieurs entrées et sorties, qui servent à diviser le flux ou fusionner des flux.

Les entrées et les sorties des circuits primaire et secondaire de l'échangeur sont respectivement découplées. Un échangeur doit être traité comme deux conduites qui possèdent chacune une entrée et une sortie.

2.1.2.2 Conservation d'énergie

Cette section présente la loi de la conservation d'énergie thermique.

La longueur[15] des conduites enterrées est très grande, elle peut atteindre une dizaine de kilomètres. La perte thermique de ces conduites est généralement non négligeable par rapport à la puissance thermique transférée [CYC04]. La perte thermique est l'intégrale de la perte tout au long de la conduite. Pour une position donnée x de la conduite, la perte thermique est proportionnelle à la différence entre la température du liquide T_l et la température de l'air T_{amb} [CYC04] :

$$\dot{Q}_{loss}(x) \propto (T_l(x) - T_{amb}(x)) \tag{2.3}$$

En négligeant la chaleur engendrée par le frottement entre le liquide et la paroi de la conduite, la puissance de la perte thermique d'une conduite s'écrit comme :

$$\int_{x_e}^{x_s} \dot{Q}_{loss}\,(x)\,dx \tag{2.4}$$

Où C_p est le coefficient calorifique du liquide, x_e la position d'entrée de la conduite et x_s la position de sortie. Donc, la perte thermique dépend de la longueur de la conduite.

Pour les conduites enterrées, la conservation d'énergie thermique est formulée comme ci-dessous :

$$C_p \left(\sum_{i=1}^{k_e} T_{e,i} q_{s,j} - \sum_{j=1}^{k_s} T_{s,j} q_{s,j} \right) = \int_{x_e}^{x_s} \dot{Q}_{loss}\,(x)\,dx \tag{2.5}$$

15. Le longueur d'une conduite est la distance entre deux équipements reliés par cette conduite. La jonction est un équipement, qui est un type de conduite spécifique, et sa longueur est négligeable.

Des conduites, des échangeurs, des pompes et des vannes sont dans un local fermé et sont équipés d'une enveloppe calorifuge. Les pertes thermiques de ces équipements sont donc considérées négligeables. Nous allons le montrer sur le cas d'étude industriel dans le chapitre 5.

Dans la pompe, l'impulseur de la pompe met le liquide en mouvement. Pendant ce processus, une partie de l'énergie mécanique se dissipe sous forme d'énergie thermique fournie au liquide [Joh10]. Cette énergie est généralement négligeable par rapport à la puissance thermique transférée aux consommateurs.

Dans les cas multi-entrées ou multi-sorties (Conduites et vannes, cf Section 2.1), la conservation d'énergie des équipements hors les conduites enterrées s'écrit comme :

$$C_p \left(\sum_{i=1}^{k_e} T_{e,i} q_{s,j} - \sum_{j=1}^{k_s} T_{s,j} q_{s,j} \right) = 0 \tag{2.6}$$

Comme la perte thermique de l'échangeur est négligeable, la puissance thermique envoyée depuis le circuit primaire est égale à la puissance thermique reçue au circuit secondaire :

$$P_{th,c} = d_c q_c C_{p,c} \left(T_{c,e} - T_{c,s} \right) \tag{2.7}$$
$$P_{th,f} = d_f q_f C_{p,f} \left(T_{f,s} - T_{f,e} \right) \tag{2.8}$$
$$P_{th,c} = P_{th,f} \tag{2.9}$$

2.1.2.3 Relation entre débit et pressions

Lorsqu'un liquide circule dans une conduite ou d'autres équipements, il existe des résistances qui peuvent être dues aux frottements entre le liquide et la paroi de la conduite, ou aux changements de géométrie de passage du fluide (ex. passage d'une vanne).

Ces résistances conduisent à une chute de pression du liquide, qui est la pression différentielle entre les pressions en amont et en aval d'un équipement (ex. conduite, vanne, etc). La résistance augmente avec la vitesse du fluide [AGS06]. Comme la vitesse du fluide est proportionnelle au débit, la pression différentielle est liée au débit. Nous présentons d'abord ce lien dans le cas où la résistance est causée par le frottement, ensuite dans le cas où elle est causée par un changement de géométrie de passage du fluide.

Il existe deux types d'écoulements des fluides : l'écoulement laminaire et de l'écoulement turbulent [AGS06]. Pour le cas de l'écoulement laminaire, il existe un lien théorique entre la pression différentielle entre l'amont et l'aval d'une conduite Δp et le débit volumique du liquide q :

$$\Delta p = kq \tag{2.10}$$

Où k est une constante.

Pour le cas de l'écoulement turbulent, il n'y a qu'un lien empirique entre ces deux variables :

$$\Delta p = kq^{\gamma} \tag{2.11}$$

Où la valeur de γ est approximativement 1.75. Cette valeur est obtenue empiriquement.

Pour la résistance causée par le changement de géométrie de passage du fluide, Δp et q sont liés par :

$$\Delta p = kq^2 \tag{2.12}$$

La vanne est un équipement dont la géométrie de passage est variable. Le coefficient k est donc variable. La relation entre le débit et la pression différentielle de la vanne est une loi spécifique, qui sera présentée dans la section 2.1.3.3.

Les lois ci-dessus décrivent la perte de pression pour une conduite, un échangeur et une vanne. La pompe est un équipement qui génère la pression du réseau, les lois ci-dessus ne sont donc pas valides pour cet équipement.

2.1.3 Lois spécifiques des équipements

Les lois communes concernent la circulation du liquide. En plus de cette fonction, l'échangeur, la pompe et la vanne ont des fonctions décrites par les lois spécifiques.

2.1.3.1 Lois spécifiques au fonctionnement des échangeurs

La fonction spécifique de l'échangeur est de transférer l'énergie thermique du circuit primaire au circuit secondaire. Dans la suite, les lois physiques liées à cette fonction sont présentées.

Ci-dessous, nous allons dans un premier temps présenter la loi de transfert [YA15] de chaleur d'un échangeur simple, à savoir un échangeur tubulaire avec une passe (voir Figure 2.11). L'extension de cette loi pour des échangeurs d'autres types sera détaillée dans un second temps.

Principe d'échange de chaleur L'échangeur possède une paroi qui sépare les fluides chaud et froid (cf. Figure 2.10). Nous allons d'abord illustrer le transfert de chaleur sur une zone locale infiniment petite par rapport à la taille des tubes. Ensuite, le transfert de chaleur global de l'échangeur sera présenté.

Sur une zone locale, notons P_{th} la puissance thermique transférée du fluide chaud au fluide froid. Comme cette zone est infiniment petite, il est raisonnable de supposer que les températures du côté chaud et du côté froid sont uniformes dans cette zone.

Le transfert de chaleur dans une zone locale peut être décomposé en trois étapes. La première étape est la convection du côté chaud dont la surface est A_c (voir la figure 2.10) :

$$P_{th} = h_c A_c \left(T_c - T_{p1}\right) \tag{2.13}$$

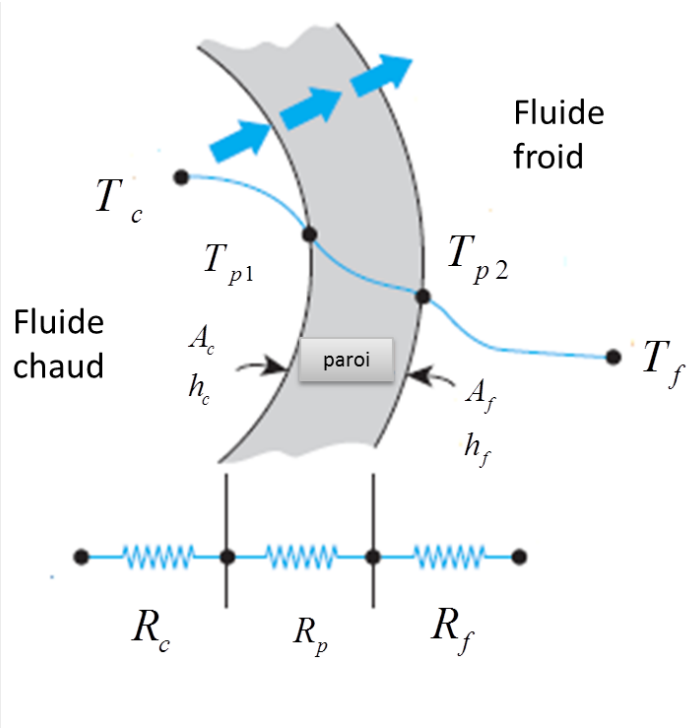


FIGURE 2.10 Principe du transfert de chaleur [YA15]

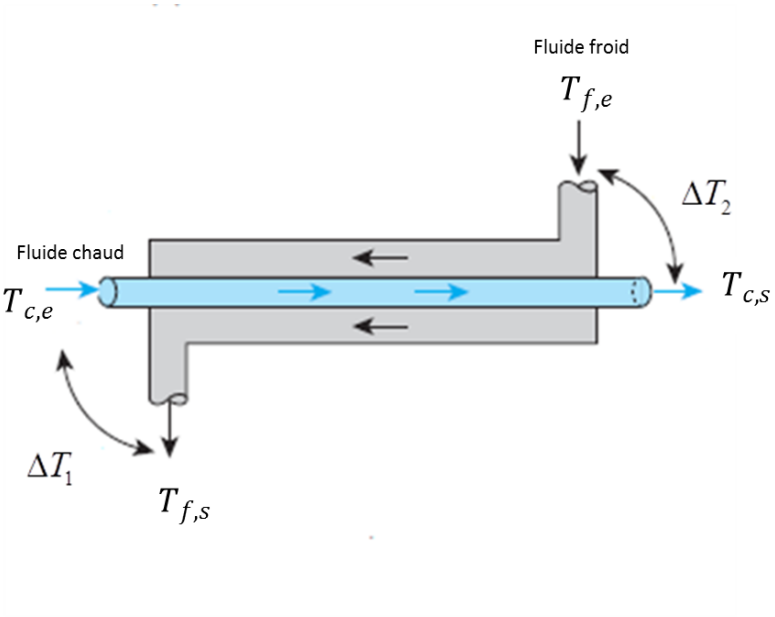


FIGURE 2.11 Échangeur tubulaire avec une passe à contre-courant

Où h est le coefficient de transfert de convection, l'indice c représente le côté chaud. T_{p1} est la température de la paroi intérieure. La deuxième étape est la conduction dans la paroi :

$$P_{th} = Cd_p \left(T_{p1} - T_{p2}\right) \tag{2.14}$$

Où Cd_p est le coefficient de conduction. T_{p2} est la température de la paroi extérieure.

La troisième étape est la convection du côté froid :

$$P_{th} = h_f A_f \left(T_{p2} - T_f\right) \tag{2.15}$$

Où l'indice f représente le côté froid.

En utilisant les équations 2.13, 2.14 et 2.15, nous pouvons obtenir l'équation 2.16.

$$P_{th} \left(\frac{1}{h_c A_c} + \frac{1}{h_f A_f} + \frac{1}{Cd_p}\right) = T_c - T_f \tag{2.16}$$

Dans l'équation 2.16, $\frac{1}{Cd_p}$ est négligeable par rapport aux deux autres termes ($\frac{1}{h_c A_c}$ et $\frac{1}{h_f A_f}$) et les surfaces de contact des côtés chaud et froid peuvent être considérées identiques ($A_c = A_f = A$) [YA15].

La loi de transfert de chaleur peut être exprimée en utilisant une surface de contact A et le coefficient d'échange global $U = \frac{h_c h_f}{h_c + h_f}$:

$$P_{th} = UA \left(T_c - T_f\right) = UA\Delta T \tag{2.17}$$

Afin de déterminer UA (produit de U et A) qui représente la capacité de transfert de chaleur, il est nécessaire de connaître ΔT. Pour une zone locale infiniment petite, la température différentielle ΔT est évidente. En revanche, pour un échangeur dont les températures de toutes les positions ne sont pas connues, la définition de la température différentielle ΔT est moins évidente.

Modèle statique du transfert de chaleur Le modèle statique de l'échangeur repose sur les 5 hypothèses ci-dessous :

- **Pas de changement de phase dans l'échangeur.** Dans un réseau de distribution, les fluides calorie-porteur sont des liquides : cette hypothèse est toujours satisfaite.
- **Débits et températures des liquides constants.** Les débits et les températures peuvent varier au cours du temps. Cependant, lors du fonctionnement du réseau de chaleur, ces variables peuvent rester constantes pendant certaines périodes du fonctionnement : le modèle est donc valide pendant ces périodes.
- **Coefficients calorifiques des liquides constants.** Les coefficients calorifiques varient en fonction de la température du liquide. Cependant, dans un intervalle spécifique de la température du liquide, ces valeurs peuvent être considérées comme des constantes sans perdre beaucoup de précision [YA15].

— **Coefficient de transfert de chaleur uniforme dans l'échangeur.** L'échangeur est construit avec un même matériau, la différence de comportement de ce matériau est donc négligeable. Son coefficient de transfert de chaleur est donc considéré comme uniforme
— **Perte de chaleur négligeable au niveau de l'échangeur.** La puissance thermique envoyée depuis le circuit primaire doit être égale à la puissance thermique reçue du circuit secondaire. Comme présenté dans la section 2.1.2.2, cette hypothèse est généralement satisfaite.

Pour un échangeur tubulaire avec une passe à contre-courant (Voir Figure 2.11), on peut montrer que la température différentielle peut être exprimée comme ci-dessous [YA15] :

$$\begin{aligned} \Delta T &= \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln\left(\frac{\Delta T_1}{\Delta T_2}\right)} \\ \Delta T_1 &= T_{c,e} - T_{f,s} \\ \Delta T_2 &= T_{c,s} - T_{f,e} \end{aligned} \tag{2.18}$$

Les échangeurs tubulaires avec multi-passes peuvent utiliser le modèle décrit par l'équation 2.18 en ajoutant un facteur de correction F [YA15] :

$$\Delta T = F\frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln\left(\frac{\Delta T_1}{\Delta T_2}\right)} \tag{2.19}$$

La valeur de F dépend du nombre de passes dans l'échangeur et des températures des entrées et des sorties. Les valeurs empiriques de F sont données dans [YA15].

L'équation 2.19 peut être aussi utilisée pour les échangeurs à plaques. Pour les échangeurs à plaques qui possèdent plus que 100 plaques, F peut être approximé par 1 avec une erreur de modélisation négligeable [ZK92, KS89]. Cette condition du nombre de plaques est satisfaite dans les sites que nous avons visités.

Lien entre les débits et le coefficient d'échange de chaleur UA dépend des coefficients de convection h_c et h_f. Les coefficients de convection des côtés chaud et froid (h_c et h_f dans les équations 2.13 et 2.15) dépendent des débits q_c et q_h. L'influence des débits sur le coefficient de convection est complexe. Il n'existe pas de modèle physique qui relie ces variables [YA15, SUG09].

Il existe cependant un modèle empirique [YA15] :

$$h_c = \alpha_c {q_c}^{\beta_c} h_f \quad = \alpha_f {q_f}^{\beta_f} \tag{2.20}$$

Où α_c, α_f, β_c, β_f sont des constantes.

Lorsque les surfaces de contact des côtés chaud et froid sont identiques, nous obtenons la relation entre le coefficient de transfert de chaleur global et les débits :

$$\frac{1}{UA} = \alpha_c {q_c}^{\beta_c} + \alpha_f {q_f}^{\beta_f} \tag{2.21}$$

Pour un échangeur à plaque, le flux du liquide est sur une plaque plane. Selon la loi de Nusselt [YA15, KHL02], les valeurs de β_c et β_f peuvent être déterminées en fonction des caractéristiques de l'échangeur et des liquides dans cet échangeur, un exemple de détermination de ces paramètres est montré dans le chapitre 5 sur le cas d'étude. Les paramètres α_c, α_f dans l'équation 2.21 sont calculés en utilisant les données collectées lors du fonctionnement nominal. UA peut être calculé par l'équation 2.17. α_c et α_f peuvent ensuite être calculés par la méthode des moindres carrés.

2.1.3.2 Lois spécifiques au fonctionnement des pompes

La pompe centrifuge étudiée dans cette thèse augmente la pression du liquide en consommant de l'électricité. Cela peut être considéré comme une transformation d'énergie électrique en énergie hydraulique. En effet, la puissance hydraulique P_{hy} est égale au produit de la pression différentielle Δp entre l'amont (p_{am}) et l'aval (p_{av}) de la pompe et le débit volumique du liquide q :

$$\begin{aligned} P_{hy} &= q\Delta p \\ \Delta p &= p_{av} - p_{am} \end{aligned} \tag{2.22}$$

Pour accomplir la fonction liée au pompage du fluide, plusieurs étapes de transformations d'énergie sont nécessaires. Lors de ces transformations, il existe des pertes d'énergie [Kal05]. Dans un premier temps, nous allons présenter les lois physiques relative au fonctionnement de la pompe du point de vue des transformations de l'énergie et dans un second temps, les lois qui réagissent les pertes d'énergie.

2.1.3.2.1 Principe des transformations de l'énergie Il convient de noter que les lois physiques présentées ci-dessous reposent sur les hypothèses suivantes : **la vitesse de rotation, le débit, et les pressions sont constantes** [Kal05, Say90].

Pour expliquer les transformations d'énergie, la pompe est décomposée en trois parties :

— Partie électrique
— Partie mécanique
— Partie hydraulique

La partie électrique comprend un moteur électrique et un variateur électronique de fréquence (VFD [16]). Le moteur qui comprend un rotor et un stator, est connecté au réseau d'électricité via le VFD. Généralement, il s'agit d'un courant triphasé. Nous pouvons mesurer le courant I et la tension U de la pompe, cela donne la puissance électrique P_e consommée par la pompe :

$$P_e = UI \tag{2.23}$$

Le rotor peut tourner en consommant l'énergie électrique. Notons la vitesse de rotation du rotor ω, le couple produit par le moteur T_e. Le produit entre T_e et ω est la puissance mécanique :

$$P_{m1} = T_e\omega \tag{2.24}$$

16. VFD :*variable frequency drive* en anglais

Le VFD peut changer la fréquence du courant alternatif, cela permet de changer ω [Cam87]. En effet, ω augmente avec l'augmentation de la fréquence du courant alternatif. Pour atteindre une vitesse de rotation, le signal de commande pour le VFD est la fréquence du courant alternatif (Fre). Nous avons la relation suivante :

$$\omega = f_{vfd}(Fre) \tag{2.25}$$

L'énergie mécanique est ensuite transférée à la partie hydraulique via un arbre. Dans la partie hydraulique, la rotation de l'impulseur de la pompe conduit à une vitesse de rotation du liquide via l'interaction entre le liquide et l'impulseur. Lors de cette interaction, un couple T_p est sur l'impulseur. La puissance mécanique transférée au liquide peut être calculée par l'équation ci-dessous :

$$P_{m2} = T_p \omega_p \tag{2.26}$$

Où ω_p est la vitesse de rotation de l'impulseur. Comme il n'y pas de changement de rapport de vitesse par les engrenages, ω_p est identique à celle de l'arbre ω :

$$\omega_p = \omega \tag{2.27}$$

Ensuite, le liquide sort de la pompe par le diffuseur. L'énergie est fournie au réseau de distribution via le liquide.

2.1.3.2.2 Étude sur des facteurs d'efficacité Les principes des transformations et de transfert des énergies de la pompe ont été présentés ci-dessus. Lors de ces transformations et lors du transfert, il existe de nombreuses pertes d'énergie. Certaines pertes sont des fonctions non-linéaires des variables (ex. le débit du liquide et la vitesse de rotation de l'arbre) [Say90].

Deux approches sont utilisées pour modéliser ces pertes. La première approche est d'utiliser des modèles simplifiés, qui sont obtenus en supposant que ces fonctions sont linéaires [Kal05]. La deuxième approche est d'utiliser des modèles de régression, qui sont obtenus en utilisant des données expérimentales et des modèles statistiques [SM18, KYY+08]. Les hypothèses faites dans la première approche peuvent introduire des erreurs de modèle, nous avons donc choisi la seconde approche. Cependant, dans les travaux cités de la seconde approche, le choix des variables explicatives des modèles de régression n'est pas justifié. C'est pourquoi dans la suite, nous allons utiliser les analyses physiques ou expérimentales des pertes d'énergie de [BPG+08, Gü08] pour choisir les variables explicatives. Cela permet de lier chaque perte d'énergie à des variables explicatives.

Lors de la transformation d'énergie électrique en énergie mécanique, une efficacité du moteur électrique η_e lors du fonctionnement nominal est introduite. Cette efficacité satisfait les conditions suivantes :

$$P_e = \frac{P_{m1}}{\eta_e} \tag{2.28}$$

Il est connu que l'efficacité d'un moteur électrique dépend de la vitesse de rotation du rotor [BPG+08]. Les travaux dans [BPG+08] ont montré expérimentalement que l'efficacité d'un moteur électrique dépend aussi de sa charge. Pour un moteur d'une pompe centrifuge, la charge

est liée à la puissance hydraulique (P_{hy}). L'efficacité η_e est donc une fonction f_e de ces deux variables :

$$\eta_e = f_e\left(\omega, P_{hy}\right) \tag{2.29}$$

Lors du transfert de l'énergie dans la partie mécanique, il existe deux types de pertes énergétiques exprimées sous forme de puissances. Le premier type est dû aux frottements du roulement et du joint d'arbre. Cette perte L_m est proportionnelle à la vitesse de rotation [Gü08, Kal05] :

$$L_m \propto \omega^x \tag{2.30}$$

où x est une valeur entre $1,3$ et 3. L_m peut aussi s'écrire comme ci-dessous :

$$L_m = f_{rj}(\omega) \tag{2.31}$$

Le deuxième type de pertes est dû aux frottements entre le liquide et l'arbre (un cylindre) qui tourne dans ce liquide, notons cette perte L_{df}. Cette perte dépend aussi de ω. L_{df} peut être exprimée comme une fonction de ω :

$$L_{df} = f_{df}\left(\omega\right) \tag{2.32}$$

Ces pertes sont additives [Gü08, Kal05]. Le bilan des puissances mécaniques (Voir les équations 2.24 et 2.26) s'exprime comme suit :

$$P_{m1} = P_{m2} + L_m + L_{df} \tag{2.33}$$

Dans la partie hydraulique, il existe principalement deux types de pertes. Le premier type de perte d'énergie dans cette partie est dû aux frottements entre le liquide et les parois de la pompe. Cela conduit à une perte de pression différentielle [Gü10]. Notons la pression différentielle théorique Δp_{th}, c'est-à-dire la pression différentielle sans prendre en compte ce frottement. En prenant en compte ce frottement, une partie de la pression est utilisée pour vaincre la résistance liée à ce frottement. Le rapport entre la pression différentielle réelle générée par la pompe Δp et la pression différentielle théorique est un facteur d'efficacité :

$$\eta_{h1} = \frac{\Delta p}{\Delta p_{th}} \tag{2.34}$$

En multipliant numérateur et dénominateur de l'équation 2.34 par le débit volumique, on obtient l'équation 2.35.

$$\eta_{h1} = \frac{\Delta pq}{\Delta p_{th} q} \tag{2.35}$$

Cette perte est liée au débit du liquide [Gü10], il est donc possible d'écrire η_{h1} comme une fonction du débit.

$$\eta_{h1} = f_{h1}\left(q\right) \tag{2.36}$$

Le deuxième type de perte est dû au fait que le liquide poussé par l'impulseur revient à l'entrée. Ce liquide qui ne sort pas de la pompe est considéré comme une fuite interne. En revenant à l'entrée, il frotte avec le liquide qui a une vitesse inférieure et la paroi de la pompe, l'énergie obtenue par l'interaction avec l'impulseur est convertie en chaleur.

Cette perte liée à la fuite interne est formulée comme une efficacité volumique dans [Gü08]. L'efficacité volumique est le rapport entre les débits avant et après la fuite interne, ce qui donne :

$$\eta_{h2} = \frac{q}{q + q_l} \tag{2.37}$$

Cette efficacité est aussi exprimée comme une efficacité énergétique :

$$\eta_{h2} = \frac{\Delta p_{th} q}{\Delta p_{th}(q + q_l)} \tag{2.38}$$

Cette fuite interne est principalement due à la fuite à travers le joint annulaire. L'utilité du joint annulaire est de prévenir la fuite du liquide de l'impulseur à l'entrée. Pourtant, la fuite existe toujours entre l'impulseur et l'entrée à travers ces joints. Le débit de cette fuite est une fonction de la vitesse de rotation ω et du débit q [Gü08] :

$$q_l = f_l(\omega, q) \tag{2.39}$$

En combinant les équations 2.37 et 2.39, on obtient :

$$\eta_{h2} = \frac{1}{1 + \frac{f_l(\omega,q)}{q}} = f_v(\omega, q) \tag{2.40}$$

Dans la partie hydraulique, l'énergie donnée par l'impulseur au liquide est $P_{m2} = \Delta p_{th}(q + q_l)$, la puissance utile est $P_{hy} = \Delta pq$, le rapport entre ces deux quantités est η_h :

$$P_{m2} = \frac{P_{hy}}{\eta_{h1}\eta_{h2}} \tag{2.41}$$

En se basant sur l'analyse des pertes ci-dessus, nous pouvons obtenir une nouvelle expression de la puissance électrique de la pompe :

$$\begin{aligned} P_e &= \frac{P_{m1}}{\eta_e} \\ &= \frac{P_{m2} + L_m + L_{df}}{\eta_e} \\ &= \frac{\frac{P_{hy}}{\eta_{h1}\eta_{h2}} + L_m + L_{df}}{\eta_e} \\ &= \frac{\frac{P_{hy}}{f_h(F_{var},q)} + f_{df}(\omega) + f_m(\omega)}{f_e(\omega, P_{hy})} \end{aligned} \tag{2.42}$$

Si ω n'est pas mesurée, cette variable peut être éliminée par l'équation 2.25. P_e peut être estimée par :

$$P_e = f_{e3}\left(P_{hy}, q, Fre\right) + f_{e4}\left(Fre, P_{hy}\right) \tag{2.43}$$

L'analyse ci-dessus montre que P_e peut être modélisée par une somme de deux fonctions dont la forme est inconnue. Le modèle additif généralisé (GAM) [HT90] est un modèle qui correspond à la forme de l'équation 2.43. Ce modèle permet de modéliser une variable $\hat{y}$ comme la somme de fonctions de ses variables explicatives $x_1, x_2, \ldots$ La forme d'un modèle GAM est donnée ci-dessous :

$$\hat{y} = f_1\left(x_1\right) + f_2\left(x_2\right) + f_3\left(x_3, x_4\right) + \ldots \tag{2.44}$$

Où $f_i, i \in \mathbb{Z}$ sont des fonctions de lissage qui ne nécessitent pas d'hypothèse sur la forme de la fonction. La section suivante présente les principes du modèle GAM [HT90, Woo17, HTF09].

2.1.3.2.3 Modèle additif généralisé (GAM)

Le modèle GAM est une somme de fonctions de lissages. Les splines sont largement utilisées comme fonctions de lissage $f_i, i \in \mathbb{Z}$

Chaque spline peut être exprimée comme :

$$f_j\left(x\right) = \sum_{i=1}^{k_j} b_{i,j}\left(x_j\right)\beta_{i,j} \tag{2.45}$$

Où x peut être une variable ou un vecteur de variables, $\beta_{i,j}$ sont les paramètres du modèle qui doivent être estimés.

Il existe différents types de splines [Woo17] :

- *Splines* cubiques
- *B-splines*
- *Thin plate splines*
- *Splines de produit tensoriel*

Parmi ces splines, les *Thin plate splines* et *Splines de produit tensoriel* sont adaptées pour les fonctions qui ont plus qu'une variable (i.e un vecteur de variables). Étant donné que les fonctions $\hat{f}_{e3}$ et $\hat{f}_{e4}$ (Équation 2.43) ont plus d'une variable, nous devons choisir parmi ces deux splines.

Les *Thin plate splines* sont choisies car leur paramétrage est plus facile que celui des Splines de produit tensoriel [Woo17]. Après avoir défini le type de spline, les fonctions de base $b_{i,j}$ sont définies. Pour N observations d'un vecteur de variables $\mathbf{x}_j = [x_{1,j}, \ldots, x_{N,j}]$, nous avons un vecteur $\mathbf{f}_j = [f_j(x_{1,j}), \ldots, f_j(x_{N,j})]^T$. L'équation 2.45 peut être réécrite comme :

$$\mathbf{f}_j = \tilde{\mathbf{X}}_j \tilde{\beta}_j \tag{2.46}$$

Où $\tilde{\beta}_j = \left[\beta_{j,1}, \ldots, \beta_{j,k_j}\right]$. $\tilde{\mathbf{X}}_j$ est une matrice, l'élément (w, i) de $\tilde{\mathbf{X}}_j$ est $\tilde{\mathbf{X}}_{j,wi} = b_{j,i}(x_{j,w})$.

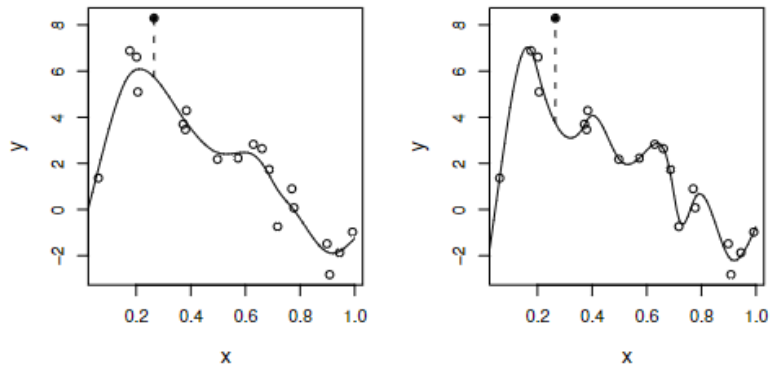


FIGURE 2.12 Illustration du problème de surapprentissage [Woo17]

Comme indiqué dans l'équation 2.44, $\hat{y}$ est une somme de plusieurs splines. Nous pouvons réécrire cette équation comme :

$$\hat{y} = \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta} \tag{2.47}$$

Où $\tilde{\mathbf{X}} = \left[\tilde{\mathbf{X}}_1, \ldots \tilde{\mathbf{X}}_J\right]$, $\tilde{\beta} = \left[\tilde{\beta}_1^T, \ldots \tilde{\beta}_J^T\right]^T$.

Les splines sont des sommes de fonctions de base, cela peut donner une courbe d'une forme arbitraire pour approximer au mieux les données d'apprentissage (i.e données qui sont utilisées pour calculer les paramètres).

Il existe cependant un risque de surapprentissage. La figure 2.12 montre ce problème : la figure de gauche représente le vrai modèle qui génère les points. Sur la figure de droite, le modèle cherche à approximer la variation du bruit, cela représente un phénomène de surapprentissage.

Dans l'objectif de réduire le risque de sur-apprentissage, un terme de pénalisation $\mathbf{S}_j$ est souvent ajouté dans l'équation 2.47 (Voir Équation 2.48). La méthode de conception de ces matrices est détaillée dans [Woo17].

$$\hat{y} = \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta} + \sum_{j=1}^{J} \lambda_j \tilde{\beta} S_j \tilde{\beta} \tag{2.48}$$

Pour des paramètres λ_j donnés, le vecteur $\tilde{\beta}$ dans l'équation 2.48 peut être calculé par la méthode des moindres carrés pénalisés.

Les paramètres λ_j sont réglés pour éviter le surapprentissage. La validation croisée est une méthode largement utilisée pour sélectionner le paramètre optimal pour un critère donné :

$$\mathcal{V}_o\left(\hat{f}\right) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i - \hat{y}_i^{-i}(x_i)\right)^2 \tag{2.49}$$

Où $\hat{y}_i$ est la prédiction de y_i en utilisant le modèle entrainé par les données sauf y_i.

Cependant, cette méthode est coûteuse en temps de calcul. Dans l'ouvrage [Woo17], la validation croisée généralisée est utilisée :

$$\mathcal{V}_g = \frac{N||\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}||^2}{[N - tr(\mathbf{A})]^2} \tag{2.50}$$

Où $A = \mathbf{Q}\mathbf{Q}^T$. $\mathbf{Q}$ est obtenue via une QR décomposition de X comme ci-dessous :

$$X = \mathbf{QR} \tag{2.51}$$

En résumé,le modèle de l'équation 2.48 est obtenu en deux étapes :

1. Pour un ensemble de valeurs différentes de λ_j données, calculer les coefficients $\tilde{\beta}$.
2. Choisir $\tilde{\beta}$ qui correspond à la valeur minimale de $\mathcal{V}_g$.

2.1.3.3 Loi spécifiques au fonctionnement de la vanne

Comme cela a été présenté dans la section 2.1.1.4, le rôle de la vanne dans un réseau de distribution est de contrôler le débit. Nous nous intéressons à deux types de vannes de contrôle de débit :

— Vanne deux voies

— Vanne trois voies

Cette section consiste à présenter les lois liées aux débits pour ces deux types de vannes.

L'orifice dans une vanne dont la surface est variable est le composant clé pour contrôler le débit. Ce contrôle est basé sur la loi entre le débit et la pression. Cette loi pour l'orifice d'une surface fixe est présentée dans la section 2.1.2.3. Pour une vanne 2 voies, cette loi peut s'écrire comme ci-dessous :

$$q = C_v A_v \sqrt{\Delta p} \tag{2.52}$$

Où A_v est la surface de l'orifice, C_v est un paramètre qui peut dépendre de A_v.

Le contrôle du débit est réalisé via le changement de la surface de l'orifice. Le signal de commande envoyé pour le moteur de la vanne est le pourcentage d'ouverture de l'orifice ov. Les valeurs des coefficients $C_v A_v$ dépendent de ov, qui est formulé par :

$$C_v A_v = f_{val}(ov) \tag{2.53}$$

Cette fonction est parfois conçue de manière à être linéaire pour faciliter le contrôle du flux.

Dans une vanne trois voies, il y a deux orifices. Il existe donc deux relations décrites ci-dessous :

$$\begin{aligned} q_1 &= C_{v1} A_{v1} \sqrt{\Delta p_1} \\ \Delta p_1 &= p_1 - p_0 \\ q_2 &= C_{v2} A_{v2} \sqrt{\Delta p_2} \\ \Delta p_2 &= p_2 - p_0 \end{aligned} \tag{2.54}$$

Le signal de commande contrôle la surface d'une voie, les coefficients $C_{v1}A_{v1}$ et $C_{v2}A_{v2}$ dépendent tous de ov :

$$\begin{aligned} C_{v1} A_{v1} &= f_{val1}(ov) \\ C_{v2} A_{v2} &= f_{val2}(ov) \end{aligned} \tag{2.55}$$

2.1.4 Instrumentation d'un réseau de distribution de chaleur

Un réseau de distribution est équipé d'un système de mesures qui comporte des capteurs reliés d'une manière filaire ou non à des cartes électroniques permettant de récupérer et d'utiliser les valeurs mesurées. Les capteurs les plus utilisés sont des capteurs de température, de pression et de débit (i.e débitmètre).

Généralement, l'implémentation de ces capteurs n'a pas pour l'objectif de surveiller l' installation. Les capteurs de pression sont généralement installés autour des pompes, et sont utilisés par le système de régulation de la pression. Les débitmètres sont utilisés pour mesurer la quantité de chaleur délivrée ou reçue en utilisant deux capteurs de température (cf. 1.1.2). Les capteurs de température peuvent aussi être utilisés par le système de régulation de la température.

Afin de différencier dans l'analyse structurelle qui suivra, la variable physique x d'un système et sa mesure (son image) issue du capteur, des variables de mesure sont introduites. On a alors :

$$x = m$$

Où x est une variable du système, m est la valeur de mesure. Dans l'analyse structurelle, x est une variable inconnue, m est une variable connue. L'introduction des variables de mesure permet de tenir compte des défauts ou pannes de capteurs.

2.2 Influence de l'état de santé des équipements sur l'efficacité énergétique d'un réseau de distribution

L'état de santé d'un équipement est sa capacité à assurer la (les) fonction(s) pour laquelle (lesquelles) il a été conçu (cf. Définition 2). Un équipement peut assurer plusieurs fonctions. Par exemple, l'échangeur doit garantir à la fois le transfert de chaleur et transporter le liquide. Dans cette section, nous allons étudier la fonction spécifique de chaque équipement, c'est-à-dire la fonction qui représente sa caractéristique. Pour ces équipements, les fonctions sont respectivement :

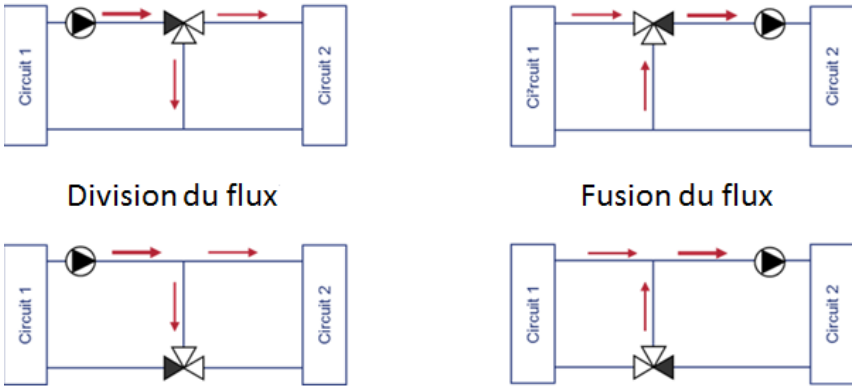


FIGURE 2.13 Différents usages de la vanne trois voies

Equipment	Fonction
Conduite	Transporter le fluide
Échangeur	Transférer la chaleur d'un circuit primaire à un circuit secondaire
Pompe	Convertir l'énergie électrique en énergie hydraulique
Vanne	Contrôler le débit du liquide

Nous nous intéressons particulièrement aux défauts engendrés par les dégradations lentes, qui sont plus difficiles à constater par les opérateurs. Le défaut qui influence la fonction spécifique de la conduite est la fuite. Les fuites sont des défauts critiques sur les réseaux de distribution, elles sont donc particulièrement surveillées par les opérateurs. Ces défauts sont relativement facilement détectables par une inspection régulière des opérateurs ou grâce à une instrumentation spécifique. De ce fait, dans le cadre de cette thèse, ces défauts ne sont pas considérés. Les fuites ne sont donc pas étudiées dans la suite de la thèse.

2.2.1 Influence de l'état de santé de l'échangeur thermique

Dans cette section, nous utilisons un schéma général d'un réseau de distribution (Voir Figure 2.14) pour analyser l'impact de l'évolution de l'état de santé de l'échangeur sur l'efficacité énergétique du réseau de distribution. Comme cela a été présenté précédemment, nous considérons que l'état de santé d'un échangeur est caractérisé par sa capacité de transfert de chaleur. Cette capacité peut être diminuée par l'encrassement de l'échangeur, qui est causé par une accumulation de dépôt sur le surface de contact [AHU13, Bot95]. Ci-dessous, nous présentons l'impact de cette diminution sur l'efficacité énergétique du réseau de distribution.

Le service de l'échangeur est de fournir une température prédéfinie $T_{f,s}$ quel que soit le débit [17],

17. La valeur maximum du débit est fixée par l'exploitant

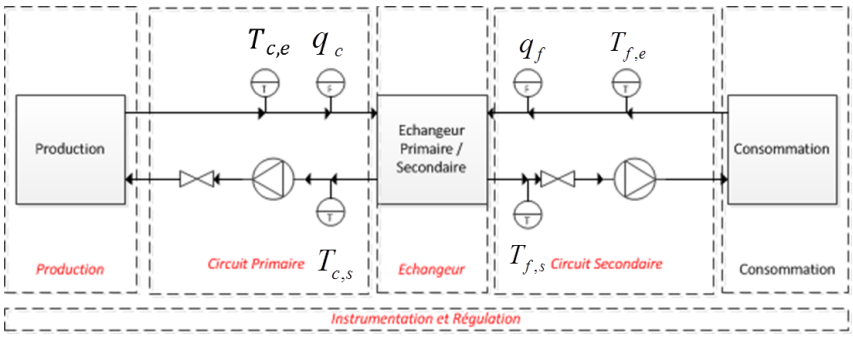


FIGURE 2.14 Schéma général d'un réseau de distribution

c'est-à-dire que l'échangeur doit fournir la puissance thermique P_{th} demandée par le consommateur. Lorsque le coefficient d'échange UA (cf. Équation 2.17) diminue, pour maintenir une puissance thermique demandée, il est nécessaire d'augmenter ΔT.

Dans la pratique, il existe deux solutions courantes. Une solution est d'augmenter[18] $T_{c,e}$. Une autre solution est d'augmenter le débit primaire q_c. Pour une puissance thermique envoyée et une température $T_{c,e}$ donnée, l'augmentation de q_c conduit à une augmentation de $T_{c,s}$.

L'augmentation des températures $T_{c,e}$ et $T_{c,s}$ entraîne systématiquement une augmentation de la perte thermique dans les conduites (cf. Équation 2.3). Pour une quantité d'énergie thermique fournie, lorsque la perte thermique augmente, selon l'équation 1.3, l'indicateur de l'efficacité énergétique r_d diminue.

2.2.2 Influence de l'état de santé de la pompe

Le service rendu par la pompe est de générer une pression différentielle entre l'amont et l'aval de cette pompe pour obtenir le débit demandé. Lorsque la pompe génère la même pression différentielle pour un débit donné, la puissance hydraulique P_{hy} est fixée (Voir Équation 2.22).

Comme cela est présenté dans la section 2.1.3.2, pour rendre ce service, des transformations et un transfert de l'énergie ont lieu. Il existe des pertes d'énergies dans chaque transformation et transfert. L'état de santé de la pompe peut être caractérisé par ces pertes.

Dans la partie mécanique, il existe des pertes liées aux frottements des composants mécaniques (L_m et L_{df}). Ces pertes peuvent augmenter à cause de l'usure des composants mécaniques [PVS98].

Concernant la partie hydraulique, la perte est caractérisée par l'efficacité hydraulique η_h. La consommation d'électricité augmente lors de la diminution de η_h pour rendre le même service (cf. Équation 2.42). Cette efficacité peut se dégrader à cause de la corrosion de l'impulseur. La cause de cette corrosion la plus citée est la cavitation [PVS98, Bee04, KCIZ06]. La cavitation est la formation de bulles dans le liquide. Ces bulles sont créées lorsque la pression dans certains points de la pompe est inférieure à la pression de vapeur du liquide. Ces bulles peuvent ensuite éclater, souvent près de l'impulseur, ce qui va entraîner localement une haute pression. La pression

18. Cette opération est effectuée par le régulateur.

élevée engendre la corrosion de l'impulseur.

L'énergie hydraulique est fournie par la pompe. La dégradation de l'état de santé de la pompe conduit à une augmentation de la consommation d'énergie électrique pour un même débit (cf. Équation 2.42).

Selon la formule d'un indicateur l'efficacité énergétique du réseau de distribution (cf. Section 1.1.4.2), on a :

$$r_d = \frac{\text{Énergie thermique utilisée par les clients}}{\text{Énergie électrique consommée par les pompes}} \tag{2.56}$$

Pour une même énergie thermique fournie au réseau, la dégradation de l'état de santé de la pompe conduit à une diminution de l'efficacité énergétique du réseau.

2.2.3 Influence de l'état de santé de la vanne

L'état de santé de la vanne est caractérisé par sa performance pour contrôler le débit. Le contrôle de débit est réalisé via le changement des coefficients $C = C_v A_v$ (voir équation 2.54). Lorsque l'état de santé de la vanne se dégrade, pour une valeur de Δp donnée (régulée par la pompe), l'écart entre les valeurs maximum et minimum de C peut diminuer. Par conséquent, les débits maximum et minimum que la circulation peut atteindre diminuent. Cette dégradation, mentionnée dans [WJ04, Lip03], s'appelle la dégradation de la variabilité de débit.

La vanne peut contrôler le débit de différents circuits dans un réseau. Nous allons analyser la conséquence du défaut de la vanne ci-dessous pour deux applications les plus courantes utilisant respectivement une vanne 2 voies et une vanne 3 voies. Dans ces applications, l'objectif du contrôle de débit est d'atteindre une température souhaitée (Voir Figures 2.15 et 2.16). Le régulateur envoie une consigne d'ouverture de la vanne pour atteindre un débit demandé. Le débit demandé est reglé selon l'écart entre la température mesurée et la température de consigne. Dans la figure 2.15, la vanne contrôle le débit du circuit primaire. Dans une plage de points de fonctionnement, la température de départ du circuit secondaire augmente avec l'augmentation du débit primaire [DS13]. En fixant la température d'entrée des circuits primaire et secondaire et le débit secondaire, la diminution de la valeur maximum du débit primaire conduit à une diminution de la valeur maximum de la température de départ du circuit secondaire. Cela peut conduire à une dégradation de qualité de service lorsque la valeur maximum de conception (situation sans dégradation) est demandée.

Dans la figure 2.16, la vanne trois voies a deux entrées. Dans le cas où le débit maximum de l'entrée de l'eau chaude (rouge) diminue, la température maximum de départ vers les clients diminue. Dans le cas où le débit maximum de l'entrée de l'eau froide (bleu) diminue, la température maximum de départ vers les clients ne change pas. Cependant, Dans le cas où le débit minimum de l'entrée de l'eau froide augmente, la température minimum de départ augmente. Par conséquent, l'impact de ces défauts est la dégradation de la qualité de service.

Un autre défaut cité dans plusieurs travaux est l'augmentation du frottement de la tige de la vanne [BH10, WJ04, SCJS08, Hä11]. Les caractéristiques de la vanne changent suite à ce défaut.

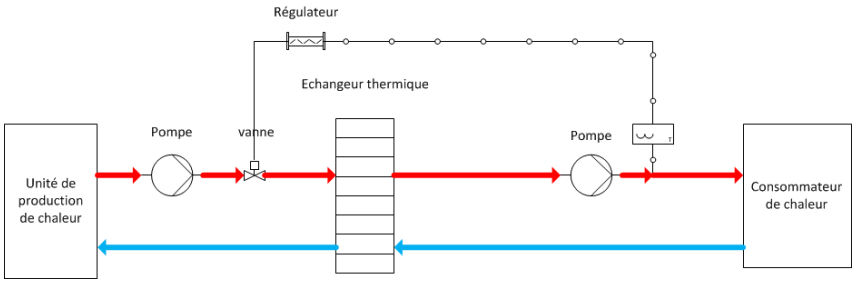


FIGURE 2.15 Utilisation de la vanne 2 voies pour la régulation de la température

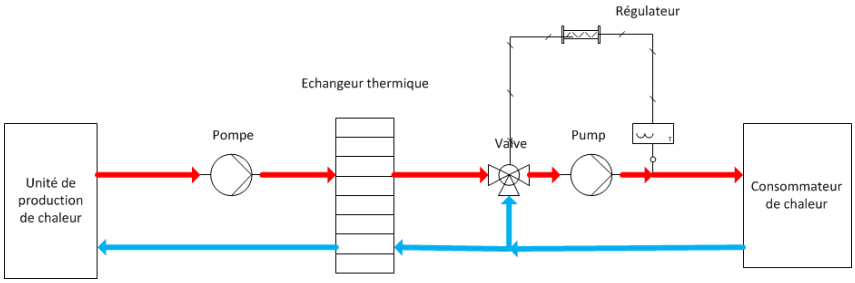


FIGURE 2.16 Utilisation de la vanne 3 voies pour la régulation de température

Après ce changement, le régulateur ne peut plus fonctionner correctement. Le symptôme de ce problème est une oscillation du débit. Ce problème doit être étudié dans la période transitoire. De plus, ce problème entraîne un problème de régulation qui n'est pas dans le périmètre de la thèse. Ce défaut ne sera donc pas étudié.

2.2.4 Cahier des charges de surveillance

Dans les sections 2.2.1, 2.2.2 et 2.2.3, nous avons montré que la diminution de la capacité d'échange de chaleur de l'échangeur et la diminution de l'efficacité de la pompe peuvent avoir des conséquences sur l'efficacité énergétique du réseau de distribution de chaleur. L'impact direct du défaut de la vanne concerne la qualité de service. Comme nous voulons surveiller les défauts qui impactent l'efficacité énergétique du site industriel, la dégradation de la performance du contrôle de la vanne n'est donc pas étudiée dans la suite de cette thèse.

Par conséquent, nous portons notre intérêt sur les dégradations qui influencent la capacité de transfert de l'échangeur et l'efficacité de conversion d'énergie de la pompe. On veut donc construire des indicateurs qui peuvent être utilisés pour suivre le niveau de chacune de ces deux dégradations.

Afin de faciliter le suivi de la dégradation et l'interprétation des indicateurs, nous voulons que les indicateurs générés soient indépendants entre eux. C'est-à-dire qu'un indicateur est influencé par un seul défaut. Cette propriété des indicateurs est illustrée dans le tableau 2.1. Dans ce tableau, $\rho = \{\rho_1, \ldots, \rho_n\}$ représente le vecteur des indicateurs (i.e résidus, cf. Section 1.2.3.2). $\mathbf{D}_1$ est l'ensemble des défauts ayant un impact sur la capacité d'échange de chaleur et la diminution de l'efficacité de la pompe. $\mathbf{D}_2$ est l'ensemble des défauts ayant un impact sur la performance du contrôle du débit.

	$\mathbf{D}_1$	$\mathbf{D}_2$
ρ	**I**	**0**

TABLE 2.1 Tableau des résidus structurés souhaités. **I** est une matrice identité.

Dans la section suivante, nous présentons la méthode d'analyse structurelle, qui guide la construction des indicateurs satisfaisant les propriétés décrites dans le tableau 2.1.

2.3 Analyse structurelle d'un réseau de distribution

Les indicateurs sont générés en utilisant les mesures et les lois physiques des équipements. Un système comprend un nombre donné de capteurs et les positions de ceux-ci sont fixées. Généralement, ces capteurs ne sont pas installés pour surveiller ce système. Les variables utilisées pour générer des indicateurs, ne sont souvent pas mesurées directement. Des relations (contraintes du modèle) peuvent être utilisées pour reconstruire (ou calculer) ces variables non mesurées et générer ainsi ces résidus. On parle ainsi de redondance analytique. Pour vérifier si un défaut est surveillable, il faut chercher les contraintes qui peuvent être utilisées pour générer les indicateurs.

Comme cela a été présenté dans le chapitre 1, l'analyse structurelle permet de vérifier si un défaut est surveillable et de guider la construction des résidus structurés. Cette section présente comment utiliser l'analyse structurelle pour vérifier s'il est possible de générer des indicateurs qui satisfont les propriétés du tableau 2.1, et pour guider la génération des indicateurs.

2.3.1 Modélisation structurelle d'un réseau de distribution de chaleur

Le modèle structurel est construit à partir de l'ensemble des contraintes entre les variables introduites par les lois physiques de chaque équipement : échangeur, pompe, vanne, conduite, capteur. Une contrainte est associée à une loi physique des équipements. Les lois de chaque équipement que nous avons listées dans l'annexe (Section B) peuvent aider à construire le modèle structurel.

Dans la section 2.1, nous avons divisé les lois physiques des équipements en lois communes et lois spécifiques. Un modèle structurel peut aussi être décomposé de cette manière. Dans le tableau 2.2, les lois spécifiques des échangeurs et des pompes sont les contraintes $\mathbf{CS}_1 = \{CS_{1,1}, CS_{1,2}, \ldots\}$. $\mathbf{CS}_2 = \{CS_{2,1}, CS_{2,2}, \ldots\}$ est l'ensemble des contraintes associées aux lois spécifiques des vannes. **CC** sont les contraintes associées aux lois communes de tous les équipements, qui sont présentées dans la section 2.1. Le vecteur **1** est $[1, 1, \ldots, 1]^T$. Les ensembles $\mathbf{D}_i, i \in \{1, 2, 3\}$ sont les ensembles de défauts pouvant intervenir sur l'installation.

Chaque ensemble de contraintes $C_{1,i}$ ou $C_{2,j}$ est influencé par un seul défaut dans $\mathbf{D_1}$ ou $\mathbf{D_2}$. Tous les défauts qui influencent les lois communes **CC** sont notés $\mathbf{D_3}$.

	$\mathbf{D}_1$				$\mathbf{D}_2$			$\mathbf{D}_3$
$CS_{1,1}$	**1**	0	0	...	0			0
$CS_{1,2}$	0	**1**						
$CS_{1,3}$	0		**1**					
...	...							
$\mathbf{CS}_{2,1}$	0				**1**			
$\mathbf{CS}_{2,2}$						**1**		
...							...	
CC	0							F

TABLE 2.2 Décomposition des lois physiques et leurs relations avec les défauts.

Comme cela a été présenté dans le cahier de charge (cf. Section 2.2.4), nous voulons construire des indicateurs sensibles aux défauts $\mathbf{D}_1$. De plus, on souhaite que ces indicateurs soient indépendants.

Cependant, comme les équations de mesures font partie des lois communes et que les mesures sont indispensables pour générer des indicateurs, un MSO comprend forcément des lois communes qui sont influencées par les défauts $\mathbf{D}_3$. Lorsque l'on suit l'évolution des indicateurs sensibles aux défauts $\mathbf{D}_1$, les défauts $\mathbf{D}_3$ doivent aussi pris en compte. Cela sera détaillé dans le chapitre 4.

2.3.2 Génération d'indicateurs permettant de répondre au cahier des charges de surveillance

Dans cette sous-section, nous allons présenter comment utiliser l'analyse structurelle pour chercher des MSO pour répondre au cahier des charges de surveillance (cf. Section 2.2.4).

2.3.2.1 Démarche de la recherche des MSO

Nous allons présenter ci-dessous comment rechercher un MSO qui peut être utilisé pour générer un indicateur pour chaque défaut de l'ensemble $\mathbf{D}_1$.

Comme les lois liant le débit et la pression différentielle des conduites et de l'échangeur pour l'écoulement turbulent ne sont pas connues (cf. Section 2.1.2.3), les contraintes associées sont retirées lors de la recherche des MSO.

Après avoir supprimé les contraintes mentionnées ci-dessus, nous pouvons chercher des MSO sur le modèle structurel réduit. Nous avons choisi l'algorithme développé dans [ME08] pour sa simplicité.

Lorsque l'on recherche un MSO pour générer un indicateur structurellement sensible à un défaut $d_{1,i} \in D_1$ et insensible aux défauts $\mathbf{D}_2$, les contraintes $\mathbf{CS}_1 \backslash CS_{1,i}$ et les contraintes faisant apparaître les défauts $\mathbf{D}_2$ doivent être supprimées.

Parfois, plusieurs MSO peuvent être trouvés pour générer un indicateur sensible à $d_{1,i}$. Certaines

considérations pratiques peuvent être prises en compte afin de sélectionner le MSO [DCS04].

La première considération pratique concerne la validité des modèles spécifiques de l'échangeur. Il convient de noter que l'équation 2.17 donnant l'expression UA n'est valable que sous l'hypothèse que la perte thermique de l'échangeur est négligeable. Cette hypothèse est décrite par la loi de conservation d'énergie (équation 2.9). Lorsque cette hypothèse n'est pas respectée, le calcul de UA peut être non-valide. L'indicateur sensible au défaut impactant UA (ρ_{UA}) peut donc évoluer.

Afin de distinguer les évolutions de UA dues au défaut impactant ce paramètre et dues au fait que l'hypothèse de la perte thermique n'est pas respectée, il est nécessaire d'avoir un indicateur qui puisse vérifier cette hypothèse (ρ_{th}) et qui soit indépendant de l'indicateur ρ_{UA}. Pour que ces deux indicateurs soient structurellement indépendants, les deux conditions suivantes doivent être satisfaites :

1. Le MSO utilisé pour générer l'indicateur ρ_{UA} ne doit pas contenir l'équation 2.9 qui est utilisée pour calculer ρ_{th}.
2. Identiquement, le MSO utilisé pour générer ρ_{th} ne doit pas contenir les contraintes incluant UA (Équations 2.17 et 2.21).

Nous allons montrer dans la section 2.4 que la deuxième condition est satisfaite lorsque un MSO utilisé pour générer ρ_{UA} existe.

La deuxième considération pratique prise en compte est la fiabilité de calcul. Nous voulons utiliser le moins de contraintes possible pour diminuer les accumulations d'erreurs de mesures et de modélisation. La démarche est résumée dans la figure 2.17.

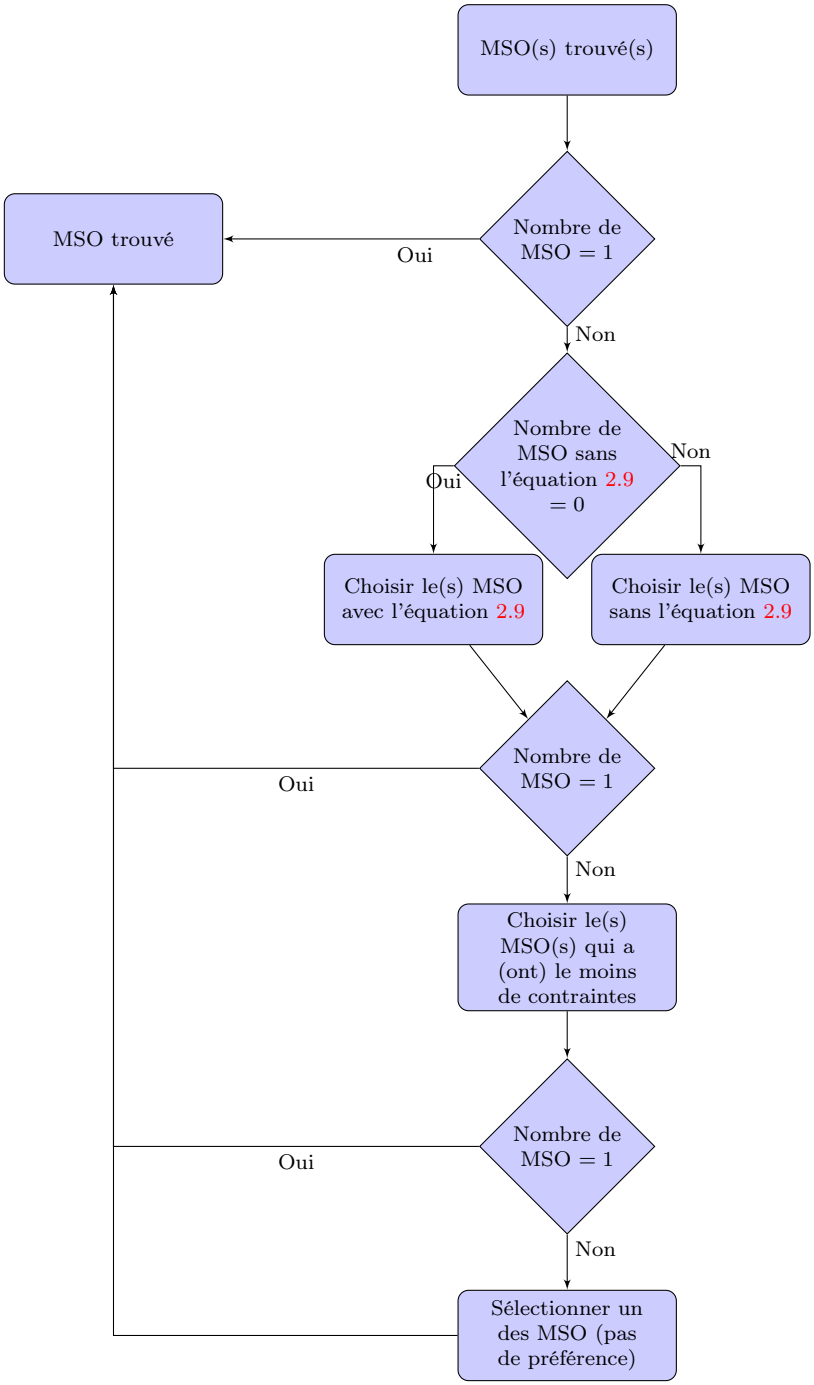


FIGURE 2.17 Démarche de détermination d'un MSO en prenant en compte les considérations pratiques.

2.3.2.2 Guide pour la génération d'indicateurs

L'ensemble des contraintes d'un MSO_i pour générer l'un des indicateurs sensibles aux défauts dans $\mathbf{D}_1$ peut être décomposé en deux parties : $CS_{1,i}$ et CC_i. $CS_{1,i}$ est l'ensemble des contraintes

d'un échangeur ou d'une pompe, notons cet équipement E_i. CC_i est l'ensemble des lois communes dans le MSO_i. Nous décomposons ci-dessous le MSO_i dans le tableau 2.3.

Dans le tableau 2.3 , $\mathbf{H}_1$, $\mathbf{H}_2$ et $\mathbf{H}_3$ sont trois matrices binaires qui décrivent la connection entre les variables et les contraintes. Soient $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$ deux ensembles de variables de contraintes $CS_{1,i}$. $\mathbf{x}_a$ est l'ensemble des variables qui n'apparaissent que dans les contraintes $CS_{1,i}$. $\mathbf{x}_b$ est l'ensemble des variables qui apparaissent dans une partie des contraintes $CS_{1,i}$ et des lois communes. Soit $\mathbf{x}_c$ l'ensemble des variables de CS_i n'apparaissant pas dans $CS_{1,i}$.

	$\mathbf{x}_a$	$\mathbf{x}_b$	$\mathbf{x}_c$
$CS_{1,i}$	$\mathbf{H}_1$	$\mathbf{H}_2$	$\mathbf{0}$
CC_i	$\mathbf{0}$	$\mathbf{H}_3$	

TABLE 2.3 Décomposition d'un MSO_i utilisé pour générer des indicateurs associés à un défaut dans $\mathbf{D}_1$

Un sous-système, qui comprend les contraintes $CS_{1,i}$ en supposant que $\mathbf{x}_b$ et $\mathbf{x}_c$ sont connues (i.e la partie verte dans le tableau 2.3), est un MSO (Voir la démonstration dans les sections B.6 et B.7). Lorsque $\mathbf{x}_b$ et $\mathbf{x}_c$ sont connues ou calculées, il est possible de définir une séquence de calcul générique pour l'ensemble des MSO $\{MSO_i, i \in I_1\}$ ou $\{MSO_i, i \in I_2\}$.

En considérant que les variables $\mathbf{x}_b$ et $\mathbf{x}_c$ sont connues, la partie verte dans le tableau 2.3 est un MSO, c'est-à-dire que $card\,(CS_{1,i}) - card\,(\mathbf{x}_a) = 1$. De plus, $card\,(CS_{1,i}) + card\,(CC_i) - card\,(\mathbf{x}_a) - card\,(\mathbf{x}_b) - card\,(\mathbf{x}_c) = 1$. La partie jaune est donc une partie juste-déterminée. Les variables $\mathbf{x}_b$ et $\mathbf{x}_c$ peuvent donc être calculées en utilisant ces lois communes. Nous pouvons générer une séquence de calcul sur cette partie en choisissant un couplage complet, qui peut être donné par la DM-décomposition [PF90].

2.3.2.3 Résumé

En résumé, la démarche générale de génération des indicateurs comporte les étapes suivantes :

— Chercher des MSO pour des indicateurs répondant au cahier des charges de surveillance (sensibilité structurelle aux défauts).

— Sélectionner un MSO pour chaque défaut en suivant la démarche décrite dans la figure 2.17.

— La séquence de calcul des variables $\mathbf{x}_b$ (Voir le tableau 2.3) peut être obtenue via la DM-décomposition sur le sous-système juste-déterminé comprenant uniquement des contraintes communes.

— Utiliser les lois spécifiques pour générer des indicateurs en utilisant des variables estimées par des lois communes. Les procédures seront définies dans la section 2.4

2.4 Génération des indicateurs

La méthode pour obtenir les MSO a été présentée dans la section 2.3. Nous avons divisé l'ensemble des contraintes d'un MSO_i en un ensemble de contraintes associées aux lois communes (CC_i) et un ensemble des contraintes associées aux lois spécifiques (CS_i). Comme cela été présenté dans la section 2.3.2.2, l'ensemble des contraintes CC_i constitue une partie juste déterminée. La séquence de calcul des variables des lois communes (i.e $\mathbf{x}_b$ et $\mathbf{x}_c$ dans le tableau 2.3) peut être obtenue en choisissant un couplage complet de cette partie juste-déterminée.

En considérant que les variables $\mathbf{x}_b$ sont des variables connues, un ensemble de contraintes $CS_i, i \in I_1 \cup I_2$ est un MSO. Les lois spécifiques associées à l'ensemble des contraintes $\{CS_i, i \in I_1\}$ ou celles associées à l'ensemble des contraintes $\{CS_i, i \in I_2\}$ sont identiques. En considérant que les variables $\mathbf{x}_b$ sont connues, nous pouvons déterminer une séquence de calcul des indicateurs sensibles aux défauts $\{d_{1,i} \in \mathbf{D_1}, i \in I_1\}$ (Défauts des échangeurs) et une séquence de calcul des indicateurs sensibles aux défauts $\{d_{1,i} \in \mathbf{D_1}, i \in I_2\}$ (Défauts des pompes).

2.4.1 Capacité de transfert de chaleur de l'échangeur

L'indicateur pour le suivi de la dégradation de la capacité de transfert de chaleur de l'échangeur est donné par la différence entre les estimations de UA calculées par les équations 2.17 et 2.21 :

$$\rho_{UA} = \frac{P_{th}}{\Delta T} - \frac{1}{\alpha_c {q_c}^{\beta_c} + \alpha_f {q_f}^{\beta_f}} \tag{2.57}$$

Comme cela a été présenté dans la section 2.1.3.1, les paramètres $\{\alpha_c, \alpha_f\}$ dans l'équation 2.21 peuvent être estimés en utilisant les mesures collectées lors du fonctionnement nominal. Cet indicateur reflète l'écart entre la capacité de transfert de chaleur de l'état actuel et celle de l'état lors du fonctionnement nominal.

Le paragraphe ci-dessous résume la démarche de calcul d'un indicateur en utilisant des lois spécifiques de l'échangeur.

- Phase hors ligne (identification) : Calculer les paramètres de l'équation 2.21. Cette étape doit être effectuée avant la mise en service du système de surveillance.
- Phase en ligne : Calculer ρ_{UA} par l'équation 2.57.

Rappelons que le calcul de UA est valide sous l'hypothèse que la perte thermique de l'échangeur est négligeable. Cette hypothèse est décrite par l'équation 2.9.

En utilisant l'équation 2.9, l'indicateur ρ_{th} :

$$\rho_{th} = P_{th,c} - P_{th,f} \tag{2.58}$$

peut être généré pour vérifier l'hypothèse que la perte thermique est négligeable.

Comme cela a été présenté dans la section 2.3.2.1, il y a deux conditions pour générer ρ_{th}. La première condition est que le MSO pour générer ρ_{UA} ne contienne pas l'équation 2.9. Cette condition doit être vérifiée lors de la recherche du MSO pour générer ρ_{UA} (Voir la figure 2.17). La deuxième condition est qu'il existe un MSO qui contient l'équation 2.9, mais qui ne contient pas les équations 2.17 et 2.21. Nous allons montrer que la deuxième condition est toujours satifaite lorsqu'il exite un MSO pour générer ρ_{UA}.

Les deux variables $P_{th,c}$ et $P_{th,f}$ utilisées pour calculer r_{th} sont calculées en utilisant les équations 2.7 et 2.8. Ces deux équations contient les variables $T_{c,e}$,$T_{c,s}$, $T_{f,e}$, $T_{f,s}$, q_c et q_f. Par conséquent, lorsque ces variables sont calculées, nous pouvons calculer ρ_{th}. C'est à dire qu'il existe un MSO pour calculer ρ_{th}.

Les variables $T_{c,e}$,$T_{c,s}$, $T_{f,e}$, $T_{f,s}$, q_c et q_f sont aussi indispensables pour calculer l'indicateur ρ_{UA} (cf. Équation 2.57). En effet, q_c et q_f sont dans l'équation 2.57 et les variables $\{T_{c,e}, T_{c,s}, T_{f,e}, T_{f,s}\}$ sont nécessaires pour calculer ΔT (Voir l'équation 2.18). De plus, dans un MSO pour générer ρ_{UA}, le calcul de ces variables ne doit pas utiliser les équations 2.17 et 2.21, car ces deux équations sont utilisées pour calculer les deux estimations de UA dont la différence est ρ_{UA} (cf. Équation 2.57). Il existe donc des contraintes (CC_i) qui permettent de calculer $T_{c,e}$,$T_{c,s}$, $T_{f,e}$, $T_{f,s}$, q_c et q_f sans utiliser les équations 2.17 et 2.21. En combinant les contraintes CC_i et les contraintes 2.7, 2.8 et 2.9, nous pouvons construire un MSO pour calculer ρ_{th}.

Par conséquent, lorsqu'il existe un MSO pour générer ρ_{UA}, il existe un MSO pour générer ρ_{th} qui ne contient pas les équations 2.17 et 2.21.

2.4.2 Efficacité de la conversion d'énergie de la pompe

L'indicateur permettant le suivi de la dégradation de l'efficacité de la conversion d'énergie est défini comme l'écart entre les estimations calculées par les équations 2.23 et 2.43 :

$$\rho_{Pom} = UI - (f_{e3}(P_{hy}, q, Fre) + f_{e4}(Fre, P_{hy})) \tag{2.59}$$

Les deux fonctions f_{e3} et f_{e4} sont approximées par les *splines* du modèle GAM (cf. Section 2.1.3.2.3).

Les paramètres du modèle GAM sont calculés en utilisant des données collectées lors du fonctionnement nominal. Cette étape se fait hors-ligne, c'est-à-dire que cela doit être réalisé avant la mise en service du système de surveillance. Ensuite, l'indicateur ρ_{pom} peut être calculé en ligne. Cet indicateur reflète l'écart entre l'efficacité de la pompe à l'état actuel et celle de la pompe en fonctionnement nominal.

2.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté dans un premier temps les modèles statiques des différents équipements d'un réseau de distribution. En se basant sur ces lois, une analyse du lien entre l'état de santé des équipements et l'efficacité énergétique d'un réseau de distribution a été effectuée. A partir de

cette analyse, nous avons défini un cahier des charges de surveillance. Les équipements à étudier sont ceux de la sous-station du réseau de distribution.

Dans un deuxième temps, une démarche d'analyse structurelle a été proposée pour répondre à ce cahier des charges de surveillance. Cela a permis d'identifier les lois nécessaires pour générer les indicateurs. Dans les sections 2.3 et 2.4, des démarches de génération des indicateurs ρ_{UA}, ρ_{Pom} et ρ_{th} ont été proposées. Ces indicateurs sont générés en utilisant les lois spécifiques et les lois communes.

Les lois utilisées dans les sections précédentes sont des modèles statiques. Ces modèles nécessitent que les variables (par exemple les débits, les températures, les pressions, etc) soient constantes (cf. section 2.1.3). Cependant, cette condition n'est pas toujours satisfaite lors du fonctionnement d'un site industriel. En effet, il existe des phases de démarrage, d'arrêt et de changement de consigne. Dans le chapitre 3 nous proposons une méthode de recherche des fenêtres temporelles pendant lesquelles les variables sont constantes. Ces variables sont constantes dans une fenêtre, mais les valeurs de ces constantes peuvent être différentes d'une fenêtre à une autre.

Chapitre 3

Détermination des plages de fonctionnement en état stationnaire

3.1 Positionnement du problème

Dans le chapitre 2, nous avons utilisé des modèles statiques des équipements pour générer des indicateurs de l'état de santé des systèmes calculés à partir des mesures des variables qu'ils font intervenir. L'utilisation des modèles statiques nécessite que les variables intervenant dans ces modèles soient constantes. Ce chapitre propose une méthode pour déterminer les plages de fonctionnement du système répondant à cette condition.

Les mesures proviennent de m capteurs. Appelons $\mathbf{x}(t)$ le vecteur de ces mesures : $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \ldots, x_m(t)]^T$. Ces mesures sont généralement bruitées. Comme les capteurs sont indépendants, **nous pouvons supposer que le bruit d'une mesure est indépendant du bruit d'une autre mesure.**

$\{\mathbf{x}(t)\}_{t>0}$ est un processus stochastique. Si on retient l'hypothèse d'un **bruit additif**, la mesure à un instant t est la somme d'une partie déterministe $\mathbf{g}(t)$ et d'une partie aléatoire $\epsilon(t)$ de moyenne nulle. **Nous supposons que $\epsilon(t)$ est un bruit gaussien.** c'est-à-dire que chaque élément du vecteur $\epsilon(t)$ suit une distribution gaussienne. De plus, pour chaque élément $\epsilon_i(t)$, les valeurs à deux instants différents t_1 et t_2 (i.e $\epsilon_i(t_1)$ et $\epsilon_i(t_2)$) sont indépendantes. On a donc

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{g}(t) + \epsilon(t) \tag{3.1}$$

Par ailleurs, nous supposons que la composante déterministe est indépendante de la composante aléatoire, ce qui entraîne que leur corrélation est nulle :

$$cor\,(\mathbf{g}(t), \epsilon(t)) = 0 \tag{3.2}$$

Les modèles des équipements donnés au chapitre 2 définissent des contraintes entre des composantes de la partie déterministe $\mathbf{g}(t)$. Les conditions d'utilisation des modèles statiques imposent que la composante déterministe $\mathbf{g}(t)$ des signaux mesurés soit constante (cf. Section 2.1).

A partir des mesures collectées, l'étape préliminaire au calcul des indicateurs de l'état de santé est de déterminer les plages de fonctionnement pendant lesquelles la composante $\mathbf{g}(t)$ est constante. On parle alors de fonctionnement du système en **état stationnaire** [19].

Comme les mesures comprennent une composante aléatoire, cette vérification constitue un test d'hypothèse statistique. Pour une fenêtre temporelle donnée, l'hypothèse est formulée ci-dessous :

Hypothèse 2.
H_0^2 : $\mathbf{g}(t) =$ *constante : fonctionnement en état stationnaire*

$H_1^2 = \overline{H_0^2}$, $\mathbf{g}(t) \neq$ constante, où $\overline{H_0^2}$ représente le complément de H_0^2.

Dans la section suivante, nous allons présenter comment l'hypothèse 2 est testée dans la littérature.

3.2 État de l'art sur la détermination de l'état stationnaire

La détermination de l'état stationnaire consiste à tester l'hypothèse 2 sur une fenêtre temporelle en utilisant les m variables mesurées disponibles. Ces mesures sont échantillonnées avec un pas, noté Δt, supposé constant et identique pour toutes les mesures. Les mesures sont supposées synchrones. On appelle "échantillon" la valeur du vecteur des mesures à un instant donné $k\Delta t$. La fenêtre d'observation comprend N échantillons.

La matrice $\mathbf{X}$ définie ci-dessous, représente l'ensemble des données disponibles sur la fenêtre temporelle :

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \ldots, \mathbf{X}_m\} \tag{3.3}$$

Où $X_i = [x_{i,1}, \ldots, x_{i,N}]^T$, $\mathbf{x}_{i,k} = \mathbf{x}_i\,(k\Delta t)$.

Le nombre m de variables d'un échantillon est généralement supérieure à 1, car le modèle d'un système/équipement contient souvent plusieurs variables.

Les méthodes permettant de tester l'hypothèse 2 diffèrent suivant que $m = 1$ (test uni-varié), ou $m > 1$ (test multi-varié). Nous présentons dans les sections 3.2.1 et 3.2.2 quelques unes de ces méthodes.

3.2.1 Test de l'hypothèse 2 dans le cas uni-varié

Dans cette section, on présente des méthodes de test de l'hypothèse 2 dans le cas uni-varié ($m = 1$). L'ensemble des mesures de la variable prises sur une fenêtre temporelle est donc un vecteur X_i. Pour ne pas alourdir les notations nous omettrons l'indice i :

$$X = [x_1, \ldots, x_N]^T \tag{3.4}$$

19. *Steady state* en anglais

Trois méthodes sont présentées. La première méthode s'appuie sur la variance des mesures. Les deux autres méthodes s'appuient sur l'approximation du signal par des modèles pour extraire l'information sur la partie déterministe.

3.2.1.1 Méthode basée sur le ratio des variances

Une méthode basée sur deux estimateurs de la variance d'une variable est proposée dans [EFAMW60, p.63].

Ces deux estimateurs sont respectivement :

— Estimateur classique de la variance :

$$\hat{V}_1 = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}(x_k - \overline{x})^2 \tag{3.5}$$

$$\overline{x} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} x_k \tag{3.6}$$

— Estimateur basé sur la différence entre deux mesures consécutives :

$$\hat{V}_2 = \frac{1}{2(N-1)}\sum_{k=1}^{N}(x_{k+1} - x_k)^2 \tag{3.7}$$

L'étude dans [EFAMW60, p.63] montre empiriquement que l'évolution déterministe influence différemment les estimateurs $\hat{V}_1$ et $\hat{V}_2$:

— En état stationnaire : $R = \frac{\hat{V}_2}{\hat{V}_1}$ est égal à 1

— Évolution monotone : $R = \frac{\hat{V}_2}{\hat{V}_1}$ inférieur à 1

— Oscillation rapide : $R = \frac{\hat{V}_2}{\hat{V}_1}$ supérieur 1

Le test de l'hypothèse 2 devient :

Hypothèse 3.
H_0^3 : $R = 1$

$H_1^3 = \overline{H_0^3} : R \neq 1$

La distribution empirique de R sous l'hypothèse H_0^3 est donnée dans [EFAMW60]. En définissant un niveau de signification, un seuil th_R peut être déterminé pour tester l'hypothèse 3 :

$$R \underset{H_0^3}{\overset{H_1^3}{\gtrless}} th_R \tag{3.8}$$

Pour faciliter la présentation dans la suite, nous appelons cette méthode de détermination de l'état stationnaire *RatioVariance*. La méthode *RatioVariance* a été étendue par *Cao* et *Rhinehart*

[CR95, R. 13]. Dans ces travaux, les estimateurs de la moyenne et de la variance (cf. Équations 3.6 et 3.7) sont remplacés par des estimateurs filtrés et itératifs :

$$\bar{x}_k = \lambda_1 x_k + (1 - \lambda_1)\, \bar{x}_{k-1} \tag{3.9}$$

$$\hat{V}_{1,k} = \lambda_2 (x_k - \bar{x}_{k-1})^2 + (1 - \lambda_2)\, \hat{V}_{1,k-1} \tag{3.10}$$

$$\hat{V}_{2,k} = \lambda_3 (x_k - x_{k-1})^2 + (1 - \lambda_3)\, \hat{V}_{2,k-1} \tag{3.11}$$

$$\tag{3.12}$$

Où λ_1, λ_2 et λ_3 sont des paramètres à définir empiriquement, $\bar{x}_k$,$\hat{V}_{1,k}$ et $\hat{V}_{2,k}$ sont les estimateurs calculés en utilisant les k premiers échantillons de x. L'estimation itérative des variances permet de réduire la complexité de calcul. La valeur initiale de $\bar{x}_k$ est la moyenne calculée en utilisant un ensemble d'échantillons collectés lors de la phase d'initialisation. Le nombre de ces échantillons est à définir par l'utilisateur. La valeur initiale de $\hat{V}_{1,k}$ et de $\hat{V}_{2,k}$ est la variance calculée avec cet ensemble d'échantillons.

3.2.1.2 Méthode basée sur les coefficients des ondelettes

Dans les travaux [JCHS03, KBJS14], la détermination de l'état stationnaire est effectuée en 2 étapes :

- **Filtrage** La transformation en ondelette peut être utilisée pour filtrer les mesures et extraire leurs tendances d'évolution. Les signaux d'une fenêtre temporelle peuvent être caractérisés par des fonctions d'ondelette et des coefficients. Les bruits peuvent être filtrés en effectuant des seuillages sur ces coefficients.
- **Détection de l'état stationnaire**
  - Effectuer les transformations en ondelette sur des mesures filtrées en utilisant des ondelettes d'ordre 1 et d'ordre 2. Les coefficients des ondelettes d'ordre 1 et 2 sont respectivement proportionnels à la dérivée d'ordre 1 et à celle d'ordre 2 des mesures filtrées.
  - Définir empiriquement les seuils de ces deux coefficients. Détecter l'état stationnaire en comparant les deux coefficients des ondelettes avec leurs seuils.

3.2.1.3 Méthode basée sur un modèle polynomial

La méthode présentée dans la section 3.2.1.2 utilise les fonctions d'ondelette pour extraire et représenter l'évolution déterministe. Cette évolution peut aussi être représentée par une fonction polynomiale. La détermination de l'état stationnaire est effectuée en utilisant les coefficients de la fonction polynomiale [RCG+05].

Cette méthode suppose que $g(t)$ peut être modélisée par une série de Taylor tronquée à l'ordre p :

$$g(t) = \mathbf{a}(t)\beta \tag{3.13}$$

Où $\beta = [\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_\mathrm{p}]^\mathrm{T}$, $\mathbf{a}(t) = [1, t, t^2, \cdots, t^p]$.

β est le vecteur de paramètres du modèle de régression linéaire. β_0 représente le biais constant de la partie déterministe, $\beta\,[2:p] = [\beta_1, \cdots, \beta_\mathrm{p}]^\mathrm{T}$ est le vecteur qui caractérise l'évolution déterministe dans le temps. Lorsque le système fonctionne en état stationnaire, toutes les composantes de $\beta\,[2:p]$ doivent être nulles. L'hypothèse 2 devient :

Hypothèse 4.
H_0^4 : $\beta\,[2:p] = \mathbf{0}$

Où $\mathbf{0}$ représente le vecteur nul de dimension $p-1$. $H_1^4 = \overline{H_0^4}$.

β peut être estimé par la méthode des moindres carrés. Notons cette estimation $\hat{\beta}$. L'estimation suit la distribution gaussienne multi-variée [HTF09] : $\mathbb{N}\left(\beta, \hat{\Sigma}_{\hat{\beta}}\right)$. $\hat{\Sigma}_{\hat{\beta}}$ est l'estimation de la matrice de variance-covariance de l'estimateur $\hat{\beta}$ qui est calculée par :

$$\hat{\Sigma}_{\hat{\beta}} = (\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\hat{\sigma}^2 \tag{3.14}$$

Où $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\Delta\mathrm{t})^\mathrm{T}, \mathbf{a}(2\Delta\mathrm{t})^\mathrm{T}, \cdots, \mathbf{a}(\mathrm{N}\Delta\mathrm{t})^\mathrm{T}]^\mathrm{T}$, $\mathbf{a}(n) = [1, n, n^2, \cdots, n^p]$. $\hat{\sigma}^2$ est l'estimation de la variance des résidus $(x_k - \hat{g}_k)$:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}(x_k - \hat{g}_k)^2 \tag{3.15}$$

$$\hat{g}_k = \mathbf{a}(k\Delta t)\hat{\beta} \tag{3.16}$$

$\hat{g}_k$ est l'estimation de $g(t)$ à l'instant $k\Delta t$.

Nous pouvons donc construire une variable

$$T^2 = \hat{\beta}\,[2:p]^T\,\hat{\Sigma}_{\hat{\beta}}\,[2:p]^{-1}\,\hat{\beta}\,[2:p] \tag{3.17}$$

Où $\hat{\Sigma}_{\hat{\beta}}\,[2:p]$ est la sous-matrice de $\hat{\Sigma}$ obtenue en retirant sa première ligne et sa première colonne.

T^2 suit la distribution *Hotelling* [Hot51]. La distribution de *Hotelling* est proportionnelle à la distribution de *Fisher* $\mathbb{F}_{p,N-p}$, le test d'hypothèse 4 peut être formulé comme :

$$T^2 \underset{H_0^4}{\overset{H_1^4}{\gtrless}} \frac{p(N-1)}{(N-p)}\mathbb{F}_{p,N-p}(\alpha) \tag{3.18}$$

Le cas $p = 1$ est un cas particulier de la méthode basée sur un modèle polynomial. Le modèle est alors un modèle linéaire. Cette valeur de p est choisie dans [KH13] pour la détermination de l'état stationnaire. Dans ce cas, β contient deux éléments :

$$\beta = [\beta_0, \beta_1]^T \tag{3.19}$$

L'estimateur de β_1 (i.e $\hat{\beta}_1$) suit une distribution gaussienne :

$$\hat{\beta}_1 \sim \mathbb{N}\left(\beta_1, \sigma_\beta^2\right) \tag{3.20}$$

Où σ_β est estimée par la formule ci-dessous en utilisant l'estimation de la variance des résidus $\hat{\sigma}$:

$$\hat{\sigma}_{\beta_1} = \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{\sum_{k=1}^{N} \left(k - \frac{N+1}{2}\right)^2}} \tag{3.21}$$

Au lieu de construire une variable T^2 qui suit une distribution de Hotelling, une variable $t_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\hat{\sigma}^2_\beta}$, qui suit la distribution *Student* $\mathcal{T}_{n-2}$ (où $n-2$ est le degré de liberté), est utilisée.

En définissant un niveau de signification α, l'hypothèse 4 peut être testée par :

$$t_{\hat{\beta}_1} \underset{H_0^4}{\overset{H_1^4}{\gtrless}} \mathcal{T}_{n-2}(\alpha) \tag{3.22}$$

3.2.2 Détermination de l'état stationnaire en utilisant des mesures multi-variées

Les modèles statiques des équipements/systèmes font souvent intervenir plusieurs variables. La détection de l'état stationnaire nécessite une analyse sur l'ensemble de ces variables. Cette section présente comment déterminer l'état stationnaire du système en se basant sur les résultats d'un test de l'hypothèse 2 pour chaque variable.

3.2.2.1 Correction du niveau de signification par l'algorithme *sidak* [Sid67]

Dans l'objectif de détecter l'état stationnaire en se basant sur les résultats du test de l'hypothèse 2 pour chaque variable, une méthode directe est de réaliser en parallèle des tests uni-variés sur chacune des variables. Le système fonctionne en état stationnaire, si H_0^2 n'est pas rejetée pour toutes les variables. Le système ne fonctionne pas en état stationnaire, si H_0^2 est rejetée pour au moins une variable. Un opérateur *et* sur les résultats des tests d'hypothèse appliqués sur toutes les variables donne le résultat sur l'ensemble des variables.

Cependant, comme cela est souligné dans [Her07], pour un niveau de signification donné, plus le nombre de variables est grand, plus le taux de faux positifs [20] est grand. En effet, le taux de faux positifs du test global (α_G) est une fonction croissante de celui d'un test individuel α et du nombre de variables m. Comme les composantes aléatoires des variables sont supposées indépendantes (cf. Section 3.1), cette fonction s'exprime comme [Her07] :

$$\alpha_G = 1 - (1 - \alpha)^m \tag{3.23}$$

La figure 3.1 illustre l'évolution du taux de faux positifs global α_G lorsque le niveau de signification α est 0.05. On peut constater que lorsque le nombre de variables atteint 10, le taux de

20. Rappelons qu'un faux positifs est le cas où le test rejette à tort H_0 (cf. Tableau 1.5).

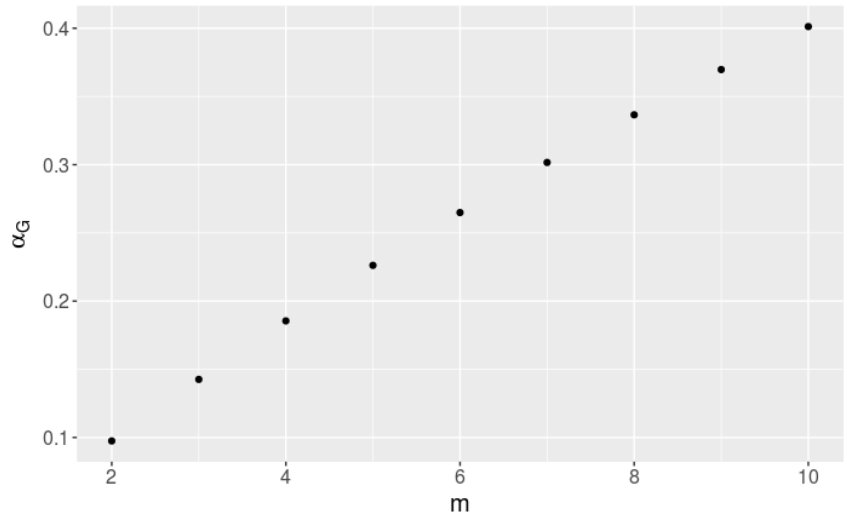


FIGURE 3.1 Évolution du taux de faux positifs en fonction de nombre de variables intervenant dans le test multi-varié. Le taux de faux positifs pour un test individuel est 0.05

faux positifs atteint 40%. Ceci est un taux trop élevé, le taux de faux positifs souhaité d'un test statistique varie en effet généralement entre 1% et 10% [MMC12].

L'algorithme *sidak* [Sid67] est utilisé dans [KH13] pour réduire le taux de faux positifs global α_G. Pour un test multi-varié, nous fixons une valeur souhaité de α_G au lieu de celle des niveaux de signification des tests uni-variés α. Comme un test multivarié est constitué de tests uni-variés, il est nécessaire de connaître la valeur de α. La relation entre α_G et α est donnée par l'équation 3.23. La valeur de α se déduit de cette équation :

$$\alpha = 1 - (1 - \alpha_G)^{\frac{1}{m}} \tag{3.24}$$

3.2.2.2 Analyse en composantes principales

Comme cela a été présenté dans le chapitre 1 (Voir plus de détails dans l'annexe C), l'analyse en composantes principales (ACP) est un outil qui permet de réduire la dimension des données tout en gardant le maximum de variance des mesures. Si les évolutions déterministes peuvent être capturées dans la dimension réduite, il suffit de vérifier l'hypothèse 2 sur les variables dans cette dimension réduite.

Comme montré dans l'équation 3.23, le taux de faux positifs augmente avec l'augmentation du nombre de variables intervenant dans la détermination de l'état stationnaire. La réduction de la dimensionnalité permet de diminuer le taux de faux positifs sans corriger le niveau de signification individuel α.

Les travaux dans [RCG+05] utilisent cette propriété pour déterminer l'état stationnaire. L'ACP est appliquée sur toutes les mesures, et les deux premières composantes principales sont retenues. Ensuite, des tests de l'hypothèse 2 sont effectués sur les deux composantes principales retenues. Si H_0^2 est rejetée pour une des deux composantes principales, l'hypothèse que le système fonctionne en état stationnaire est rejetée. La réduction du nombre de variables permet de réduire le nombre

de tests, et donc de réduire le taux de faux positifs.

3.2.3 Conclusions sur les méthodes de test d'hypothèse 2 de la littérature

Nous avons présenté des méthodes de test de l'hypothèse 2 pour les cas uni-varié ($m = 1$) et multi-varié ($m > 1$). **Dans le cas uni-varié**, trois méthodes ont été présentées. La première utilise un ratio de deux estimateurs de variance. Elle se base sur les impacts des évolutions déterministes sur le ratio. Les évolutions prises en compte sont l'évolution monotone et l'oscillation rapide. Ces deux types d'évolution influencent différemment ce ratio. Le cas où la partie déterministe comporte les deux types d'évolution n'est cependant pas traité dans les travaux [EFAMW60, p.63] [CR95, R. 13]. Ces deux phénomènes ont des effets contraires sur le ratio, et lorsque ces deux types d'évolution se produisent en même temps, leurs effets sur le ratio peuvent s'annuler. Cette situation peut causer une mauvaise décision. Ce problème sera illustré sur un jeu de données simulées dans la section 3.4.

La deuxième méthode présentée dans le cas uni-varié est basée sur les fonctions d'ondelettes. Cette méthode est performante dans la plupart des cas, cependant il est montré dans [KBJS14] que certaines composantes de hautes fréquences peuvent ne pas être filtrées et que cela peut conduire à une mauvaise décision sur la détermination de l'état stationnaire.

La troisième méthode utilise un modèle polynomial. Lorsque le modèle polynomial représente correctement l'évolution déterministe, les coefficients du modèle peuvent être utilisés pour tester l'hypothèse 2. **Dans la suite de cette thèse, cette méthode est retenue pour tester l'hypothèse 2.**

Cependant, dans les travaux cités dans la section 3.2.1, la validité de l'utilisation du modèle polynomial pour représenter les signaux sur une fenêtre temporelle n'est pas vérifiée. De plus, les cas où la variance peut évoluer dans le temps n'ont pas été traités. Ces deux problèmes seront traités dans la section 3.3.2 lors du développement de notre méthode pour le cas uni-varié.

Dans le cas multi-varié, l'algorithme *sidak* est proposé pour corriger le niveau de signification α des tests de l'hypothèse 2 sur chaque variable. Cette correction permet de diminuer le taux de faux positifs, mais a pour conséquence de diminuer le taux de bonnes décisions (i.e la puissance du test) [Nyh04, BMD+09].

La méthode basée sur l'ACP peut réduire le taux de faux positifs en réduisant la dimensionalité de l'espace des variables à tester (i.e le nombre de tests). Cela permet d'éviter de diminuer la puissance du test. Les travaux dans [RCG+05] ont retenu les deux premières composantes principales pour tester l'hypothèse 2 en supposant que l'évolution déterministe des variables peut être capturée par ces deux composantes. Cependant, ces travaux n'ont pas montré que cette hypothèse est valide.

Comme la méthode basée sur l'ACP ne diminue pas la puissance du test, nous l'avons choisie pour traiter le cas multi-varié. Dans la section 3.3.1, nous allons justifier et déterminer le nombre de composantes principales nécessaires pour capturer l'évolution déterministe de toutes les variables.

3.3 Détermination de l'état stationnaire en utilisant l'analyse en composante principale

Dans un premier temps, nous montrons qu'une seule composante principale est nécessaire pour déterminer les états non stationnaires.

Dans un second temps, nous appliquons sur la première composante principale la méthode de test d'hypothèse 2 du cas uni-varié qui s'appuie sur une approximation polynomiale de l'évolution temporelle. Nous intégrons la vérification de la validité du modèle choisi et prenons en compte l'évolution de la variance de la composante aléatoire de la mesure.

3.3.1 Utilisation de la première composante principale pour déterminer l'état stationnaire

Par construction, la première composante principale capture une grande part de la variance totale des mesures $\mathbf{X}$. La variation des mesures comporte celle de la composante aléatoire et celle de la composante déterministe. En se basant sur cette caractéristique de l'ACP, nous montrons que l'évolution déterministe d'une variable est capturée par la première composante principale.

Rappelons les hypothèses posées dans la section 3.1 :

- Les composantes aléatoires de m mesures $x_i, i \in \{1, \ldots, m\}$ sont additives et indépendantes.
- Les composantes aléatoires sont des bruits blancs gaussiens
- La composante déterministe est indépendante de la composante aléatoire.

Dans cette section, **les mesures dans une fenêtre temporelle d'étude sont centrées, et la composante aléatoire de chaque mesure est normalisée**. Il est possible de centrer les mesures dans chaque fenêtre temporelle. Cela peut être effectué en ligne. Une mesure est normalisée en la divisant par son écart-type (i.e racine de la variance). Pour normaliser, il est donc nécessaire d'estimer la variance de la composante aléatoire de chaque mesure. On montrera ultérieurement comment cette estimation peut être obtenue.

Chaque échantillon peut être décomposé en une composante déterministe et une composante aléatoire. La matrice $\mathbf{X}$ (cf. Équation 3.1) des échantillons dans une fenêtre temporelle $\mathbf{X}$ s'écrit :

$$\mathbf{X} = \mathbf{G} + \mathbf{E} \tag{3.25}$$

Où $\mathbf{G} = \{\mathbf{g}_1, \ldots, \mathbf{g}_m\}$, $\mathbf{E} = \{\epsilon_1, \ldots, \epsilon_m\}$. Les g_i et $\epsilon_i, i = \{1, \ldots, m\}$ représentent respectivement les composantes déterministes et les composantes aléatoires.

L'estimation de la matrice de variance-covariance des mesures $\frac{1}{N-1}\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ est utilisée dans l'ACP (cf. Annexe C). L'équation 3.25 permet d'écrire cette estimation comme ci-dessous :

$$\frac{1}{N-1}\mathbf{X}^T\mathbf{X} = \frac{1}{N-1}(\mathbf{G}+\mathbf{E})^T(\mathbf{G}+\mathbf{E}) = \frac{1}{N-1}\left(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \mathbf{G}^T\mathbf{E} + \mathbf{E}^T\mathbf{G} + \mathbf{E}^T\mathbf{E}\right) \tag{3.26}$$

$\frac{1}{N-1}\mathbf{E}^T\mathbf{E}$ est l'estimateur de la matrice de covariance de ϵ. Les éléments de ϵ sont supposés indépendants, la covariance entre deux composantes aléatoires différentes (ϵ_i et $\epsilon_j, i \neq j$) est donc nulle.

Comme chaque composante aléatoire est normalisée, l'espérance de la variance de chaque composante aléatoire vaut un. La limite, quand N tend vers l'infini, de chaque élément de la diagonale de la matrice de covariance de ϵ vaut donc un. Par conséquent, nous avons :

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N-1}\mathbf{E}^T\mathbf{E} = \mathbf{I} \tag{3.27}$$

Les éléments des matrices $\frac{1}{N-1}\mathbf{G}^T\mathbf{E}$ et $\frac{1}{N-1}\mathbf{E}^T\mathbf{G}$ sont les covariances entre g_i et ϵ_j ($i \neq j$). Or, comme les composantes déterministe et aléatoire sont supposées indépendantes, la covariance entre g_i et ϵ_j est nulle.

Les limites, quand N tend vers l'infini, des matrices $\frac{1}{N-1}\mathbf{G}^T\mathbf{E}$ et $\frac{1}{N-1}\mathbf{E}^T\mathbf{G}$ sont donc des matrices nulles :

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N-1}\mathbf{G}^T\mathbf{E} = \mathbf{0}$$
$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N-1}\mathbf{E}^T\mathbf{G} = \mathbf{0}$$

Lorsque un système fonctionne en état stationnaire sur une fenêtre temporelle, les parties déterministe de toutes ses variables sont nulles puisque les variables sont centrées. La matrice $\mathbf{G}^T\mathbf{G}$ est donc une matrice nulle. En conclusion, lorsque le système fonctionne en état stationnaire, on a

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N-1}\mathbf{X}^T\mathbf{X} = \mathbf{I} \tag{3.28}$$

Lorsque un système ne fonctionne pas en état stationnaire, au moins un élément de $\mathbf{x}(t)$ comprend une évolution déterministe non stationnaire. La matrice $\mathbf{G}^T\mathbf{G}$ est une matrice non nulle. Nous obtenons :

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N-1}\mathbf{X}^T\mathbf{X} = \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N-1}\left(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \mathbf{E}^T\mathbf{E}\right) = \frac{1}{N-1}\left(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + (N-1)\mathbf{I}\right) \tag{3.29}$$

$\left(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + (N-1)\mathbf{I}\right)$ est l'espérance de la matrice de covariance. L'estimation de cette matrice $\frac{1}{N-1}\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ varie autour de cette espérance. L'intervalle de variation de cette estimation diminue avec l'augmentation de N. Dans la suite, nous supposons que N est suffisamment grand pour que l'égalité 3.29 soit valide. La détermination de N sera traitée dans la section 3.3.2.4.

Le calcul du premier axe principal est présenté dans l'annexe C comme un problème d'optimisation sous-contrainte :

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_1 = \arg\max_{\mathbf{p}} \left\{\mathbf{p}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{p}\right\} \\ \text{s.c } \mathbf{p}^T\mathbf{p} = 1 \end{aligned} \tag{3.30}$$

Ce problème peut être résolu en introduisant un multiplicateur de Lagrange, la maximisation de $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ est équivalente à trouver l'extremum local du Lagrangien ϕ :

$$\phi = \frac{1}{N-1}\mathbf{p}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{p} - \lambda\left(\mathbf{p}^T\mathbf{p} - 1\right) \tag{3.31}$$

En combinant les équations 3.29 et 3.31, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
\phi &= \mathbf{p}^T\left(\frac{1}{N-1}\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \mathbf{I}\right)\mathbf{p} - \lambda\left(\mathbf{p}^T\mathbf{p} - 1\right) \\
&= \frac{1}{N-1}\mathbf{p}^T\mathbf{G}^T\mathbf{G}\mathbf{p} + \mathbf{p}^T\mathbf{p} - \lambda\mathbf{p}^T\mathbf{p} + \lambda \\
&= \frac{1}{N-1}\mathbf{p}^T\mathbf{G}^T\mathbf{G}\mathbf{p} + 1 + (1-\lambda)\,\mathbf{p}^T\mathbf{p} + \lambda - 1 \\
&= \left(\frac{1}{N-1}\mathbf{p}^T\mathbf{G}^T\mathbf{G}\mathbf{p} + 1\right) - (\lambda - 1)\left(\mathbf{p}^T\mathbf{p} - 1\right) \\
&\overset{\lambda' = \lambda - 1}{=} \left(\frac{1}{N-1}\mathbf{p}^T\mathbf{G}^T\mathbf{G}\mathbf{p} + 1\right) - \lambda'\left(\mathbf{p}^T\mathbf{p} - 1\right)
\end{aligned} \tag{3.32}$$

L'équation 3.32 permet d'écrire ci-dessous le problème d'optimisation 3.30 sous la forme d'un problème d'optimisation qui ne fait apparaître que la composante déterministe des mesures.

$$\begin{aligned}
\mathbf{p}_1 = \arg\max_{\mathbf{p}} &\left(\frac{1}{N-1}\mathbf{p}^T\mathbf{G}^T\mathbf{G}\mathbf{p} + 1\right) \\
\text{s.c } &\mathbf{p}^T\mathbf{p} = 1
\end{aligned} \tag{3.33}$$

Nous avons donc réécrit le problème d'optimisation 3.30 sous la forme du problème d'optimisation 3.33. Le contenu à maximiser par la projection cherchée est transformé de $\frac{1}{N-1}\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ en $\frac{1}{N-1}\mathbf{G}^T\mathbf{G}$ qui est le moment d'ordre 2 de la composante déterministe qui caractérise la variation de cette composante.

Comme montré dans l'annexe C, le problème d'optimisation 3.30 consiste à chercher un vecteur pour lequel la projection des mesures maximise la variance des données $\mathbf{X}$. Le problème d'optimisation 3.33 consiste à chercher un vecteur pour lequel la projection des mesures maximise la variation du changement déterministe. Ce vecteur est le premier axe principal. Les données projetées sur cet axe forment la première composante principale.

L'analyse ci-dessus montre que la première composante principale conserve la variation du changement déterministe lorsque les hypothèses rappelées au début de la section 3.3.1 sont satisfaites.

La première composante conserve la variation du changement déterministe. Si la partie déterministe d'une variable n'est pas une constante, la partie déterministe de la composante principale ne sera pas constante non plus. La première composante principale peut donc être utilisée pour déterminer l'état stationnaire caractérisé par plusieurs variables. Le problème multi-dimensionnel initial est ramené à un problème uni-dimensionnel.

3.3.2 Algorithme de détermination de l'état stationnaire

Le problème multi-varié est donc ramené à un problème uni-varié en utilisant la première composante principale de l'ACP. Le test d'hypothèse 2 est effectué sur la première composante principale notée $c_1(t)$. Notons $g_c(t)$ la partie déterministe de $c_1(t)$, $\epsilon_c(t)$ sa partie aléatoire.

Pour effectuer le test d'hypothèse 2, nous utilisons la méthode qui s'appuie sur une approximation polynomiale de l'évolution temporelle. Dans les sous-sections suivantes nous complétons la méthode polynomiale présentée en section 3.2.1.3 pour :

— Tester la validité du modèle polynomial choisi (cf. Section 3.3.2.1)
— Prendre en compte l'évolution de la composante aléatoire (cf. Section 3.3.2.2)
— Guider le choix de l'ordre du modèle polynomial (cf. Section 3.3.2.3)
— Déterminer la taille de la fenêtre temporelle (cf. Section 3.3.2.4)

L'algorithme complet sera donné en section 3.3.3.

3.3.2.1 Test de validité du modèle polynomial

La validité du modèle est une condition nécessaire pour déterminer l'état stationnaire en utilisant le modèle polynomial. Le test de la validité du modèle peut s'exprimer comme le test d'hypothèse suivant :

Hypothèse 5.
H_0^5 : $\hat{g}_c(t) = g_c(t)$

$H_1^5 = \overline{H_0^5}$: $\hat{g}_c(t) \neq g_c(t)$.

L'acceptation de H_0^5 signifie que le modèle $\hat{g}_c(t) = \mathbf{a}(t)\hat{\beta}$ (cf. Équation 3.16) représente correctement le signal. Si c'est le cas, le résidu

$$res(t) = c_1(t) - \hat{g}_c(t) \tag{3.34}$$

doit être égal à la composante aléatoire de $c_1(t)$ (ϵ_c). Les variances σ^2_{res} et $\sigma^2_{\epsilon_c}$ sont donc aussi égales.

La comparaison des variances est réalisée par un test de Fisher sur le rapport R_v des deux variances :

$$R_v = \frac{\sigma^2_{res}}{\sigma^2_{\epsilon_c}} \tag{3.35}$$

La valeur de $\sigma^2_{\epsilon_c}$ peut être obtenue sur des données qui ne présentent pas de variation déterministe comme cela sera proposé ultérieurement (Voir section 3.3.3).

Comme les composantes aléatoires de toutes les mesures sont supposées suivre une distribution normale de moyenne nulle et la composante principale est une combinaison linéaire des mesures,

$c_1(t)$ suit aussi une distribution normale de moyenne nulle. R_v est un ratio entre deux estimations de la variance de mesures indépendantes. R_v suit donc une distribution de *Fisher* [OL10] :

$$R_v \sim \mathbb{F}_{N-1,N-1} \tag{3.36}$$

Où $N-1$ est le degré de liberté de la distribution de Fisher. La décision du test d'hypothèse 5 peut être prise par :

$$R_v \underset{H_0^5}{\overset{H_1^5}{\gtrless}} \mathbb{F}_{N-1,N-1}(\alpha_R) \tag{3.37}$$

α_R est le seuil de signification. Si H_0^5 n'est pas rejetée, le modèle $\hat{g}_c(t)$ sera utilisé pour savoir si le système fonctionne en état stationnaire. Sinon, la période est labellisée comme une évolution inconnue.

3.3.2.2 Mise à jour de l'estimation de la variance

La variance du bruit peut évoluer dans le temps. La première composante principale c_1 est une combinaison linéaire des variables, la variance de c_1 peut donc évoluer. Dans le test d'hypothèse 4, la variance de la première composante principale c_1 (i.e $\sigma^2_{\epsilon_c}$) est utilisée. Dans l'ACP (Voir Section 3.3.1), les variances des mesures $(\sigma_i^2, in \in \{1,\ldots,m\})$ sont utilisées pour la normalisation. Nous proposons de mettre à jour les estimations de ces variances au cours du temps. Afin d'éviter que la composante déterministe n'influence l'estimation de la variance, cette mise à jour n'est effectuée que lorsque de l'état stationnaire est identifié.

Nous avons choisi de mettre à jour la variance par un filtrage exponentiel pour sa simplicité de calcul :

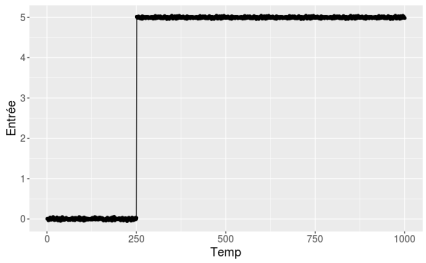
$$\hat{\sigma}^2_{i,new} = \lambda \hat{\sigma}^2_{i,old} + (1-\lambda)\hat{\sigma}_i^2 \tag{3.38}$$

Où σ_i^2 est un élément dans $\left\{\sigma^2_{\epsilon_c}, \sigma_1^2, \ldots, \sigma_m^2\right\}$, $\hat{\sigma}_i^2$ est l'estimation de σ_i^2 en utilisant les mesures sur la dernière fenêtre temporelle. λ est un paramètre à régler. Plus λ est grand, plus la mise à jour est conservative. Plus λ est petit, plus $\hat{\sigma}^2_{i,new}$ est sensible à la variation aléatoire. La valeur $\lambda = 0.95$ est conseillée dans [Ale08].

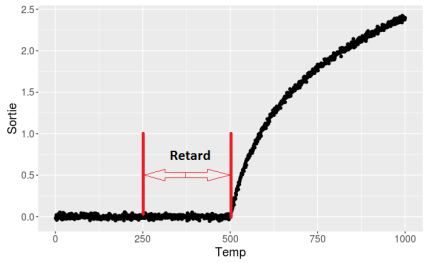
3.3.2.3 Choix de l'ordre du modèle polynomial

L'ordre du modèle est choisi pour minimiser le pourcentage de périodes labellisées *inconnues*. Plus l'ordre sera élevé, plus le pourcentage de périodes labellisées *inconnues* sera faible. Cependant,un modèle polynomial d'ordre élevé peut conduire au sur-apprentissage, c'est-à-dire qu'il modélise les variations causées aussi par la composante aléatoire. Le test sur les coefficients de ce modèle peut conduire à une mauvaise décision : les périodes pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire peuvent être identifiées comme non-stationnaire.

Un seuil de tolérance sur le pourcentage des périodes *inconnues* peut être fixé afin de choisir l'ordre du modèle.



(a) Un exemple d'une évolution déterministe d'une entrée



(b) Un exemple d'une évolution déterministe d'une sortie

FIGURE 3.2 Illustration du décalage entre deux mesures.

Dans le cas où l'hypothèse H_0^4 est vraie, la probabilité théorique de faux positifs du test d'hypothèse 5 est α_R. α_R est donc le pourcentage de labellisation *inconnue* qui doit être toléré. Par conséquent, le seuil de tolérance peut être choisi égal à la valeur de α_R.

3.3.2.4 Détermination de la taille de fenêtre temporelle

Les développements décrits dans les sections 3.3.2 et 3.3.1 sont effectués sur une fenêtre temporelle. Lors de la mise en œuvre, il est donc nécessaire de définir la taille de cette fenêtre. Comme l'intervalle de temps entre des échantillons est une constante, la taille de la fenêtre peut être caractérisée par le nombre d'échantillons.

Le premier critère pour déterminer ce nombre d'échantillons est mentionné dans la section 3.3.1 : l'ACP repose sur l'estimation de la matrice de covariance, le nombre d'échantillons doit donc être suffisamment grand pour que cette estimation soit assez précise. Dans les travaux [BBK09], le nombre d'échantillons conseillé est de 5 à 10 fois le nombre de variables.

Le deuxième critère est lié aux caractéristiques du système étudié, et plus spécifiquement aux temps de propagation des liquides dans les conduites. Dans un réseau hydraulique, une variation de température en un point se propage dans la conduite. Le temps de propagation du liquide entre un capteur et un équipement va induire un décalage dans le temps (retard) entre la température mesurée et la température au niveau de l'équipement. Par ailleurs, les liquides dans les circuits sont supposés incompressibles. Le débit est donc le même en tous points d'une même conduite. Il n'y a donc pas de décalage dans le temps entre les mesures de débit et les débits au niveau des équipements.

La taille de la fenêtre ne doit pas être trop petite. En effet, un changement à l'entrée impactera la sortie avec un retard. Pendant la période entre le début du changement à l'entrée et celui à la sortie, le fonctionnement du système peut être considéré comme étant en état stationnaire, ce qui sera une mauvaise décision. Un exemple d'illustration est donné dans la figure 3.2. Entre l'instant 250 et 500, à cause du retard de mesure, l'entrée et la sortie sont toutes les deux constantes bien que le système ne fonctionne pas en état stationnaire. En prenant en compte ce phénomène, il est conseillé de choisir une taille de fenêtre temporelle supérieure à la somme des deux décalages temporels entre les variables physiques et les mesures correspondantes.

Le temps de propagation dépend des distances entre les capteurs et les équipements. Ces distances peuvent varier d'un site à l'autre. Afin de faciliter l'application de la méthode sur différents sites, nous avons décidé d'utiliser les distances maximales relevées sur plusieurs sites de même type. Il est en effet préférable de prendre une valeur plus grande que la réalité pour éviter de décider que le système fonctionne en état stationnaire alors que ce n'est pas le cas et de créer ainsi des mauvaises décisions quant à l'état de santé du système.

Le décalage temporel entre une variable physique et sa mesure est donné par :

$$t_p = \frac{D}{v_l} \tag{3.39}$$

Où v_l est la vitesse du liquide dans la conduite, D est la distance maximale entre un capteur et une entrée ou une sortie d'un équipement relevée sur un ensemble d'installations de même type. Nous allons utiliser le temps de décalage maximum.

En résumé, la taille préconisée pour la fenêtre temporelle (Nombre d'échantillons $\times$ ΔT) est égale à

$$\max\left(2 \times t_p, 5 \times m \times \Delta T\right) \tag{3.40}$$

3.3.3 Résumé de l'algorithme

La première phase consiste à calculer sur une fenêtre temporelle la première composante principale suivant la démarche présentée dans la Section 3.3.1.

Ensuite, les coefficients d'un modèle polynomial d'évolution de la première composante principale sont estimés. L'état de fonctionnement est obtenu en testant dans un premier temps l'hypothèse 5 de validité du modèle polynomial puis, en testant l'hypothèse 4 de nullité des coefficients du modèle polynomial. Si l'hypothèse H_0^4 n'est pas rejetée, cette fenêtre est labellisée *état stationnaire*, sinon *état non stationnaire*.

Si l'hypothèse H_0^5 est rejetée, les mesures sont labellisées *inconnues*. Cette situation survient lorsque le changement du signal est trop rapide pour que le modèle polynomial à l'ordre choisi puisse l'approximer correctement.

Afin d'effectuer les tests d'hypothèse ci-dessus, une phase d'initialisation est nécessaire pour :

— Estimer la variance de la composante aléatoire de chaque mesure
— Estimer la variance de la première composante principale
— Déterminer l'ordre du modèle polynomial

En faisant l'hypothèse que le système fonctionne en état stationnaire lors de la phase d'initialisation, les estimations de la variance de la composante aléatoire de chaque mesure et de la première composante principale peuvent être calculées en utilisant des données collectées de cette phase. Cette hypothèse peut être vérifiée en faisant fonctionner l'installation dans un mode de fonctionnement adapté et en inspectant les mesures.

L'algorithme permettant de déterminer les périodes de fonctionnement en état stationnaire est donné ci-après.

Algorithm 3.1 Algorithme de **D**étermination de l'**E**tat **S**tationnaire basé sur le modèle **Poly**nomial et l'**ACP** (DESPolyACP)

1: Estimer la variance de la première composante principale et de chaque mesure en utilisant les données de la phase d'initialisation
2: Choisir l'ordre du modèle polynomial en utilisant les données de la phase d'initialisation
3: **Pour** Les données d'une nouvelle fenêtre temporelle qui contient N échantillons **Faire**
4: Normaliser chaque mesure
5: Calculer la première composante principale
6: Effectuer l'algorithme uni-varié de la détection de l'état stationnaire sur la première composante principale
7: **Si** H_0^4 n'est pas rejetée **Alors**
8: Mettre à jour la variance de la première composante principale et des mesures
9: **Fin Si**
10: **Fin Pour**

3.4 Comparaison des méthodes avec des données simulées

Précédemment, nous avons indiqué des limites pour l'algorithme *RatioVariance* (cf 3.2.1.1) et pour l'algorithme *Sidak* (cf 3.2.2.1). Dans cette section, des jeux de données simulées sont utilisés pour illustrer ces limites et comparer les résultats issus de ces méthodes avec ceux de l'algorithme *DESPolyACP* que nous proposons.

3.4.1 Cas uni-varié

La section 3.2.1.1 a évoqué un problème de l'algorithme *RatioVariance* : une évolution monotone et des oscillations ont des impacts différents sur le ratio R (cf. Section 3.2.1.1). Lorsque la partie déterministe comporte à la fois des oscillations et une évolution monotone, une mauvaise décision sur la condition de fonctionnement peut être prise. Un jeu de données est simulé afin de montrer ce problème. Une comparaison avec le résultat du nouvel algorithme est aussi présentée.

Description du jeu de données simulé Le jeu de données simulé peut être résumé par la fonction décrite dans l'équation 3.41. $x(n)$ représente l'évolution d'une mesure. Les valeurs des paramètres sont données dans le tableau 3.1. Un bruit gaussien $\epsilon(n)$ est ajouté dans l'évolution déterministe, sa moyenne est nulle, son écart type est égal à 0.25. Ces données simulées sont représentées par la figure 3.3. Les deux couleurs représentent respectivement l'état stationnaire (SS), et l'état non stationnaire (NSS).

Nom	a	k	w
Valeur	0,5	0,1	2,5

TABLE 3.1 Valeur des constantes dans l'équation 3.41

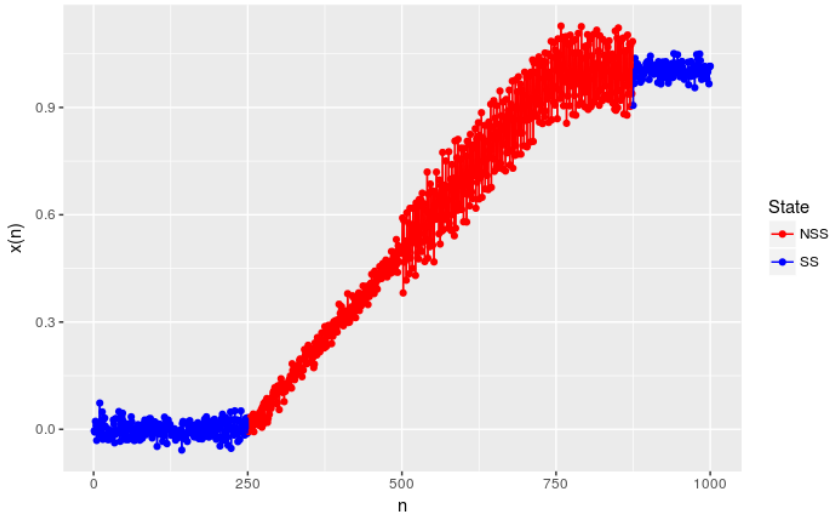


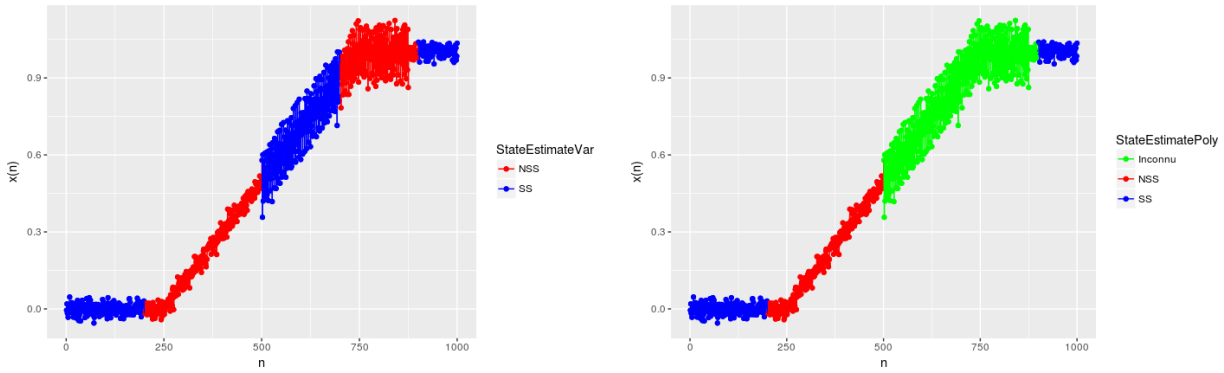
FIGURE 3.3 Données simulées utilisant l'équation 3.41

$$x(n) = \begin{cases} \epsilon(n) & 1 \leqslant n \leqslant 250 \quad (3.41a) \\ a \cdot \dfrac{(n-250)}{250} + \epsilon(n) & 251 \leqslant n \leqslant 500 \quad (3.41b) \\ a + a \cdot \dfrac{(n-500)}{250} + k \cdot \sin\left(w \cdot (n-500)\right) + \epsilon(n) & 501 \leqslant n \leqslant 750 \quad (3.41c) \\ 2 \cdot a + k \cdot \sin\left(w \cdot (n-750)\right) + \epsilon(n) & 751 \leqslant n \leqslant 875 \quad (3.41d) \\ 2 \cdot a + \epsilon(n) & 876 \leqslant n \leqslant 1000 \quad (3.41e) \end{cases}$$

Détermination de paramètres Pour ces deux méthodes, il faut définir un niveau de signification. Pour la méthode *Rationvariance*, le niveau de signification du test de Fisher doit être défini. Pour la méthode *DESPolyACP*, il faut définir un niveau de signification d'un test de Fisher et d'un test de Hotelling. A titre d'exemple, nous avons utilisé 0.01. Pour notre méthode, l'ordre du modèle polynomial choisi est 3. La taille de fenêtre N est 100 échantillons.

Comparaison des deux algorithmes sur le jeu de données simulées Nous voulons distinguer deux types de fonctionnement : état stationnaire (SS) et état non-stationnaire (NSS). Dans notre algorithme, une étape pour vérifier la validité du modèle d'approximation du signal est ajoutée. Lorsque le modèle d'ordre 3 ne peut pas modéliser cette partie, on ne peut donc pas conclure sur ces périodes, ces périodes sont labellisées *inconnues* (Voir la figure 3.4b).

Les deux résultats méthodes donnent une mauvaise décision sur l'état entre les échantillons 200 et 250. Cela est dû au fait que la fenêtre est décalée à chaque fois de 100 échantillons (cf.



(a) Résultat de l'algorithme *Ratiovariance* (b) Résultat de l'algorithme *DESPolyACP*

FIGURE 3.4 Résultat des algorithmes (*Ratiovariance* et *DESPolyACP*) sur les données simulées

Algorithme 3.1). Le signal sur la fenêtre qui comprend du 200$^{\text{ème}}$ jusqu'au 300$^{\text{ème}}$ échantillon fait apparaître une zone stationnaire et une zone non stationnaire : l'ensemble de la fenêtre est labellisé non-stationnaire.

La différence entre les méthodes vient de décision prise sur les données simulées par les équations 3.41c et 3.41d. Pour ces deux fonctionnements, une composante oscillante est ajoutée. L'algorithme *DESPolyACP* labellise la période comme *inconnue* en raison de la présence de l'oscillation rapide. L'algorithme *Ratiovariance* labellise comme *SS*, ce qui correspond à une mauvaise décision.

3.4.2 Cas multi-varié

Comme mentionné dans la section 3.2.2.1, l'algorithme *sidak* peut diminuer la puissance du test statistique. Dans cette section, ce problème est montré en utilisant la courbe de performance d'un test statistique [HM82]. Cette courbe décrit la relation entre le taux de faux positifs et celui de vrais positifs. Un faux positifs survient lorsque le système fonctionne en état stationnaire, alors que l'algorithme identifie un état non-stationnaire ou un état inconnu. Le taux de faux positifs théorique est fixé par la valeur du niveau de signification, qui est la probabilité de rejeter l'hypothèse nulle alors qu'elle est vraie. Dans la suite, on définit un vrai positifs lorsque l'algorithme identifie un état non-stationnaire comme état non-stationnaire ou comme état inconnu.

Description du jeu de données simulées Nous avons généré un jeu de données qui comprend dix variables. Les évolutions déterministes des dix variables sont identiques. Pour la première moitié des données simulées, la composante déterministe évolue dans le temps, pour l'autre moitié, la composante déterministe est constante. L'évolution déterministe produisant les données de la première moitié comporte dix parties. Chaque partie comprend 1000 échantillons. La composante déterministe d'une variable de chaque partie est une fonction linéaire du temps. Les pentes de ces évolutions sont différentes, dix valeurs décrites dans le tableau 3.2 sont utilisées (Voir Figure 3.5).

a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	a_{10}
5e-5	1e-4	1,5e-4	2e-4	2,5e-4	3e-4	3,5e-4	4e-4	4,5e-4	5e-4

TABLE 3.2 Valeurs des pentes des évolutions déterministes

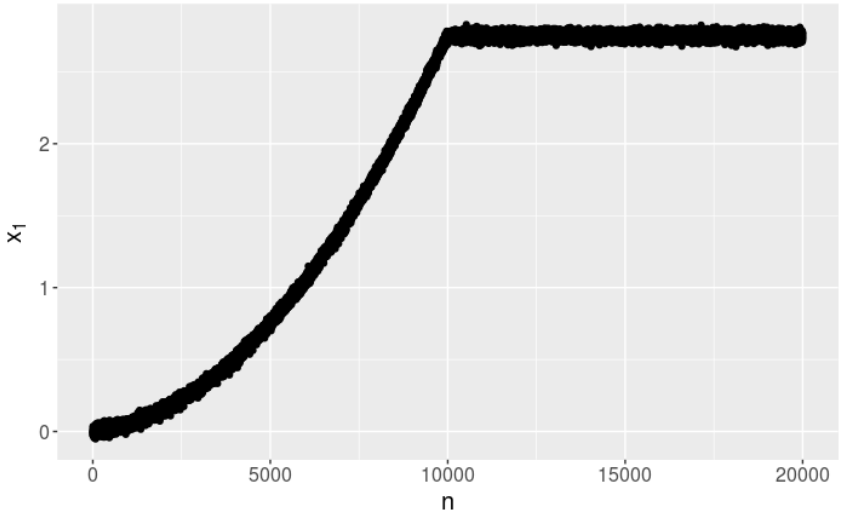


FIGURE 3.5 Évolution des données simulées dans le cas multi-varié

Détermination de paramètres La taille de fenêtre est de 100 échantillons. L'ordre du modèle polynomial est choisi égal à 2. Pour identifier le fonctionnement en état stationnaire, les tests de Fisher et de Hotelling sont utilisés. Le niveau de signification doit être défini pour ces deux tests. Notons α_f le niveau de signification du test de Fisher, α_{T^2} le niveau de signification du test de Hotelling.

Afin d'étudier la relation entre taux de vrais positifs et de faux positifs pour les méthodes basées sur *Sidak* et l'ACP, dix valeurs de α_f et α_{T^2} sont choisies entre 0,01 et 0,1 car ce sont les niveaux de signification couramment utilisés. Pour simplifier, nous prenons $\alpha_f = \alpha_{T^2} = \alpha$. Pour la méthode *Sidak*, rappelons que α est le niveau de signification global (cf. Section 3.2.2.1).

Comparaison des deux algorithmes sur les jeux de données simulés Nous avons utilisé deux algorithmes sur les données simulées en utilisant différentes valeurs de niveau de signification des tests de Fisher et de Hotelling.

Afin d'étudier la courbe de performance de ces deux méthodes face aux différentes amplitudes de changement, la relation entre le taux de faux positifs et le taux de vrais positifs est tracé séparément pour les dix valeurs de pentes (Voir Figure 3.6). Le taux de vrais positifs pour une pente a_i est le rapport entre le nombre d'échantillons labellisés comme état non stationnaire ou inconnu lorsque la pente est a_i et le nombre d'échantillons total lorsque la pente est a_i.

Lorsque la pente est élevé, le taux de vrais positifs est élevé, le taux obtenu par l'ACP est légèrement inférieur à celui obtenu par *sidak*. Par exemple, lorsque la valeur de pente est a_{10}

(Voir la figure 3.6j), le taux de vrais positifs obtenu par *sidak* est 1, celui obtenu par l'ACP est 0.99. Par contre, lorsque le taux de vrais positifs est faible, l'ACP montre une performance bien meilleure que *sidak*, l'écart peut atteindre 0.25 (Voir Figure 3.6f).

On conclut que, pour un taux de faux positifs donné, le taux de vrais positifs obtenu par la méthode basée sur l'ACP est généralement supérieur à celui obtenu par la méthode basée sur Sidak, notamment lorsque le taux de vrais positifs est faible.

3.5 Conclusion

Trois méthodes permettant de déterminer les fonctionnements en état stationnaire, utilisées dans les applications industrielles, ont été présentées. Leurs inconvénients ont été discutés, et illustrés par des jeux de données simulées.

Pour éviter ces inconvénients, nous avons proposé une nouvelle méthode, nommée *DESPoly-ACP*, permettant d'identifier les fonctionnements en état stationnaire. Cette méthode permet de se libérer de certaines hypothèses imposées par d'autres approches : ordre du modèle polynomial défini arbitrairement, variance du bruit fixe. En appliquant un algorithme uni-varié sur la première composante principale, le fonctionnement en état stationnaire d'un système qui est caractérisé par plusieurs variables peut être identifié. Cela évite la correction du seuil de signification utilisée pour les tests d'hypothèse multi-variés, qui a pour effet de réduire la puissance du test statistique.

Les mesures effectuées dans les fenêtres temporelles pour lesquelles le système fonctionne en état stationnaire peuvent être utilisées pour générer des indicateurs. Les périodes labellisées *état stationnaire* sont constituées de fenêtres temporelles de taille identique. Dans chaque fenêtre temporelle en état stationnaire, les espérances des mesures sont constantes. Comme les indicateurs sont calculés en utilisant ces mesures, les espérances de ces indicateurs sont aussi constantes. Nous pouvons donc utiliser la moyenne des indicateurs dans une fenêtre temporelle pour surveiller l'état de santé du système. Ces indicateurs sont calculés par :

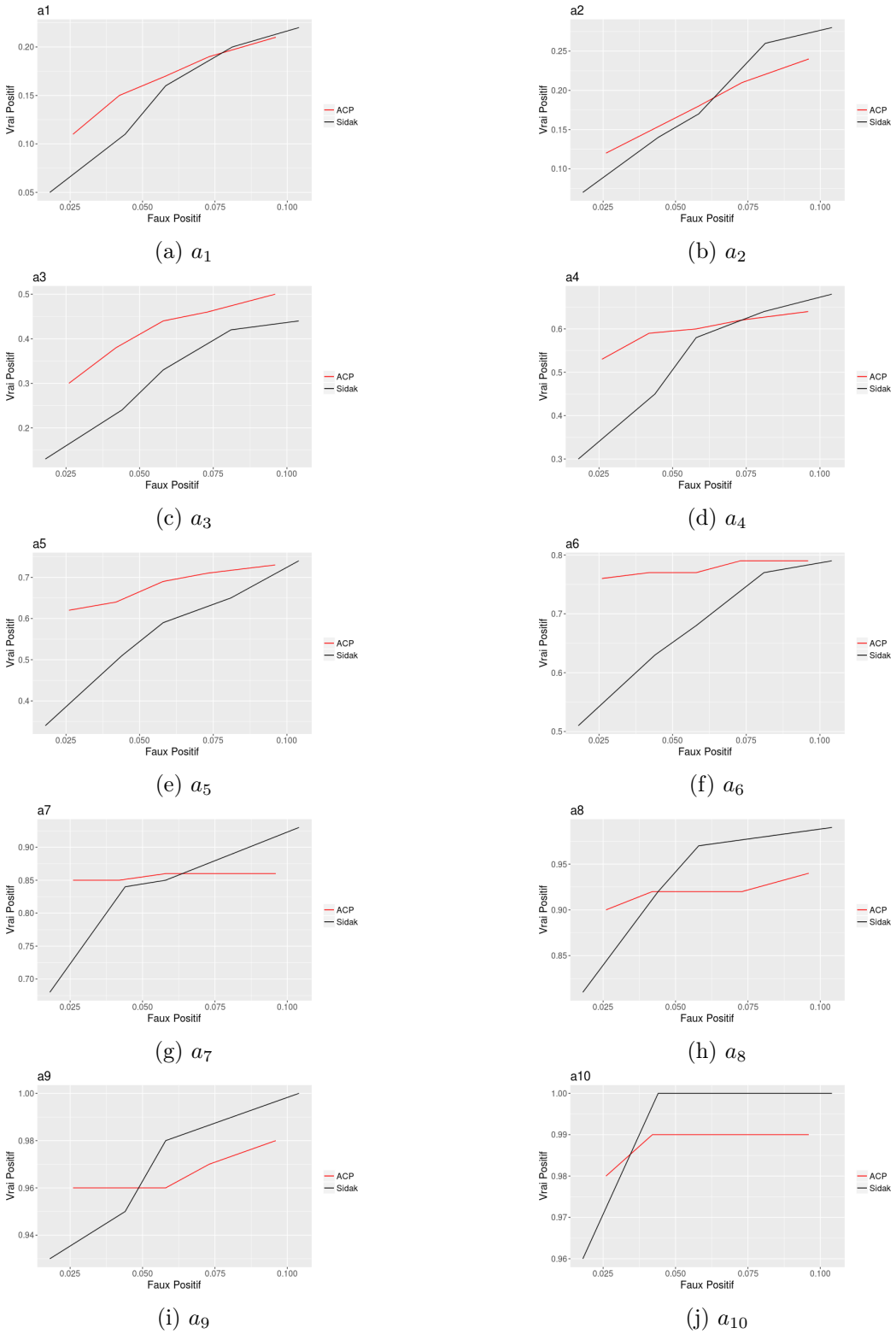
$$r_i(t_z) = \frac{\sum_{t_j \in T_z} \rho_i(t_j)}{N} \tag{3.42}$$

Où ρ_i est l'un des indicateurs générés en utilisant les méthodes présentées dans le chapitre 2. $\rho_i(t_j)$ est l'échantillon de l'indicateur ρ_i à l'instant t_j. T_z est une fenêtre temporelle. N est le nombre d'échantillons dans une fenêtre. t_z est l'instant au centre de T_z.

Les indicateurs $r_i(t_z)$ comportent les caractéristiques suivantes sous hypothèse que les $\rho_i(t_j)$ avec $t_j \in T_z$, suivent une loi statistique.

- **Les indicateurs $\mathbf{r}_i(t_z)$ suivent asymptotiquement une distribution normale selon le théorème central limite**
- **La variance de $r_i(t_z)$ est inférieure à $\rho_i(t_j), t_j \in T_z$**

Dans le chapitre 4, nous allons utiliser les indicateurs $\mathbf{r}_i(t_z)$ pour suivre l'évolution de l'état de santé du système.



(a) a_1 (b) a_2

(c) a_3 (d) a_4

(e) a_5 (f) a_6

(g) a_7 (h) a_8

(i) a_9 (j) a_{10}

FIGURE 3.6 Comparaison entre les résultats obtenus par l'ACP et *Sidak* sur les dix parties de l'évolution déterministe

Chapitre 4

Suivi de l'état de santé par clustering dynamique

4.1 Positionnement du problème

Dans le chapitre 2, nous avons généré des indicateurs en utilisant les lois physiques des équipements d'une sous-station. Ces indicateurs sont calculés lorsque le système fonctionne en état stationnaire. Dans le chapitre 3, nous avons présenté une méthode pour déterminer les fenêtres temporelles dans lesquelles l'état est stationnaire. Sur ces fenêtres, les valeurs des composantes déterministes des indicateurs sont constantes.

La moyenne des indicateurs calculée sur chaque fenêtre temporelle en état stationnaire résume l'information contenue dans les valeurs des indicateurs calculées dans cette fenêtre. Cette moyenne est utilisée pour suivre l'état de santé du système.

Les indicateurs sont conçus pour être sensibles aux dégradations des pompes et des échangeurs conformément au tableau des signatures désirées (Voir Tableau 2.1). Cependant, ils sont aussi sensibles à d'autres causes de défauts comme cela est indiqué dans le Tableau 2.2.

Deux indicateurs peuvent être sensibles aux mêmes défauts. Les évolutions de ces indicateurs peuvent donc être corrélées. Afin d'exploiter les informations des corrélations des évolutions des indicateurs pour isoler des défauts, nous allons analyser ces indicateurs dans l'espace des indicateurs et non séparément en fonction du temps.

En absence de défaut brusque, les composantes déterministes (les espérances) des indicateurs évoluent le long d'une trajectoire dans l'espace des indicateurs, dès le début de la mise en service à cause des dégradations des équipements. A l'instant de l'apparition d'un défaut brusque, les évolutions des composantes déterministes des indicateurs sont discontinues et suivent une nouvelle trajectoire. Les indicateurs calculés à partir des mesures comportent une composante aléatoire. Ces indicateurs seront distribués autour de la trajectoire suivie par les composantes déterministes. La figure 4.1 montre un exemple d'évolution progressive des indicateurs avant (points bleus) et après (points rouges) l'apparition d'un défaut brusque. Une nouvelle trajectoire apparaît à l'apparition d'un défaut brusque.

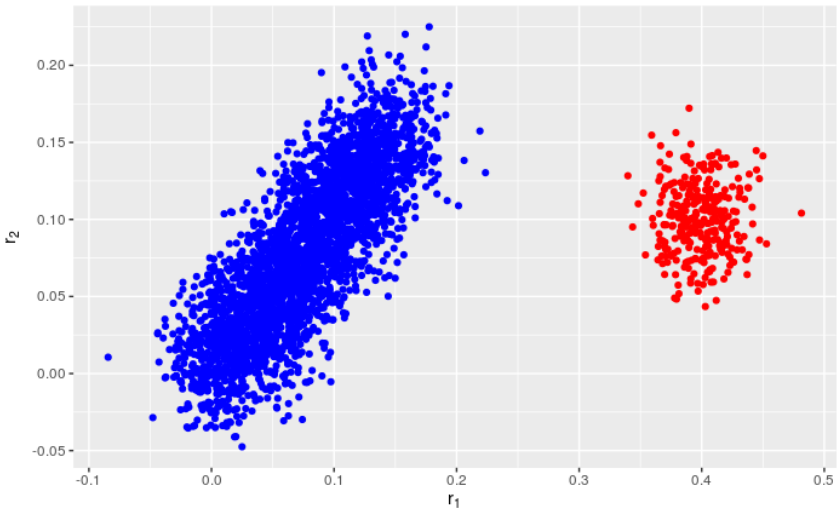


FIGURE 4.1 Évolutions des indicateurs dans l'espace des indicateurs

L'aide au suivi de de l'état de santé (cf. Définition 2) dès le début de la mise en service d'une installation industrielle est un besoin industriel présenté dans la section 1.1.6. Nous pouvons traduire cet objectif par les deux questions suivantes :

— *Quelles informations faut-t-il fournir aux opérateurs pour qu'ils puissent suivre l'état de santé du système ?*
— *Quand fournir ces informations ?*

L'état de santé d'une sous-station peut être affecté par les dégradations des équipements et l'apparition d'un défaut. L'opérateur doit donc être informé de l'évolution des dégradations et de l'apparition des défauts brusques. Lorsque la situation de dégradation ou de défaut est déjà survenue, l'opérateur doit également en être averti.

En absence de défaut brusque, l'évolution des indicateurs reflète l'évolution des dégradations. Le suivi en permanence de l'évolution de ces indicateurs n'est cependant pas justifié lorsque les dégradations évoluent lentement. Par contre, l'opérateur doit être informé lorsqu' un changement de niveau de dégradation suffisamment important est atteint afin qu'il puisse en évaluer l'impact. La seule information disponible sur les dégradations est celle portée par les indicateurs. L'information de l'opérateur est donc liée à la détection d'une progression suffisamment importante sur la trajectoire d'évolution des composantes déterministes des indicateurs. Cette progression traduit un changement par rapport à une position sur la trajectoire correspondant à une situation déjà signalée à l'opérateur.

La mise en oeuvre d'un outil de suivi de l'état de santé, demande de définir un changement suffisamment important pour être signalé à l'opérateur et de concevoir la procédure de détection de ce changement. Pour avertir l'opérateur que la situation de dégradation ou de défaut actuelle est déjà survenue, il est nécessaire de reconnaître cette situation parmi les situations passées. Cette reconnaissance nécessite de caractériser les évolutions passées.

La section 4.2 analyse les problèmes qui viennent d'être posés, et justifie d'utiliser un modèle

non paramétrique pour caractériser les évolutions des indicateurs.

4.2 Suivi et caractérisation des évolutions des indicateurs par un modèle non-paramétrique

Les valeurs des indicateurs caractérisent une situation de dégradation ou de défaut. Pour faciliter la reconnaissance des situations passées et l'archivage des valeurs, les informations contenues dans les valeurs d'indicateurs peuvent être résumées par des modèles de trajectoires dans l'espace des indicateurs. Cette représentation est plus parcimonieuse que l'ensemble des valeurs des indicateurs.

Lorsque le type de modèle (ex. modèle linéaire ou polynomial) peut être déterminé a priori, le nombre de paramètres du modèle est en nombre fini et fixé. Ce modèle est dit paramétrique [Alt92]. Les valeurs des paramètres peuvent être déterminées par une méthode d'identification en utilisant des échantillons d'indicateurs passés.

Par contre, un modèle non-paramétrique ne nécessite pas de définir le type de fonction utilisée pour la modélisation [Har90]. Il peut être défini par un ensemble de fonctions dont le nombre peut varier suivant la trajectoire à modéliser. Le nombre de paramètres du modèle n'est donc pas prédéfini.

Le suivi de l'état de santé du système doit démarrer dès la mise en service de l'installation. De ce fait, aucune valeur d'indicateurs n'est disponible (c.f Section 1.3) pour estimer les paramètres du modèle de trajectoire. De plus, l'impact des dégradations et des défauts brusques et donc le type de fonction à utiliser pour modéliser les trajectoires des évolutions des valeurs des indicateurs est inconnu a priori. Le modèle non-paramétrique est retenu pour la suite de ce travail car il ne nécessite pas d'hypothèse a priori et peut se construire au fur et à mesure de l'apparition des nouveaux échantillons.

Le modèle non-paramétrique le plus simple est celui qui est constitué d'un ensemble de fonctions constantes. Les méthodes de clustering dynamique génèrent, au fur et à mesure de l'apparition des nouveaux échantillons dans un flux de données, des micro-clusters qui sont caractérisés par une constante et par un domaine de validité [NABR16, CEQZ06]. Dans un deuxième temps, ces méthodes regroupent des micro-clusters pour former des clusters. Un cluster peut être utilisé pour caractériser une trajectoire.

Le clustering dynamique sera la base, dans les sections suivantes, de la modélisation non paramétrique des trajectoires des indicateurs. Deux méthodes [NABR16, Lur03] de clustering dynamique utilisées pour suivre l'état de santé d'un système sont présentées et discutées dans la section 4.3. Ces méthodes sont ensuite adaptées dans la section 4.4 afin de répondre aux objectifs et contraintes énoncés dans la section 4.1.

4.3 Méthodes de clustering dynamique pour le suivi de l'état de santé

Nous présentons dans cette partie deux méthodes de clustering dynamique qui ont été développées pour suivre l'état de santé d'un système :

— *Dyclee* (Dynamic Clustering algorithm for tracking Evolving Environments) qui est appliqué à un réacteur à cuve agitée simulé [NABR15]

— *AUDyC* (AUto-adaptive and Dynamical Clustering) qui est appliqué à un système de chauffage électrique [Mou10] et à un système hydraulique [LL03]

Dans ces travaux, les données peuvent être les mesures fournies directement par des capteurs ou des indicateurs calculés par ces mesures. Ces deux méthodes reposent sur des hypothèses différentes sur la variation aléatoire des données et diffèrent sur la manière de créer des micro-clusters et des clusters.

4.3.1 Définition et construction des micro-clusters par les méthodes *Dyclee* et *AUDyC*

Un micro-cluster est associé à l'ensemble des échantillons de données $\mathbf{x}$ situés dans son domaine de validité. Un micro-cluster est caractérisé par un ensemble de paramètres qui permettent de définir son domaine de validité.

Le domaine de validité d'un micro-cluster MC_i est défini comme l'ensemble des vecteurs $\mathbf{x}$ tels que la distance entre le centre du micro cluster $\mu^{(i)}$ et le vecteur $\mathbf{x}$ est inférieure à un seuil Th :

$$d\left(\mathbf{x}, \mu^{(i)}\right) < Th \tag{4.1}$$

Les deux méthodes *Dyclee* et *AUDyC* prennent comme centre $\mu^{(i)}$ la moyenne des valeurs des échantillons $\mathbf{x}(t_k)$ associés au micro-cluster et reposent sur différentes définitions de la distance $d(.)$. Le seuil Th est défini arbitrairement dans ces deux méthodes.

L'algorithme *Dyclee* [NLV16, NABR16] utilise, pour caractériser un micro-cluster MC_i, un vecteur caractéristique, qui comprend $\{\mathbf{LS}_i, \mathbf{SS}_i\}$ où $\mathbf{LS}_i$ est la somme des échantillons associés au MC_i. $\mathbf{LS}_i$ est utilisé ensuite pour calculer le centre du micro-cluster MC_i. $\mathbf{SS}_i$ est la somme des carrées des échantillons de MC_i. Le vecteur $\{\mathbf{LS}_i, \mathbf{SS}_i\}$ est aussi utilisé dans les travaux [ZRL96, AHWY03, CEQZ06].

Dans l'algorithme *Dyclee*, le domaine de validité est défini indépendamment sur chaque variable et l'équation 4.1 devient :

$$d\left(x_j, \mu_j^{(i)}\right) < Th_j, \forall j \in \{1, \ldots, p\} \tag{4.2}$$

Où p est la dimensionnalité des données. x_j est le $j^{\text{ème}}$ élément du vecteur $\mathbf{x}$ et $\mu_j^{(i)}$ le $j^{\text{ème}}$ élément du centre de MC_i. La distance utilisée est définie par $d(x, y) = |x - y|$. $Th_{1,j}, j \in \{1, \ldots, p\}$ sont des seuils à définir. La forme du domaine de validité des micro-clusters est alors un hypercube.

L'algorithme *AUDyC* [Lur03, Mou10] suppose que les variations aléatoires des données sont corrélées. Cet algorithme utilise le vecteur $\left\{\mu^{(i)}, \mathbf{\Sigma}^{(i)}\right\}$ pour caractériser un micro-cluster MC_i. $\mathbf{\Sigma}^{(i)}$ est la matrice de covariance des échantillons de MC_i qui est calculée à partir des échantillons $\mathbf{x}$ du micro-cluster. Ce vecteur est aussi utilisé dans l'article [Lug12]. La distance de Mahalanobis est utilisée dans l'équation 4.1 pour définir le domaine de validité du micro-cluster.

Les domaines de validité des micro-clusters sont utilisés pour décider si un nouvel échantillon peut être affecté à un micro-cluster et si la création d'un nouveau micro-cluster est nécessaire. Un nouvel échantillon ne peut être affecté à un micro-cluster que s'il est situé dans son domaine de validité. Lorsqu'un échantillon est dans le domaine de validité d'un seul micro-cluster, il lui est affecté. Lorsque cet échantillon est situé dans les domaines de validité de plusieurs micro-clusters, les deux méthodes l'affectent au micro-cluster dont le centre est le plus proche du nouvel échantillon. Après l'affectation, les vecteurs caractéristiques de ce micro-cluster sont mis à jour. Si un nouvel échantillon n'est situé dans aucun domaine de validité d'un micro-cluster, un nouveau micro-cluster est créé. Les paramètres du vecteur caractéristique $\{\mathbf{LS}_i, \mathbf{SS}_i\}$ et le paramètre $\mu^{(i)}$ du $\left\{\mu^{(i)}, \mathbf{\Sigma}^{(i)}\right\}$ sont initialisés avec le premier échantillon affecté. La valeur de $\mathbf{\Sigma}^{(i)}$ est initialisée en utilisant une valeur définie arbitrairement.

Comme le vecteur caractéristique est mis à jour à chaque nouvelle affectation, les centres des micro-clusters peuvent se déplacer dans l'espace des indicateurs en fonction du temps. Ces déplacements reflètent l'évolution de l'état de santé du système. Dans l'article [Mou10], l'algorithme *AUDyC* est appliqué sur les jeux de données d'un système de chauffage électrique.

4.3.2 Construction des clusters

Les clusters constituent une partition des micro-clusters. La construction des clusters demande de définir comment affecter un micro-cluster à un cluster et quand un nouveau cluster doit être créé.

Périodiquement, suivant un intervalle de temps fixe défini par l'utilisateur, l'algorithme *Dyclee* affecte les micro-clusters non encore affectés à des clusters en se basant sur la connectivité des micro-clusters. Deux micro-clusters sont connectés, si leurs domaines de validité se chevauchent. Un micro-cluster ne peut être affecté à un cluster que s'il est connecté à au moins un micro-cluster de ce cluster. Si un micro-cluster n'est connecté aux micro-clusters d'un seul cluster, il lui est affecté. Si un micro-cluster est connecté aux micro-clusters de plusieurs clusters, les clusters sont fusionnés en un seul cluster et le micro-cluster lui est affecté. Si, à sa création, un micro-cluster n'est connecté à aucun micro-cluster, un nouveau cluster est créé dont ce micro-cluster est le seul micro-cluster. La connectivité des micro-clusters est aussi utilisée dans [CEQZ06] pour former des clusters.

L'algorithme *AUDyC* traite la création d'un cluster au moment de la création d'un nouveau micro-cluster. Comme pour la détermination du domaine de validité d'un micro-cluster, l'algorithme *AUDyC* utilise les distances de Mahalanobis entre un échantillon de données et les centres des micro-clusters pour décider si un cluster doit être créé. Soit $\mathbf{x}(t_k)$ le nouvel échantillon qui a provoqué la création d'un nouveau micro-cluster, si la condition

$$d^{\mathbf{\Sigma}^{(i)}}\left(\mathbf{x}(t_k), \mu^{(i)}\right) \leq Th_c \tag{4.3}$$

est satisfaite pour un micro-cluster MC_i, le nouveau micro-cluster peut être affecté au cluster qui comprend MC_i, où $d^{\mathbf{\Sigma}^{(i)}}\left(\mathbf{x}(t_k), \mu^{(i)}\right)$ est la distance de Mahalanobis de $\mathbf{x}(t_k)$ à $\mu^{(i)}$ utilisant la matrice de covariance $\mathbf{\Sigma}^{(i)}$. Le seuil Th_c est supérieur au seuil Th de l'équation 4.1.

Si plusieurs micro-clusters pour lesquels la condition 4.3 est vérifiée appartiennent à un même cluster, le nouveau micro-cluster lui est affecté. Si ces micro-clusters appartiennent à différents clusters, l'affectation du nouveau micro-cluster est suspendue. Lorsque le nombre d'échantillons dans les micro-clusters non-affectés dépasse un certain seuil, et que ces micro-clusters non-affectés sont connectés à deux micro-clusters appartenant aux clusters différents, ces clusters sont fusionnés. Les micro-clusters non affectés sont affectés au cluster issus de la fusion. Un nouveau cluster est créé si la condition décrite par l'équation 4.3 n'est satisfaite pour aucun micro-cluster.

Les algorithmes *Dlyclee* et *AUDyC* utilisent le premier cluster pour caractériser le fonctionnement normal d'un système. La création d'un nouveau cluster est interprétée comme résultant de l'apparition d'un défaut qui est alors détecté. Ce nouveau cluster est utilisé pour caractériser ce défaut.

4.3.3 Conclusion sur les méthodes Dyclee et AUDyC

Comme nous l'avons présenté en section 4.1 le suivi de l'état de santé du système nécessite la caractérisation des évolutions des indicateurs. Suite aux analyses de la section 4.2, nous avons choisi de caractériser ces évolutions en utilisant une méthode de clustering dynamique.

Dans la section 4.2, différents vecteurs caractéristiques des micro-clusters ainsi que différentes règles de créations des micro-clusters et des clusters sont présentés. Dans la section 4.1 nous avons considéré que les composantes aléatoires d'indicateurs peuvent être corrélées, nous allons utiliser, comme l'algorithme *AUDyC*, le vecteur $\left\{\mu^{(i)}, \mathbf{\Sigma}^{(i)}\right\}$ pour caractériser les échantillons d'indicateurs d'un micro-cluster.

Les règles de création des micro-clusters et des clusters reposent sur des seuils. Dans les méthodes présentées dans les parties 4.3.1 et 4.3.2, ces seuils sont définis arbitrairement. Pour faciliter l'implantation du système d'aide de suivi de l'état de santé aux différentes installations industrielles, notamment sur de nouvelles installations, la détermination des seuils de la méthode de clustering dynamique doit reposer sur peu de paramètres. Les valeurs de ces paramètres doivent pouvoir être facilement interprétées et leur choix guidé.

Dans l'application de ces deux méthodes, la création d'un nouveau cluster est interprétée comme l'occurrence d'un défaut. Cependant, les dégradations ne sont pas traitées.

L'algorithme *Dyclee* construit périodiquement des clusters, l'algorithme *AuDyC* construit un nouveau cluster au moment de la création d'un nouveau micro-cluster. L'approche périodique nécessite de définir un nouveau paramètre : l'intervalle entre deux instants de la construction des clusters. De plus, l'approche périodique peut conduire à une détection de défaut plus tardivement que l'approche utilisant l'algorithme *AuDyC*. Nous allons donc construire simultanément des micro-clusters et des clusters.

Dans la section suivante, nous proposons une méthode de clustering dynamique qui répond aux problèmes formulés dans la section 4.1.

4.4 Méthode de clustering dynamique pour le suivi de l'état de santé

Les réponses aux problèmes énoncés dans la section 4.1 amènent à proposer des améliorations aux méthodes de clustering dynamique présentées en 4.3.1 et 4.3.2. Plusieurs questions sont formulées ci-dessous pour préciser nos objectifs. Les réponses à ces questions sont apportées dans les sections indiquées.

- Comment définir et détecter un changement suffisamment important par rapport aux situations déjà signalées à l'opérateur ? (Section 4.4.1)
- Comment caractériser les évolutions des indicateurs causées par des dégradations et des défauts ? (Sections 4.4.5, 4.4.3 et 4.4.4.)
- Comment distinguer les évolutions causées par les dégradations de celles causées par les défauts brusques ? (Section 4.4.6 et 4.4.7)
- Comment reconnaître les situations qui ont déjà été signalées aux opérateurs ? (Sections 4.4.3 et 4.4.8)

4.4.1 Définition et détection d'un changement important

Dans la section 4.1, nous avons proposé de suivre l'état de santé du système sur la base de la moyenne des indicateurs calculée sur chaque fenêtre temporelle en état stationnaire. Ces moyennes constituent donc les indicateurs $\mathbf{r}(t)$ qui alimentent l'algorithme de clustering dynamique. Ils sont décrits par un modèle qui comprend une partie déterministe et une partie aléatoire

$$\mathbf{r}(t) = \mu(t) + \epsilon(t) \tag{4.4}$$

Où $\mathbf{r}(t) = \{r_1(t), ..., r_p(t)\}$, $\forall t > 0$. La valeur de l'espérance des indicateurs $\mu(t)$ évolue dans le temps. Dans la section 4.1, nous avons indiqué que l'opérateur doit être informé lorsqu' un changement de niveau de dégradation suffisamment important est atteint et que cette information de l'opérateur est liée à la détection d'une évolution suffisamment importante des composantes déterministes des indicateurs.

Pour ce faire, nous devons définir ce que signifie *une évolution de la composante déterministe des indicateurs suffisamment importante* dans le contexte stochastique qui vient d'être défini. Le changement que nous voulons signaler ne doit pas pouvoir être expliqué par la variation aléatoire pour un niveau de signification fixé. Ce type de changement est dit significatif. Dans la suite, nous définissons **une évolution de la composante déterministe des indicateurs suffisamment importante** comme un changement significatif de celles-ci. Le paramètre impliqué dans la détection d'un changement significatif est le niveau de signification (cf. Section 1.2.3.3).

Nous présentons maintenant comment détecter un changement significatif par rapport aux situations existantes. Soit $\mathcal{MC} = \{MC_1, \ldots, MC_s\}$ l'ensemble des micro-clusters déjà créés pour caractériser les situations passées et actuelle. Un micro-cluster MC_i est caractérisé par : $MC_i = \left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$ (cf. Section 4.3.3). $\hat{\mu}^{(i)}$ est la moyenne des échantillons d'indicateurs dans MC_i, qui est nommée le centre de MC_i. $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}$ est l'estimation de la matrice de covariance des échantillons d'indicateurs dans MC_i, qui est nommée la matrice de covariance de MC_i.

$\mathbf{r}(t_k)$ est la valeur du vecteur des indicateurs à l'instant t_k. La détection d'un changement significatif sur la base de $\mathbf{r}(t_k)$ peut être effectuée par le test d'hypothèse 6 pour tous les $MC_i \in \mathcal{MC}$.

Hypothèse 6.
$H_0^6 : \mu(t_k) = \mu^{(i)}$

$H_1^6 = \overline{H_0^6}$, $\mu(t_k) \neq \mu^{(i)}$.

Il est possible de considérer que la composante aléatoire $\epsilon(t)$ suit une distribution gaussienne d'espérance nulle car $\mathbf{r}(t_k)$ est une moyenne calculée sur les fenêtres temporelles en état stationnaire qui regroupent un nombre suffisamment grand de valeurs. Le test d'hypothèse 6 peut donc être effectué par le test de Hotelling (cf. Section 1.2.3.3 qui utilise la distance de Mahalanobis entre $\mathbf{r}(t_k)$ et $\hat{\mu}^{(i)}$:

$$d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right) = \sqrt{(\mathbf{r}(t_k) - \hat{\mu}^{(i)})\left(\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right)^{-1}(\mathbf{r}(t_k) - \hat{\mu}^{(i)})^T} \tag{4.5}$$

Le carré de la distance de Mahalanobis suit la distribution de Hotelling (cf. Annexe D) :

$$d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}_i}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right)^2 \sim \frac{(N_{\Sigma^{(i)}} - 1)\left(N_{\mu^{(i)}} + 1\right)p}{N_{\mu^{(i)}}\left(N_{\Sigma^{(i)}} - p\right)}\mathbb{F}_{p, N_{\Sigma^{(i)}} - p} \tag{4.6}$$

Où $\mathbb{F}$ est la distribution de Fisher, $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}$ est l'estimation de la matrice de covariance calculée avec les $N_{\Sigma^{(i)}}$ échantillons, $\hat{\mu}^{(i)}$ est la moyenne calculée avec les $N_{\mu^{(i)}}$ échantillons. p est la dimensionnalité de $\mathbf{r}(t_k)$. Généralement, $\hat{\mu}^{(i)}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}$ sont estimés par le même ensemble d'échantillons d'indicateurs. Dans ce cas là, nous avons la relation : $N_{\Sigma^{(i)}} = N_{\mu^{(i)}}$.

Le test de Hotelling est défini par :

$$d^{\hat{\Sigma}_i}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right)^2 \underset{H_0^6}{\overset{H_1^6}{\gtrless}} Th_i \tag{4.7}$$

Où $Th_i = \frac{(N_{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}} - 1)\left(N_{\mu^{(i)}} + 1\right)p}{N_{\mu^{(i)}}\left(N_{\Sigma^{(i)}} - p\right)}\mathbb{F}_{p, N_{\Sigma^{(i)}} - p}(\alpha_{MC})$.

La valeur du seuil Th_i est obtenue en fixant uniquement la valeur du niveau de signification α_{MC}. Elle permet de mettre en œuvre le test de l'hypothèse 6. La comparaison des équations 4.1 et 4.7, montre que les valeurs pour lesquelles l'hypothèse H_0^6 n'est pas rejetée définissent le domaine de validité du micro-cluster

4.4.2 Création d'un nouveau micro-cluster

Lorsqu'un nouveau vecteur d'indicateurs $\mathbf{r}(t_k)$ n'est dans aucun domaine de validité des micro-clusters $MC_i \in \mathcal{MC}$, un changement significatif par rapport aux situations déjà rencontrées

définies par $\mathcal{MC}$ a eu lieu à l'instant t_k. La détection de ce changement, en suivant la règle définie en section 4.3.1, correspond également aux conditions de création d'un nouveau micro-cluster. Ce nouveau micro-cluster caractérise l'état de santé du système après le changement significatif observé. Supposons qu'un nouveau micro-cluster MC_{s+1} doive être créé à l'instant t_d. L'estimation du centre de MC_{s+1} ($\hat{\mu}^{(s+1)}$) est initialisée par la valeur de $\mathbf{r}(t_d)$:

$$\hat{\mu}^{(s+1)} = \mathbf{r}(t_d) \tag{4.8}$$

Par contre, la matrice de covariance, nécessaire pour caractériser le micro-cluster et pour effectuer le test d'hypothèse 6 sur les prochains échantillons, ne peut pas être calculée avec la seule valeur $\mathbf{r}(t_d)$.

L'algorithme *AUDyC* initialise la matrice de covariance à la création d'un nouveau micro-cluster à une valeur $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(init)}$ définie arbitrairement. La section 4.4.3 traite du choix de la valeur de $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(init)}$ et de la mise à jour de l'estimation de l'espérance et de la matrice de covariance suite à l'affection de nouveaux vecteurs d'indicateurs.

4.4.3 Affectation d'un échantillon à un micro-cluster

Lorsqu'un changement significatif n'est pas détecté pour un nouvel échantillon $\mathbf{r}(t_k)$, la situation caractérisée par au moins un micro-cluster est considérée s'être reproduite à l'instant t_k. Si $\mathbf{r}(t_k)$ est dans le domaine de validité, associé à l'équation 4.7, d'un seul micro-cluster, $\mathbf{r}(t_k)$ est affecté à ce micro-cluster. Le cas où $\mathbf{r}(t_k)$ est dans le domaine de validité de plusieurs micro-clusters sera discuté en 4.4.3.3.

Supposons que l'échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ soit affecté au micro-cluster MC_i. Dans la section 4.4.3.1, la valeur de cet échantillon est utilisée pour améliorer l'estimation des caractéristiques de ce micro-cluster. En effet plus le nombre d'échantillons utilisés pour estimer l'espérance et la matrice de covariance du processus est grand plus les incertitudes sur ces estimations diminuent.

4.4.3.1 Mise à jour de l'estimation de l'espérance et de la matrice de covariance

Le test d'hypothèse 6 permet tester si le nouvel échantillon est généré par le même processus stochastique que les échantillons de MC_i. De ce fait, la mise à jour de l'estimation du centre d'un micro-cluster MC_i, doit utiliser une pondération identique pour tous les échantillons utilisés pour l'estimation de l'espérance $\hat{\mu}^{(i)}$. Pour ce faire, le calcul de la nouvelle estimation de $\hat{\mu}^{(i)}$ est réalisé de façon itérative :

$$\hat{\mu}_j^{(i)} = \frac{j-1}{j}\hat{\mu}_{j-1}^{(i)} + \frac{1}{j}\mathbf{r}(t_k) \tag{4.9}$$

où $\hat{\mu}_j^{(i)}$ et $\hat{\mu}_{j-1}^{(i)}$ sont respectivement les $j^{\text{ème}}$ et $j-1^{\text{ème}}$ estimations de $\hat{\mu}^{(i)}$ ($j \geq 2$). La valeur de $\hat{\mu}^{(i),1}$ est obtenue par l'équation 4.8.

La section 4.4.2 a introduit la nécessité de définir, à la création d'un nouveau micro-cluster, une valeur $\hat{\Sigma}^{(init)}$ pour $\hat{\Sigma}^{(i)}$. Le choix de cette valeur est discuté ci-dessous. La valeur $\hat{\Sigma}^{(init)}$ pourrait être déduite à partir des matrices de covariance estimées des micro-clusters existants. Nous ne

retiendrons pas cette option car dans le cas où le système est défaillant, l'estimation de la matrice de covariance peut-être très différente de celle des cas courants. Par exemple lorsqu'un capteur tombe en panne, il renvoie une valeur qui modifie profondément l'estimation la composante aléatoire des indicateurs. Nous proposons par contre d'utiliser l'estimation $\hat{\Sigma}^{(1)}$ de la matrice de covariance du premier micro-cluster créé au démarrage du système qui fait l'objet d'un traitement particulier donné en section 4.4.5.

La mise à jour de $\hat{\Sigma}^{(i)}$ pour prendre en compte l'affectation d'un nouvel échantillon peut être traitée de deux façons différentes.

— Soit en remplaçant par le nouvel échantillon, l'échantillon de même rang de MC_1 qui a servi à initialiser la matrice de variance covariance. Cela conduit à l'expression suivante :

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{\Sigma}}_j^{(i)} = \hat{\mathbf{\Sigma}}_{j-1}^{(i)} + \frac{1}{N_1}\left(\mathbf{r}(t_k) - \hat{\mu}_j^{(i)}\right)\left(\mathbf{r}(t_k) - \hat{\mu}_j^{(i)}\right)^T \\ -\frac{1}{N_1}\left(\mathbf{r}(t_{w_j}) - \hat{\mu}^{(1)}\right)\left(\mathbf{r}(t_{w_j}) - \hat{\mu}^{(1)}\right)^T\end{aligned} \tag{4.10}$$

où $\hat{\mathbf{\Sigma}}_{j-1}^{(i)}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}_j^{(i)}$ sont respectivement les $j-1^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ estimations de $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}$. $\mathbf{r}(t_{w_j})$ est le $j^{\text{ème}}$ échantillon utilisé pour estimer $\left\{\hat{\mu}^{(1)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(1)}\right\}$, $j \geq 2$.

— Soit en estimant la matrice de covariance par lissage exponentiel comme proposé dans [LS96] :

$$\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i),j} = \lambda\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i),j-1} + (1-\lambda)\left(\mathbf{r}(t_k) - \hat{\mu}^{(i)}\right)\left(\mathbf{r}(t_k) - \hat{\mu}^{(i)}\right)^T \tag{4.11}$$

La formule donnée par l'équation 4.11 nécessite de sauvegarder tous les échantillons utilisés pour estimer $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(1)}$. La formule donnée par l'équation 4.10 n'impose pas cette sauvegarde. Cependant, elle conduit à un estimateur différent de celui utilisé pour calculer la distribution de Hotelling (cf Annexe D). La distribution théorique de la distance de Mahalanobis en utilisant cet estimateur n'est donc pas connue. Pour cette raison, nous choisissons pour la suite l'estimateur donné par l'équation 4.10 pour mettre à jour la matrice de covariance.

4.4.3.2 Création de Micro-clusters stabilisés

En raison du risque de deuxième espèce du test statistique (cf. Section 1.2.3.3), H_0^6 peut être acceptée même si les composantes déterministes des indicateurs ont évolué sous l'influence de dégradations. Dans ce cas, l'estimation du centre du micro-cluster va être affectée par cette évolution et l'estimation de la matrice de covariance sera biaisée (cf. Annexe E). Ce phénomène sera illustré par des jeux de données simulés dans la section 4.5.

Afin de limiter l'influence de l'évolution déterministe sur l'estimation de $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$, nous proposons d'arrêter la mise à jour de ces paramètres dès qu'un nombre N_T d'échantillons est atteint. Comme l'estimation des $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$ ne change plus avec l'ajout de nouveaux échantillons, le micro-cluster est alors dit stabilisé. La détermination de la valeur de N_T sera traitée dans la section 4.4.4.

Définition 12 (Micro-cluster stabilisé)**.**
Un micro-cluster MC_i est stabilisé s'il comprend plus de N_T échantillons.

Ses paramètres $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$ *prennent les valeurs estimées sur les* N_T *premiers échantillons.*

D'après cette définition, un micro-cluster MC_i non-stabilisé comprend donc moins de N_T échantillons et les estimations des paramètres $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$ sont mises à jour lors de l'affectation d'un nouvel échantillon.

4.4.3.3 Règles d'affectation d'un nouvel échantillon

Un nouvel échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ peut appartenir aux domaines de validité de plusieurs micro-clusters. Appelons $\mathcal{MC}_c$ l'ensemble de ces micro-clusters. Le choix du micro-cluster de $\mathcal{MC}_c$ auquel un nouvel échantillon est affecté est traité en étudiant les situations suivantes.

1. Tous les micro-clusters de $\mathcal{MC}_c$ sont stabilisés,
2. Au moins un micro-cluster de $\mathcal{MC}_c$ est non-stabilisé.

Situation 1 Plusieurs choix sont possibles pour l'affectation de l'échantillon. Comme pour les méthodes présentées en section 4.3.2, le micro-cluster de l'ensemble des micro-clusters $\mathcal{MC}$ dont le centre est le plus proche de $\mathbf{r}(t_k)$ au sens de la distance de Mahalanobis est choisi. Ce micro-cluster MC_{i_p} est obtenu par :

$$MC_{i_p} = \underset{Mc_i \in \mathcal{MC}}{arg\,\min} \left\{ d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}} \left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)} \right) \right\} \tag{4.12}$$

Situation 2 Dans ce cas, deux choix d'affectation sont possibles : soit à un micro-cluster stabilisé, soit à un micro-cluster non-stabilisé. L'impact de ce choix sur l'estimation des paramètres est discuté ci-dessous.

Dans l'exemple de la figure 4.2, MC_i est un micro-cluster stabilisé et MC_j est celui supposé d'un micro-cluster non stabilisé. Si on affecte prioritairement les nouveaux échantillons au micro-cluster stabilisé MC_i, seuls les échantillons dans la région grise peuvent être utilisés pour estimer les paramètres du micro-cluster non-stabilisé MC_j. Cela va créer un écart entre ces estimations et la valeur qu'elles auraient prises si les échantillons compris dans la zone de recouvrement avaient été affectés à ce micro-cluster.

Par contre, lorsque l'on affecte $\mathbf{r}(t_k)$ au micro-cluster non-stabilisé MC_j, les estimations des paramètres du micro-cluster stabilisé ne sont pas influencées par ce choix puisqu'elles ne sont plus mises à jour.

Les résultats de la création de micro-clusters résultant de ces deux choix sont illustrés sur des données simulées dans la figure 4.3. Les échantillons de données sont générés par un processus dont la matrice de covariance de la composante aléatoire est invariante, et la composante déterministe évolue linéairement en fonction du temps. Le résultat dans la figure 4.3b montre que le domaine de validité devient de plus en plus petit alors que la propriété statistique dans la simulation est invariante et devrait conduite à des domaines de validité de taille sensiblement constante. Ce

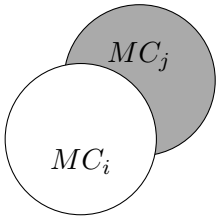


FIGURE 4.2 Un micro-cluster stabilisé (MC_i) et un micro-cluster non-stabilisé (MC_j)

phénomène est dû au fait que un micro-cluster non-stabilisé ne peut utiliser que les échantillons qui ne sont pas dans les domaines de validité des micro-clusters stabilisés. La variabilité des échantillons que ce micro-cluster peut prendre en compte est donc réduite.

Ce phénomène n'existe pas dans la figure 4.3a qui montre aussi que lorsque l'on donne la priorité au micro-cluster non-stabilisé, les centres des micro-clusters se situent le long de la direction de l'évolution de la composante déterministe. Cependant, les micro-clusters sont créés en plus grand nombre pour le même jeu de données. En effet, par définition, un nouveau micro-cluster MC_i comprend un seul échantillon et son centre est en dehors du domaine de validité de tous les micro-clusters existants . Lorsque l'on donne, pour les échantillons suivants, la priorité au micro-cluster stabilisé, le micro-cluster non-stabilisé ne peut pas inclure des échantillons dans les domaines de validités des micro-clusters stabilisés. Le centre de MC_i est la moyenne des échantillons affectés à de MC_i. Il sera donc toujours en dehors des domaines de validité des micro-clusters qui étaient stabilisés avant la création de MC_i. En revanche, cette contrainte sur les positions des centres n'existe pas lorsque l'on donne la priorité au micro-cluster non-stabilisé. Pour le même jeu de données, le nombre de micro-clusters créés est donc plus grand lorsque l'on donne la priorité au micro-cluster non-stabilisé.

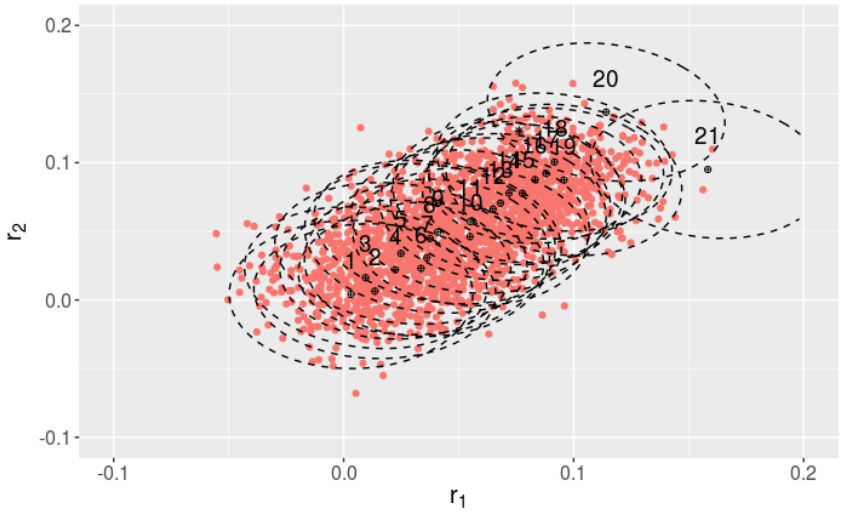
Lorsque l'on donne la priorité au micro-cluster stabilisé, nous avons vu qu'une évolution non désirée de l'estimation de la matrice de covariance aura lieu. Lorsque l'on donne la priorité au micro-cluster non-stabilisé, elle n'existe pas et les centres des micro-clusters permettent de caractériser l'évolution déterministe des valeurs d'indicateurs. Le suivi de cette évolution est l'objectif que nous cherchons à atteindre. Nous retiendrons donc l'affectation prioritaire aux micro-clusters non-stabilisés malgré le fait que ce choix génère plus de micro-clusters.

Lorsqu'il y a plusieurs micro-clusters non-stabilisés possibles, comme dans le premier cas, le micro-cluster dont le centre est le plus proche au sens de la distance de Mahalanobis est choisi.

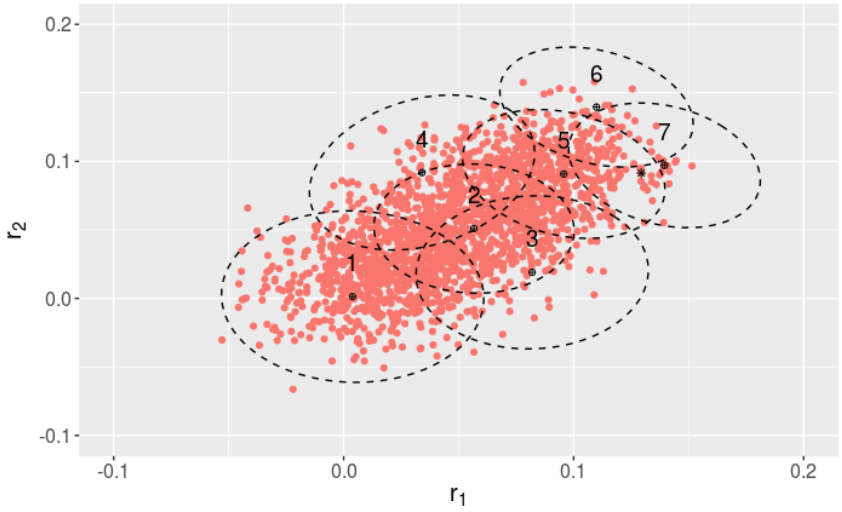
4.4.4 Détermination du nombre d'échantillons d'un micro-cluster stabilisé

Nous allons présenter dans cette partie comment déterminer la valeur de N_T introduite en 4.4.3.2 lors de la définition d'un micro-cluster stabilisé.

Plus le nombre d'échantillons utilisés pour estimer les paramètres $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$ est petit, plus l'incertitude sur les estimations $\hat{\mu}^{(i)}$ et $\hat{\Sigma}^{(i)}$ est grande , et le seuil utilisé par le test de Hotelling va donc être plus grand pour un niveau de signification donné (cf. Annexe D). Par conséquent, plus le nombre d'échantillons N_T est petit, plus le risque de ne pas détecter un changement d'indicateurs d'une certaine amplitude (i.e le risque de seconde espèce) est grand, et plus la



(a) Résultat lorsque la priorité est donnée aux micro-clusters non-stabilisés



(b) Résultat lorsque la priorité est donnée aux micro-clusters stabilisés

FIGURE 4.3 Résultat de la création de micro-clusters suivant deux stratégies

puissance du test 4.7 sera donc faible. Par conséquent, les valeurs de $\left\{\hat{\mu}^{(1)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(1)}\right\}$ doivent être estimées avec un nombre d'échantillons suffisamment grand pour améliorer la puissance de test. Cependant, comme présenté en section 4.4.3.2, la valeur de N_T ne doit pas être trop grande afin de limiter l'influence de l'évolution déterministe liée aux dégradations sur les estimation de $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\Sigma}^{(i)}\right\}$. La valeur de N_T doit donc faire l'objet d'un compromis entre ces deux contraintes. Pour ce faire, nous allons nous appuyer sur une référence qui ne dépend pas de N_T.

Cette référence est obtenue en faisant l'hypothèse que la matrice de covariance de la composante aléatoire ($\Sigma^{(i)}$) et l'espérance des indicateurs ($\mu^{(i)}$) sont connues. Dans ce cas, la distance $d^{\Sigma^{(i)}}\left(\mathbf{r}(t_k), \mu^{(i)}\right)^2$ suit une distribution du Khi-Deux (χ^2) [Mon09a, Moo71] indépendante de N_T.

Le test d'hypothèse 6 met en oeuvre le test de Hotelling si la distance de Mahalanobis $d^{\hat{\Sigma}^{(i)}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right)^2$ fondée sur les estimations $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\Sigma}^{(i)}\right\}$ est utilisée et le test du Khi-deux dans le cas de la distance de Mahalanobis $d^{\Sigma^{(i)}}\left(\mathbf{r}(t_k), \mu^{(i)}\right)^2$ fondée sur la connaissance de $\left\{\mu^{(i)}, \Sigma^{(i)}\right\}$. Pour un niveau de signification donné α, le seuil lié au test du Khi-deux, $\chi^2_{p,\alpha}$, ne dépend pas du nombre d'échantillons alors que celui du test de Hotelling dépend du nombre d'échantillons. En supposant que les nombres d'échantillons utilisés pour estimer $\hat{\mu}^{(i)}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}$ sont identiques, égaux à N, la valeur de ce seuil se calcule de la façon suivante :

$$Th(\alpha, p, N) = \frac{(N-1)(N+1)p}{N(N-p)}\mathbb{F}_{p,N-p}(\alpha) \tag{4.13}$$

L'article [TYM92] indique que la valeur du seuil du test de Hotelling est toujours plus grande que celle du test du Khi-deux et s'en approche avec l'augmentation du nombre d'échantillons utilisés pour calculer $\left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$. En nous appuyant sur ce résultat, nous proposons de fixer la valeur de N_T à la valeur minimale de N telle que la différence entre les deux valeurs $Th(\alpha, p, N)$ et $\chi^2_{p,\alpha}$ ne dépasse pas un pourcentage β_{N_T} de $\chi^2_{p,\alpha}$.

La valeur de N_T peut donc être déterminée par :

$$N_T = \min\{N : \frac{Th(\alpha, p, N) - \chi^2_{p,\alpha}}{\chi^2_{p,\alpha}} < \beta_{N_T}\} \tag{4.14}$$

La démarche proposée évite de définir le nombre d'échantillons d'un micro-cluster stabilisé de manière arbitraire. Le réglage du paramètre de β_{N_T} permet de régler l'importance relative donnée aux deux termes du compromis : puissance de test et influence de l'évolution déterministe liée aux dégradations.

4.4.5 Initialisation : création du premier micro-cluster

L'estimation de la matrice de covariance du premier micro-cluster est utilisée pour initialiser l'estimation de la matrice de covariance à la création d'un nouveau micro-cluster (cf. Section 4.4.2). Nous voulons que l'incertitude des estimations des paramètres du premier micro-cluster atteigne le seuil de l'incertitude défini dans la section 4.4.4. C'est-à-dire que le premier micro-cluster doit comprendre au moins N_T échantillons à la création. Ce micro-cluster est donc stabilisé dès sa création.

Les N_T échantillons affectés au premier micro-cluster sont utilisés pour estimer les paramètres $\left\{\hat{\mu}^{(1)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(1)}\right\}$. Cela suppose que ces échantillons sont des réalisations d'une même distribution gaussienne. Nous devons donc sélectionner N_T échantillons qui satisfont cette hypothèse qui peut être testée par un test de normalité. Le test de *Mardia* [DH08] est couramment utilisé pour cela.

4.4.6 Création des clusters : Analyse de la connectivité des micro-clusters

Les micro-clusters sont utilisés pour caractériser les situations déjà signalées aux opérateurs afin de les reconnaître lorsque ces situations se reproduisent. L'évolution d'une situation à l'autre peut être causée par des dégradations ou par des défauts brusques. Afin d'aider les opérateurs à distinguer les évolutions engendrées par ces deux causes, les différences entre les 2 évolutions sont analysées ci-dessous.

Sur une fenêtre de fonctionnement en état stationnaire, l'échantillonnage des indicateurs est régulier et l'intervalle du temps entre deux échantillons ΔT est une constante. Les données des fenêtres en état non-stationnaire ne sont pas utilisées pour calculer les indicateurs (Voir Chapitre 3). L'échantillonnage sur une fenêtre incluant des fonctionnements en état stationnaire, d'autres en état non stationnaire, est donc irrégulier en raison de l'absence de valeurs sur certaines plages temporelles.

Nous traiterons d'abord le cas de l'échantillonnage régulier puis le cas de l'échantillonnage irrégulier.

Les indicateurs évoluent en raison de la dégradation qui est inévitable, mais cette évolution est très lente en fonction du temps.

Nous supposons que l'évolution de la composante déterministe du fait de la dégradation entre deux échantillons consécutifs est négligeable par rapport à la variation aléatoire.

La variation aléatoire des échantillons d'un micro-cluster est caractérisée par le domaine de validité de ce micro-cluster, qui est défini par le seuil utilisé dans le test de Hotelling (cf. Équation 4.7). Nous allons exprimer la supposition énoncée ci-dessus en utilisant ce seuil. Notons $\mu(t)$ et $\mu(t-\Delta T)$, les composantes déterministes des deux échantillons consécutifs. Les deux échantillons $\mathbf{r}(t)$ et $\mathbf{r}(t-\Delta T)$ appartiennent aux micro-clusters MC_i et MC_j où i peut être égal à j. Le fait que l'évolution entre $\mu(t)$ et $\mu(t-\Delta T)$ est négligeable par rapport à la variation aléatoire des échantillons $\mathbf{r}(t)$ et $\mathbf{r}(t-\Delta T)$, s'exprime par l'équation :

$$\max\left(d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\mu(t_k)-\mu(t_k-\Delta T)\right)^2, d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}}\left(\mu(t_k)-\mu(t_k-\Delta T)\right)^2\right) \ll \min\left(Th_i, Th_j\right) \tag{4.15}$$

où Th_i et Th_j sont respectivement les seuils utilisés dans les tests de Hotelling pour MC_i et MC_j.

Si l'équation 4.15 n'est pas vérifiée, un changement significatif est détecté avant que le micro-cluster ne soit stabilisé. En se basant sur cette hypothèse, nous allons montrer ci-dessous que les domaines de validité de MC_i et MC_j sont chevauchés en absence de défaut.

Supposons qu'à un instant donné la valeur de la composante déterministe des nouveaux échan-

tillons soit égale au centre du micro-cluster MC_j. En absence de défaut, l'évolution des indicateurs due à la dégradation va amener cette composante déterministe à s'écarter de plus en plus du centre de MC_j. La probabilité qu'un nouvel échantillon sorte du domaine de validité, et donc la probabilité de création d'un nouveau micro-cluster, augmente de ce fait puisque la distribution des indicateurs n'est plus centrée sur μ_j. Notons t_d l'instant de création d'un nouveau micro-cluster. $\mathbf{r}(t_d)$ est en dehors des domaines de validité de l'ensemble des micro-clusters $\mathcal{MC}$. En revanche, l'échantillon précédent $\mathbf{r}(t_d - \Delta T)$, de composante déterministe $\mu(t_d - \Delta T)$, est dans le domaine de validité de MC_j qui est un micro-cluster de $\mathcal{MC}$.

A la création, $\hat{\mu}^{(i)}$ est égal à $\mathbf{r}(t_d)$ par définition. De plus, selon l'hypothèse exprimée par l'équation 4.15, nous avons la relation suivante :

$$d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\mu(t_d) - \mu(t_d - \Delta T)\right)^2 \ll Th_i \tag{4.16}$$

Par conséquent, $\mu(t_d - \Delta T)$, est dans le domaine de validité de MC_i. De plus, $\mu(t_d - \Delta T)$ n'est pas significativement différent du centre de MC_j pour un niveau de signification donné (cf. Test d'hypothèse 6). $\mu(t_d - \Delta T)$ est donc dans le domaine de validité de MC_j. $\mu(t_d - \Delta T)$ est dans les domaines de validité de MC_i et de MC_j, il existe donc un chevauchement de ces deux domaines de validité.

Un non-chevauchement entre un nouveau micro-cluster et tous les micro-clusters existants, signifie donc que l'hypothèse selon laquelle l'évolution de la composante déterministe est négligeable devant la variation aléatoire n'est pas valide. La situation correspond à l'occurrence d'un défaut brusque (cf. Section 1.2.2).

Le problème de détection est rendu complexe par le fait que les indicateurs ne sont pas calculés à tous les instants mais uniquement dans les fenêtres temporelles de fonctionnement en état stationnaire (voir Chapitre 2). Ainsi, les échantillons d'indicateurs sont similaires à des fonctions par morceaux. Sur chaque "morceau", les échantillons évoluent très lentement en fonction du temps en raison des dégradations. Les intervalles de temps entre deux échantillons peuvent être relativement longs, et dans ce cas, l'écart entre ces 2 échantillons successifs peut être grand, même en absence de défaut et provoquer le non-chevauchement des micro-clusters.

De ce fait, la détection d'un non-chevauchement de micro-clusters peut résulter de deux situations ; présence d'un défaut ou une dégradation durant une période non-stationnaire suffisamment longue. L'opérateur sera donc averti de la détection d'un non chevauchement sans préciser la nature du changement. Il existe donc deux niveaux d'avertissement :

1. Avertissement de la création d'un micro-cluster, nommé avertissement de niveau 1,
2. Avertissement d'un non-chevauchement, nommé avertissement de niveau 2

L'avertissement de niveau 2 est susceptible d'être causé par un défaut brusque et doit attirer davantage l'attention des opérateurs.

Ce chevauchement des domaines de validité est identique à la connectivité définie dans la section 4.3.2 pour les micro-clusters cubiques. Le terme "connectivité" sera utilisé dans la suite. Ci-dessous, nous allons présenter la définition formelle de la connectivité pour des micro-clusters définis par des vecteurs $\{\mu, \mathbf{\Sigma}\}$ (nommé micro-cluster gaussien) et comment analyser la connectivité des micro-clusters en se basant sur cette définition.

4.4.6.1 Définition et analyse de la connectivité des micro-clusters

Nous définissons la connectivité des micro-clusters gaussiens comme ci-dessous :

Définition 13 (Connectivité des micro-clusters)**.**
Soient deux micro-clusters $MC_1 = \left\{\mu^{(1)}, \mathbf{\Sigma}^{(1)}\right\}$ *et* $MC_2 = \left\{\mu^{(2)}, \mathbf{\Sigma}^{(2)}\right\}$*. Ces deux micro-clusters sont connectés, si l'intersection des deux domaines de validité* $C_1 \cap C_2$ *est un ensemble non-vide : les* 2 *domaines de validité* C_1 *et* C_2 *se chevauchent. .*

A la création d'un micro-cluster MC_i, l'incertitude sur l'estimation de ces paramètres est importante, l'incertitude du résultat de l'analyse de la connectivité de ce micro-cluster par rapport à un micro-cluster existant sera donc élevée. Pour diminuer cette incertitude, cette analyse ne sera effectuée que lorsque N_C échantillons ont été affectés à MC_i. N_C est un paramètre à fixer. Les résultats du clustering avec différentes valeurs de N_C seront comparés et discutés dans le chapitre 5 en utilisant les données d'un site industriel.

Nous proposons ci-après une approche pour vérifier si les domaines de validités des deux micro-clusters MC_i et MC_j (C_i et C_j) sont connectés.

Dans la pratique, les valeurs exactes de $\left\{\mu^{(j)}, \mathbf{\Sigma}^{(j)}, \mu^{(i)}, \mathbf{\Sigma}^{(i)}\right\}$ ne sont pas connues, elles sont remplacées par leurs estimations $\left\{\hat{\mu}^{(j)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}, \hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}\right\}$.

Nous considérons dans la suite les deux situations suivantes :

1. $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)} = \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}$
2. $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)} \neq \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}$

Le cas $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)} = \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}$ est d'abord analysé.

Propriété 1.
Soient les domaines de validités C_i *et* C_j *associés aux distributions* $\mathcal{N}\left\{\mu^{(j)}, \mathbf{\Sigma}^{(j)}\right\}$ *et* $\mathcal{N}\left\{\mu^{(i)}, \mathbf{\Sigma}^{(i)}\right\}$*, la condition*

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)}, \hat{\mu}^{(i)}\right) > \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j} \tag{4.17}$$

est nécessaire et suffisante pour garantir que C_i *et* C_j *n'ont pas d'intersection, où* $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)}, \hat{\mu}^{(i)}\right)$ *est l'une des deux distances :* $d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\hat{\mu}^{(j)}, \hat{\mu}^{(i)}\right)$ *ou* $d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}}\left(\hat{\mu}^{(j)}, \hat{\mu}^{(j)}\right)$*.* Th_i *et* Th_j *sont respectivement les seuils utilisés dans les tests de Hotelling pour* MC_i *et* MC_j*.*

Démonstration. Condition nécessaire : Supposons que C_i et C_j n'aient pas d'intersection. Aucun échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ appartenant à C_i n'appartient pas à C_j. Nous obtenons : $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right) \leqslant \sqrt{Th_i}$ et $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(r, \hat{\mu}^{(j)}\right) > \sqrt{Th_j}$ (cf. Équation 4.7). Si $\mathbf{r}(t_k)$ est sur la frontière de C_i on a :

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right) = \sqrt{Th_i} \tag{4.18}$$

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(j)}\right) > \sqrt{Th_j} \tag{4.19}$$

En faisant la somme des équations 4.18 et 4.19, on obtient :

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right) + d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(j)}\right) > \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j} \tag{4.20}$$

Selon l'inégalité triangulaire :

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) \leqslant d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(i)}\right) + d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(j)}\right) \tag{4.21}$$

, pour que la condition décrite dans l'équation 4.17 soit vraie pour tout $\mathbf{r}(t_k)$, elle doit être vraie dans le cas le plus défavorable, c'est-à-dire lorsque

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) = d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(i)}\right) + d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(j)}\right) \tag{4.22}$$

On obtient ainsi la condition nécessaire pour que C_i et C_j n'aient pas d'intersection.

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) > \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j} \tag{4.23}$$

Le raisonnement par l'absurde est utilisé pour prouver la condition suffisante. Supposons que $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) > \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j}$ et C_i et C_j ont une intersection.

Lorsqu'il y a une intersection, il existe un échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ qui satisfait que $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(i)}\right) \leq \sqrt{Th_i}$ et $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(r,\hat{\mu}^{(j)}\right) \leq \sqrt{Th_j}$. Par conséquent, la condition suivante est satisfaite.

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(i)}\right) + d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(j)}\right) \leqslant \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j} \tag{4.24}$$

Selon l'inégalité triangulaire, on a

$$d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) \leqslant d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(i)}\right) + d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\mathbf{r}(t_k),\hat{\mu}^{(j)}\right) \leq \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j} \tag{4.25}$$

Ce qui est contradictoire avec l'hypothèse de départ.

Pour conclure, $d^{\mathbf{\Sigma}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) > \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j}$ est une condition nécessaire et suffisante pour que l'intersection de C_i et C_j soit vide.

□

Analysons maintenant le 2ème cas : $\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)} \neq \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}$. Il n'est pas possible de définir une distance de Mahalanobis unique dans l'espace des indicateurs, car

$$d^{\hat{\Sigma}^{(i)}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) \neq d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}}\left(\hat{\mu}^{(j)},\hat{\mu}^{(i)}\right) \tag{4.26}$$

Pour assurer que la propriété de non intersection soit vraie quelle que soit la distance utilisée, il faut se placer dans le cas le plus défavorable et prendre comme valeur de $\mathbf{\Sigma}$ celle qui conduit à la plus petite distance de Mahalanobis entre $\hat{\mu}^{(i)}$ et $\hat{\mu}^{(j)}$.

4.4.6.2 Construction des clusters

Lorsqu'un nouveau micro-cluster n'est connecté à aucun micro-cluster existant, comme dans l'algorithme *Dyclee* (cf. Section 4.3.2), un nouveau cluster est créé qui contient le nouveau micro-cluster comme premier micro-cluster. La création de ce cluster caractérise soit un défaut brusque, soit une évolution de la dégradation pendant une période suffisamment longue en état non stationnaire.

Lorsqu'un nouveau micro-cluster MC_i est connecté à un ou plusieurs micro-cluster appartenant à un seul cluster. MC_i est affecté à ce cluster.

Lorsque MC_i est connecté à des micro-clusters qui appartiennent à plusieurs clusters. On choisit d'affecter MC_i au cluster qui contient le micro-cluster dont le centre le plus proche du centre de MC_i. La distance utilisée est celle de Mahalanobis calculée en utilisant la matrice de covariance $\hat{\mathbf{\Sigma}}_i$.

4.4.7 Labellisation des micro-clusters et des clusters

La création de micro-clusters et de clusters a été présentée dans les sections 4.4.1, 4.4.2, 4.4.3 et 4.4.6. Ces micro-clusters et clusters sont créés suite à des évolutions significatives des valeurs d'indicateurs. Les micro-clusters et les clusters caractérisent des dégradations ou des défauts brusques. Les opérateurs sont alertés de la création de ces micro-clusters et clusters et doivent identifier la ou les cause(s) de ces créations en analysant le fonctionnement de l'installation, en inspectant le réseau ou en effectuant éventuellement des tests supplémentaires. Afin de reconnaître plus tard des situations déjà signalées aux opérateurs (cf. Section 4.1) en utilisant les micro-clusters et clusters construits, les micro-clusters/clusters sont labellisés par les causes identifiées par les opérateurs

Lorsque l'évolution est causée par des dégradations, chaque micro-cluster caractérise un niveau de dégradation. Le(s) cluster(s) qui comprend(nent) les micro-clusters labellisés par des niveaux de dégradation est(sont) labellisé(s) *fonctionnement dégradé*. Comme les dégradations commencent dès le début de la mise en service d'un système, le premier cluster qui comprend le premier micro-cluster, est lui-même labellisé *fonctionnement dégradé*.

Lorsqu'un défaut est constaté par les opérateurs de maintenance, le micro-cluster et le cluster sont labellisés par le nom du composant en défaut et si possible le type de défaut. Un micro-cluster caractérise la situation correspondant à une amplitude de défaut.

En résumé, des causes d'évolution des valeurs d'indicateurs peuvent être ajoutées dans la définition des micro-clusters et des clusters. Notons $\mathbf{L}_{MC}$ et $\mathbf{L}_C$ les deux ensembles de causes . Les définitions d'un micro-cluster et d'un cluster sont réécrites ci-dessous :

Micro-cluster $MC_i = \left\{\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}, \mathbf{L}_{MC_i}\right\}$

Cluster $C_j = \left\{\mathcal{M}C_j, \mathbf{L}_{C_j}\right\}$

4.4.8 Avertissement lors de l'affectation d'un échantillon à un micro-cluster

Un changement significatif est signalé aux opérateurs lors de la création d'un micro-cluster par un avertissement de niveau un (cf. Section 4.4.6). Une non-connectivité est signalée aux opérateurs pour attirer davantage l'attention lorsqu'un cluster est créé, ceci est appelé avertissement de niveau deux. Ces deux informations permettent aux opérateurs d'avoir un premier niveau d'information sur la criticité de la situation.

Lorsque un échantillon est affecté à un micro-cluster existant, une situation déjà rencontrée et labellisée est reconnue. Si cette situation est labellisée comme l'occurrence d'un défaut, les opérateurs doivent être avertis et doivent effectuer ensuite une opération de maintenance. Si cette situation est labellisée comme un niveau de dégradation, les opérateurs avaient jugé que le système fonctionnait avec une performance acceptable et qu'une opération de maintenance n'était pas requise. Dans ce cas, il n'est pas nécessaire d'avertir l'opérateur.

4.4.9 Algorithme pour mettre en oeuvre la méthode de clustering dynamique

Nous avons proposé une définition des micro-clusters, et présenté la construction des micro-clusters et des clusters. Ci-dessous, nous présentons l'algorithme qui met à l'œuvre la méthode de clustering dynamique développée dans les sections précédentes.

Pour un échantillon d'indicateurs $\mathbf{r}(t_k)$, les ensembles suivants sont définis :

- $\mathcal{MC}$: Ensemble des micro-clusters.
- $\mathcal{MC}_s$: Ensemble des micro-clusters stabilisés.
- $\mathcal{MC}_{us}$: Ensemble des micro-clusters non-stabilisés.
- $\mathcal{C}$: Ensemble des clusters.
- $\mathcal{MC}_{C_j}$: Ensemble des micro-clusters du cluster C_j.
- $\mathcal{MC}_{s,k} = \{MC_i \in \mathcal{MC}_s | d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right)^2 < Th_i\}$: Ensemble des micro-clusters stabilisés dont les domaines de validité comprennent $\mathbf{r}(t_k)$.
- $\mathcal{MC}_{us,k} = \{MC_i \in \mathcal{MC}_{us} | d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\mathbf{r}(t_k), \hat{\mu}^{(i)}\right)^2 < Th_i\}$: Ensemble des micro-clusters non-stabilisés dont les domaines de validité comprennent $\mathbf{r}(t_k)$.
- $\mathcal{MC}_{MCi} = \{MC_j \in \mathcal{MC} | \max\left(d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}}\left(\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mu}^{(j)}\right), d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(j)}}\left(\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mu}^{(j)}\right)\right) < \sqrt{Th_i} + \sqrt{Th_j}\}$: Ensemble des micro-clusters connectés au micro-cluster MC_i.
- $\mathcal{C}_{MCi} = \{C_j \in \mathcal{C} | \mathcal{MC}_{C_j} \cap \mathcal{MC}_i \neq \emptyset\}$: Ensemble des clusters qui comprennent au moins un micro-cluster faisant partie de l'ensemble des micro-clusters $\mathcal{MC}_{MCi}$.

Dans un premier temps, l'affectation d'un micro-cluster à un cluster et la création d'un cluster sont mises en oeuvre par l'algorithme 4.1. Rappelons que N_C est le nombre d'échantillons qui déclenche cet algorithme.

Dans un deuxième temps, la méthode de clustering dynamique proposée est mise en oeuvre par l'algorithme de Clustering Dynamique pour le Suivi de l'Etat de Santé du Système (*CDCESS*) (Voir l'algorithme 4.2).

Algorithm 4.1 Affectation d'un micro-cluster à un cluster et création d'un cluster

Pour le micro-cluster choisi MC_i
Si $card(MC_i) = N_C$ **Alors**
  Générer les ensembles $\mathcal{MC}_{MCi}$ et $\mathcal{C}_{MCi}$
  Si $card(\mathcal{C}_{MCi}) = 0$ **Alors**
    $n_c = card(\mathcal{C})$
    Créer un nouveau cluster C_{n_c+1}
    Attribuer MC_i à C_{n_c+1}
  Sinon Si $card(\mathcal{C}_{MCi}) = 1$ **Alors**
    C_j est le seul élément de l'ensemble $\mathcal{C}_{MCi}$
    Attribuer MC_i à C_j
  Sinon
    Chercher le micro-cluster MC_{ic} par :

$$MC_{i_c} = \underset{MC_c \in \mathcal{MC}_{MCi}}{arg\,min} \left\{ d^{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{(i)}} \left(\hat{\mu}^{(i)}, \hat{\mu}^{(c)} \right)^2 \right\}$$

    Chercher le cluster C_j :

$$\{C_j \in \mathcal{C}_{MCi} | \mathcal{MC}_{C_j} \cap \mathcal{MC}_{i_c} \neq \emptyset\}$$

    Attribuer MC_i au cluster C_j.
  Fin Si
Fin Si

Algorithm 4.2 Algorithme de **C**lustering **D**ynamique pour le **S**uivi de l'**E**tat de **S**anté du **S**ystème (*CDSESS*)

Créer le premier micro-cluster MC_1.
Créer le premier cluster C_1
Pour chaque nouvel échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ **Faire**
  Générer les ensembles $\mathcal{MC}_{s,k}$, $\mathcal{MC}_{us,k}$
  Si $card\,(\mathcal{MC}_{us,k}) = 0$ **Alors**
    Si $card\,(\mathcal{MC}_{s,k}) = 0$ **Alors**
      $n_{MC} = card(\mathcal{MC})$
      Créer un nouveau micro-cluster $MC_{n_{MC}+1}$.
      Affecter l'échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ au micro-cluster $MC_{n_{MC}+1}$.
    Sinon Si $card\,(\mathcal{MC}_{s,k}) = 1$ **Alors**
      MC_i est le seul élement de l'ensemble $\mathcal{MC}_{s,k}$
      Affecter l'échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ au micro-cluster MC_i
    Sinon
      Rechercher le micro-cluster le plus proche de $\mathbf{r}(t_k)$ dans les micro-clusters $\mathcal{MC}_{s,k}$, MC_{i_p}, par le formule 4.12.
      Affecter l'échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ au micro-cluster MC_{i_p}
    Fin Si
  Sinon Si $card\,(\mathcal{MC}_{us,k}) = 1$ **Alors**
    MC_i est le seul élément de l'ensemble $\mathcal{MC}_{us,k}$
    Affecter l'échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ au micro-cluster MC_i et utiliser $\mathbf{r}(t_k)$ pour mettre à jour les paramètres de MC_i
    Effectuer l'algorithme 4.1 sur le micro-cluster MC_i
  Sinon
    Rechercher le micro-cluster le plus proche de $\mathbf{r}(t_k)$ dans les micro-clusters $\mathcal{MC}_{us,k}$, MC_{i_p}, par le formule 4.12.
    Affecter l'échantillon $\mathbf{r}(t_k)$ au micro-cluster MC_{i_p} et utiliser $\mathbf{r}(t_k)$ pour mettre à jour les paramètres de MC_{i_p}
    Effectuer l'algorithme 4.1 sur le micro-cluster MC_{i_p}
  Fin Si
Fin Pour

4.5 Illustration avec des données simulées

Dans cette section, nous allons utiliser des jeux de données simulées pour illustrer le fonctionnement de l'algorithme *CDSESS*.

4.5.1 Présentation des données simulées

Dans la section 4.4.6, nous avons introduit deux types d'évolutions d'indicateurs :

Évolution progressive lente : l'évolution de la composante déterministe entre deux échantillons consécutifs est négligeable par rapport à la variation aléatoire

Évolution brusque : l'évolution de la composante déterministe entre deux échantillons consécutifs n'est pas négligeable par rapport à la variation aléatoire

Ces deux types d'évolutions sont simulés et les valeurs sont présentées dans la figure 4.4a. La valeur des indicateurs à un instant donné r_i est une moyenne des indicateurs ρ_i calculés sur une fenêtre temporelles de fonctionnement en état stationnaire (cf. Section 3.5). Les valeurs des ρ_i sur cette fenêtre sont supposées avoir la même espérance. Cependant, les moyennes sur ces différentes fenêtres peuvent évoluer en fonction du temps en raison des dégradations. Dans cette illustration, nous avons choisi de simuler un type d'évolution progressive simple : une évolution progressive linéaire en fonction du temps. Pour simplifier l'illustration, on simule des données de sorte qu'il n'existe pas de fenêtre temporelle en état non-stationnaire entre deux fenêtres en état stationnaire consécutives. Par conséquent, l'intervalle de temps entre deux échantillons de r_i est constant sur toute la fenêtre d'étude. Comme cela a été présenté dans la section 4.4.3.2, en raison du risque de deuxième espèce du test statistique, l'estimation de la matrice de covariance peut être biaisée par l'évolution de la composante déterministe des indicateurs. Lorsqu'une erreur de deuxième espèce survient, plus le changement de la composante déterministe est grand, plus le biais d'estimation de la matrice est important. Afin de montrer ce phénomène, les évolutions progressives simulées comportent deux parties avec des coefficients directeurs différents (a et d dans le tableau 4.1). La valeur du coefficient directeur augmente au $3600^{\text{ème}}$ échantillons.

Les équations utilisées pour simuler ces données sont les équations 4.27 et 4.28. Les valeurs des coefficients sont précisées dans le tableau 4.1. Les composantes aléatoires ϵ_1 et ϵ_2 sont indépendantes, leurs valeurs de variance ($var(.)$) sont données dans le tableau 4.1.

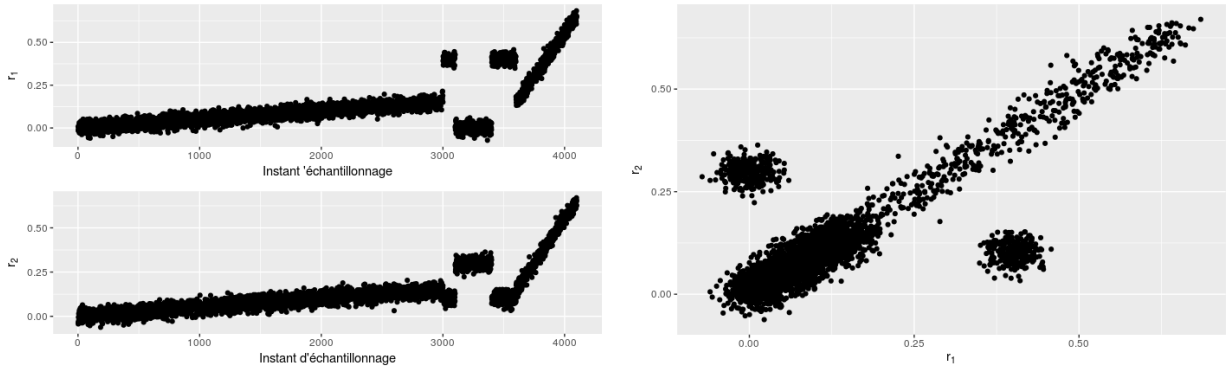
Les évolutions brusques surviennent entre le $3000^{\text{ème}}$ échantillon et le $3600^{\text{ème}}$ échantillon. Après un changement brusque d'un indicateur, la valeur de celui-ci reste constante pendant une certaine durée. Cette durée est différente après chaque changement brusque. Les instants des changements brusques sont indiqués dans les équations 4.27 et 4.28. Les valeurs des indicateurs après chaque changement brusque, sont données dans le tableau 4.1.

$$r_1(n) = \begin{cases} a \cdot n + \epsilon_1(n) & 1 \leqslant n \leqslant 3000 \quad (4.27a) \\ b + \epsilon_1(n) & 3001 \leqslant n \leqslant 3100 \quad (4.27b) \\ c + \epsilon_1(n) & 3101 \leqslant n \leqslant 3400 \quad (4.27c) \\ b + \epsilon_1(n) & 3401 \leqslant n \leqslant 3600 \quad (4.27d) \\ d \cdot (n - 3600) + 3100 \cdot a + \epsilon_1(n) + \epsilon_1(n) & 3601 \leqslant n \leqslant 4100 \quad (4.27e) \end{cases}$$

$$r_2(n) = \begin{cases} a \cdot n + \epsilon_2(n) & 1 \leqslant n \leqslant 3000 \quad (4.28a) \\ e + \epsilon_2(n) & 3001 \leqslant n \leqslant 3100 \quad (4.28b) \\ f + \epsilon_2(n) & 3101 \leqslant n \leqslant 3400 \quad (4.28c) \\ e + \epsilon_2(n) & 3401 \leqslant n \leqslant 3600 \quad (4.28d) \\ d \cdot (n - 3600) + 3100 \cdot a + \epsilon_2(n) + \epsilon_2(n) & 3601 \leqslant n \leqslant 4100 \quad (4.28e) \end{cases}$$

Nom	a	b	c	d	e	f	$var(\epsilon_1)$	$var(\epsilon_2)$
Valeur	5e-05	0.4	0	1e-03	0.1	0.3	0.0005	0.0005

TABLE 4.1 Valeur des constantes dans les équations 4.27 et 4.28



(a) Les évolutions des deux indicateurs (b) Évolution dans l'espace des indicateurs

FIGURE 4.4 Évolution de deux indicateurs r_1 et r_2 générés artificiellement

4.5.2 Illustration du fonctionnement de l'algorithme

Paramétrages Pour la méthode de clustering dynamique proposée, nous devons définir les trois paramètres suivants :

- Le niveau de signification du test de Hotelling (α_{MC})
- Le nombre minimum d'échantillons d'un micro-cluster stabilisé (N_T) : N_T est déterminé en fixant un seuil β_{N_T} sur $\frac{Th(\alpha_{MC},p,N)-\chi^2_{p,\alpha_{MC}}}{\chi^2_{p,\alpha_{MC}}}$ (Voir l'équation 4.14). Plus le seuil β_{N_T} est petit, plus la valeur de N_T est élevée. Par la suite nous fixerons la valeur de β_{N_T} à 5% pour que le seuil du test de Hotelling reste proche de celui du test du Khi-deux.
- Le nombre d'échantillons pour déclencher l'analyse de la connectivité d'un micro-cluster (N_C).

Pour cet exemple illustratif, nous n'avons essayé qu'une seule valeur pour les trois paramètres à savoir :

- $\alpha_{MC} = 0.95$
- N_T dépend de la dimension des données et de α_{MC} . Dans cette simulation, il y a deux indicateurs, la valeur de N_T qui découle du choix de $\beta_{N_T} = 0.05$ est 102.
- $N_C = N_T$

Dans le chapitre 5, nous allons analyser l'impact du choix des paramètres sur le résultat de clustering en utilisant des mesures d'un site industriel.

Résultat sur les évolutions progressives d'indicateurs Le résultat du clustering sur les deux indicateurs simulés est montré dans la figure 4.5. Les ellipses noires représentent les do-

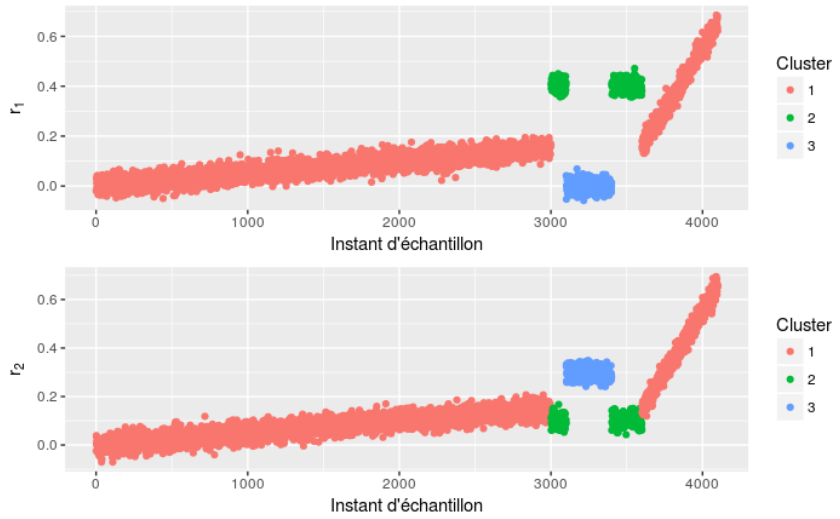
maines de validité des micro-clusters stabilisés. Les ellipses rouges représentent les domaines de validité des micro-clusters non-stabilisés.

Pour les évolutions relativement lentes qui sont décrites par les équations 4.27a et 4.28a, des micro-clusters sont créés pour caractériser la trajectoire de l'évolution. Les premiers 3000 échantillons sont résumés par 30 micro-clusters. Le suivi de l'évolution peut être effectué en suivant l'évolution du centre des micro-clusters. La plupart des micro-clusters sont stabilisés.

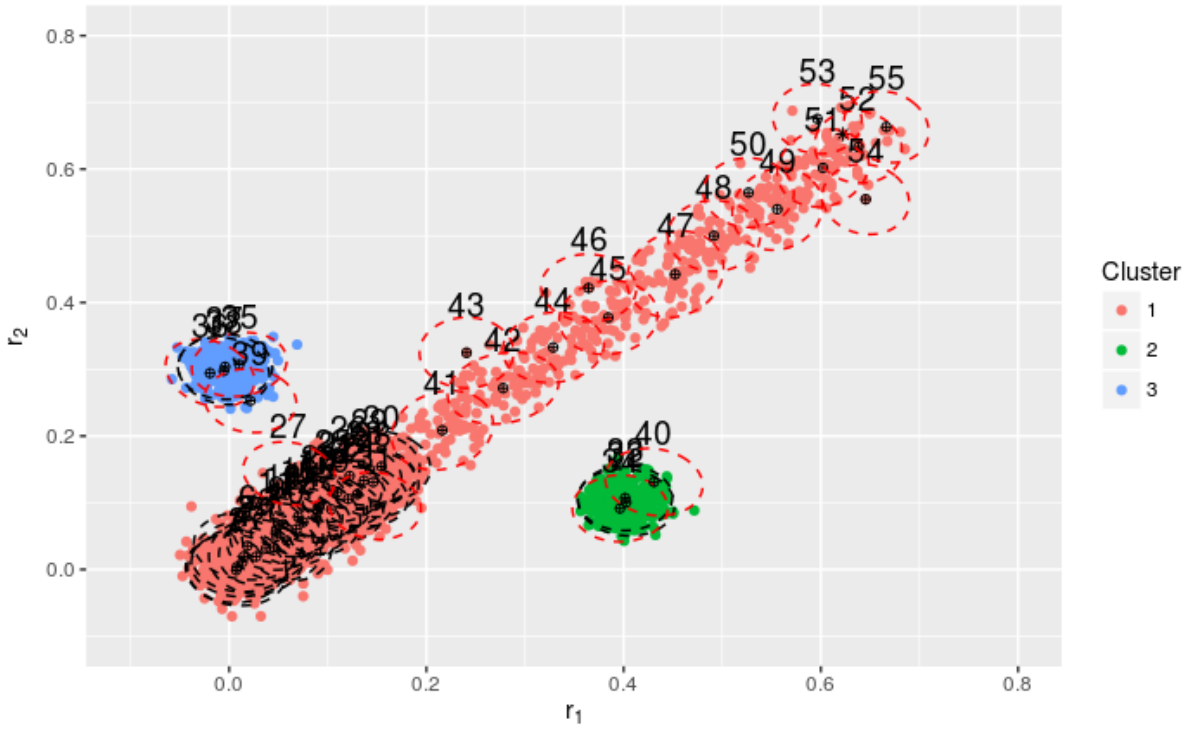
Lorsque l'évolution devient plus rapide, l'impact de l'erreur de deuxième espèce sur l'estimation de la matrice de covariance devient évident. La forme du domaine de validité s'oriente dans la direction de l'évolution de la composante déterministe, ce qui est conforme à l'analyse de la section 4.4.3.1. De plus, les micro-clusters ne sont pas stabilisés car l'évolution est trop rapide.

Résultat sur les évolutions brusques d'indicateurs Entre les $3000^{\text{ème}}$ et $3600^{\text{ème}}$ échantillons, il y a trois évolutions brusques. Deux nouveaux clusters (clusters 2 et 3) sont créés pour ces trois évolutions brusques.

Pour montrer la reconnaissance des situations déjà produites, nous avons simulé deux fois la situation caractérisée par le cluster 2. Lors de la première occurrence de cette situation, entre $3000^{\text{ème}}$ et $3100^{\text{ème}}$ échantillons, le cluster 2 est créé pour ces échantillons. Lors de la deuxième occurrence, entre $3400^{\text{ème}}$ et $3600^{\text{ème}}$ échantillons, ces échantillons sont tous affectés aux micro-clusters du cluster 2. Cette situation est reconnue.



(a) Résultat en montrant l'évolution temporelle des indicateurs



(b) Résultat dans l'espace des indicateurs

FIGURE 4.5 Résultat de clustering sur les deux indicateurs r_1 et r_2 générés artificiellement.

4.6 Conclusion

Nous avons défini un micro-cluster gaussien en nous basant sur le fait qu'un indicateur est une moyenne pour laquelle la distribution de la composante aléatoire peut être considérée comme gaussienne. Pour construire des micro-clusters, une définition du domaine de validité est proposée

qui s'appuie sur le test de Hotelling. Cette définition du domaine de validité de micro-cluster est différente de celles des travaux cités dans la section 4.2 ; Dans ces travaux, la définition du domaine de validité d'un micro-cluster est basée sur un seuil fixe, qui est défini arbitrairement. Dans notre méthode, le paramètre à régler est le niveau de signification. Ce paramètre est interprété comme le risque de première espèce du test statistique. Cette interprétation permet de guider la détermination de ce paramètre. De plus, la notion de *micro-cluster stabilisé* est proposée en prenant en compte les deux contraintes énoncées dans la section 4.4.3.2. Nous avons proposé une méthode pour guider le paramétrage et pour caractériser la stabilisation d'un micro-cluster dans la section 4.4.4.

Dans la section 4.4.3.3, le cas où il est possible d'affecter un nouvel échantillon soit à un micro-cluster stabilisé soit à un micro-cluster non-stabilisé est traité. Nous avons analysé les deux stratégies et montré que le second choix est plus adapté au suivi des évolutions progressives résultantes des dégradations.

La construction d'un cluster est basée sur l'analyse de la connectivité des micro-clusters. Cette méthode de construction d'un cluster est similaire à celle dans l'algorithme *Dyclee* (Voir section 4.3). Nous avons proposé et démontré une règle d'analyse de la connectivité de deux micro-clusters gaussiens.

Lors du développement de notre méthode, le lien entre les choix réalisés pour la construction des micro-clusters et des clusters et l'aide aux opérateurs pour le suivi de l'état de santé d'un système technologique soumis à des défauts et des dégradations est établi.

Chapitre 5

Application : Surveillance du réseau de distribution de chaleur d'un site industriel

Nous avons conçu les différents éléments d'une méthode d'aide au suivi de l'état de santé d'un système technologique dans les chapitres 2, 3 et 4. Des données simulées ont été utilisées pour illustrer chacun de ces éléments. Ce chapitre a pour l'objectif d'appliquer cette méthode sur des données réelles, prélevées sur un site industriel géré par Veolia, qui est nommé site industriel A dans la suite.

Dans un premier temps, les principes de fonctionnement du site industriel A sont présentés. Dans un deuxième temps, la méthode d'aide au suivi de l'état de santé est appliquée sur les mesures collectées durant 2 mois sur ce site.

5.1 Description du site industriel A

Sur ce site industriel, Veolia gère la production et la distribution de chaleur. Nous allons d'abord présenter comment la chaleur est produite. Le fonctionnement et l'instrumentation des réseaux primaire et secondaire de distribution de chaleur sont ensuite détaillés.

5.1.1 Production de la chaleur

Ce site comprend une installation de Stockage de Déchets Non Dangereux (ISDND), qui valorise du biogaz produit à partir de la transformation de matières organiques (bois, végétaux, déchets organiques domestiques, agricoles ou industriels). Après traitement, ce biogaz est utilisé par 10 moteurs dont quatre moteurs sont utilisés pour produire de l'électricité qui est injectée dans le réseau ERDF [21], et de la chaleur qui est transférée par des réseaux de distribution hydraulique

21. ERDF : Électricité Réseau Distribution France

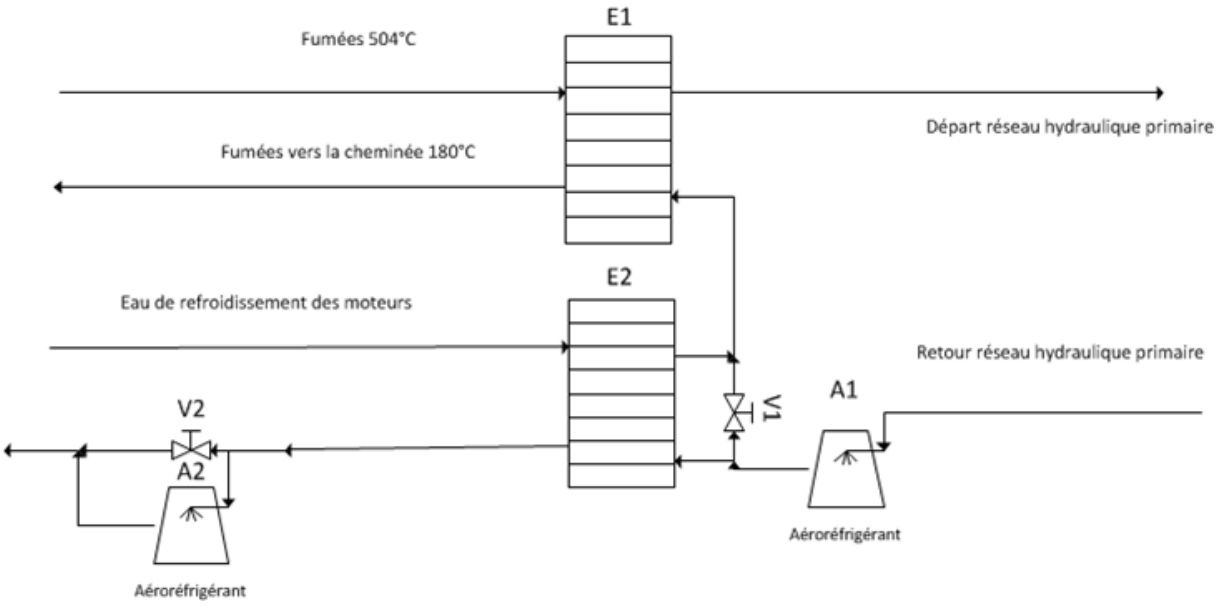


FIGURE 5.1 Schéma du système de récupération de la chaleur des moteurs

(Voir la section 5.1.2).

La figure 5.1 présente le schéma du système de récupération de la chaleur émise par les moteurs. Le liquide du réseau primaire passe d'abord par l'aéroréfrigérant A1 qui sert à maintenir sa température constante à $78°C$ en dissipant la chaleur du liquide. Cette température est fixée pour assurer que le liquide du réseau primaire puisse refroidir l'eau de refroidissement de moteur lors de son passage dans l'échangeur E2. Dans cet échangeur, le fluide du réseau primaire est alors préchauffé par l'eau de refroidissement du moteur. Si l'aéroréfrigérant A1 n'a pas accompli sa fonction, la température du liquide après A1 peut être supérieure à $78°C$. Dans ce cas, pour assurer la sécurité du moteur, la vanne by-pass (V1) peut court-circuiter l'échangeur E2, l'échangeur E2 n'est plus utilisé pour refroidir l'eau de refroidissement.

Ensuite, le liquide du réseau primaire récupère la chaleur contenue dans les fumées émises par les moteurs en utilisant l'échangeur E1. Dans le circuit des fumées, la température nominale des fumées en entrée de cet échangeur est $504°C$, la température nominale des fumées vers la cheminée est $180°C$. Dans le réseau primaire, la température monte jusqu'à $95°C$. Cette température est maintenue par un régulateur qui régule le débit des pompes de circulation du réseau primaire, ces pompes seront présentées dans la section 5.1.2.

Le rendement théorique global de des moteurs est de 85,7%, celui de la production d'électricité de 43%, celui de la production de la chaleur de 42,7%. La chaleur restante est contenue dans la fumée d'échappement.

5.1.2 Réseaux de distribution de chaleur

Le schéma des réseaux primaire et secondaire de distribution de chaleur est présenté dans la figure 5.2. Ces réseaux sont instrumentés par 20 capteurs de trois types de capteurs : capteur de

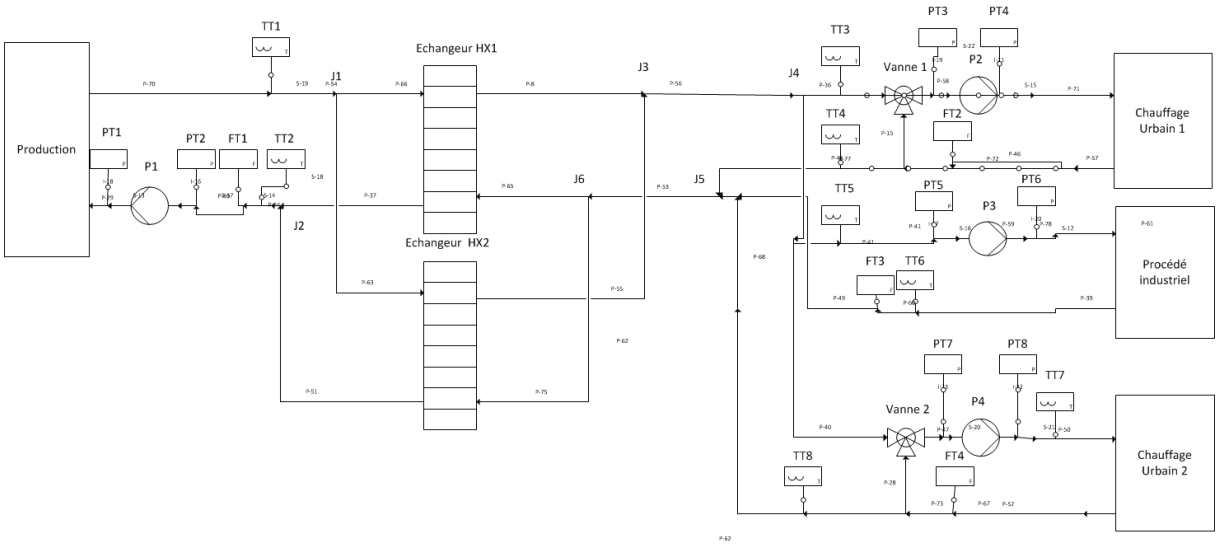


FIGURE 5.2 Schéma simplifié du site industriel A

pression (PT), capteur de température (TT) et capteur de débit (FT). Les puissances électriques des pompes sont également mesurées. Notons les mesures des puissances $ET_i, i \in \{1, \ldots, 4\}$. Nous connaissons aussi les commandes des pompes qui sont les fréquences du variateur électronique (cf. Section 2.1.1.3), notons ces commandes $Var_i, i \in \{1, \ldots, 4\}$.

Les deux échangeurs HX1 et HX2 découplent ces réseaux en un réseau primaire et un réseau secondaire. Ces deux réseaux et les échangeurs sont présentés en détails dans les sections 5.1.2.1, 5.1.2.3 et 5.1.2.2.

5.1.2.1 Réseau primaire

Le réseau primaire a pour objectif de transférer l'énergie thermique à la sous-station. Le liquide de ce réseau est chauffé par les échangeurs des moteurs et est transféré jusqu'aux échangeurs dans la sous-station. Le liquide est de l'eau glycolée [22].

Le fluide circule dans le réseau primaire grâce à une pompe. Pour ce faire, le réseau primaire comprend deux pompes (P1 A/B). Ces pompes sont commandées pour réguler le débit dans le réseau primaire. Les pompes P1A et P1B sont en fonctionnement alterné.

La régulation du débit peut changer indirectement la puissance thermique récupérée (cf. Équation 1.1). La consigne de débit du réseau primaire est définie pour s'adapter au nombre de moteurs utilisés pour la récupération de chaleur. Les règles de détermination de cette consigne sont décrites dans le tableau 5.1

22. Eau mélangée avec du glycol. Ce mélange permet d'éviter le gel en hiver

Nombre de moteurs en récupération de chaleur	Débit (m^3/h)	Signal du variateur (%)
1	95.7	25
2	191.3	50
3	287	75
4	382.7	100

TABLE 5.1 Règle de détermination de la consigne de débit de la pompe primaire

5.1.2.2 Échangeurs à plaques

Le réseau primaire et le réseau secondaire sont découplés par les deux échangeurs à plaques de marque CIAT [23] (HX1 et HX2) dans la sous-station. La chaleur du réseau primaire est transférée au réseau secondaire par ces deux échangeurs. Les deux échangeurs HX1 et HX2 sont identiques avec une puissance thermique nominale par échangeur de 6000kW. Les valeurs nominales des variables des circuits primaire et secondaire d'un échangeur sont décrites le tableau 5.2.

	Eau glycolée (primaire)	Eau naturelle (secondaire)
Température en entrée/sorite	$95/70°C$	$68/93°C$
Débit	$230m^3/h$	$210m^3/h$
Vitesse dans le canal	0,256m/s	0.237m/s
Perte de charge	100kPa	77,8kPa

TABLE 5.2 Valeur nominale des échangeurs HX1 et HX2

5.1.2.3 Réseau secondaire

La chaleur du réseau secondaire est transférée à trois consommateurs : un procédé industriel et les chauffages urbains de deux villes.

Les liquides de ces circuits sont entraînés par les pompes P2A/B, P3A/B et P4A/B. Comme les pompes du réseau primaire, les pompes A et B ne fonctionnent jamais en même temps. Les circuits menant vers les deux villes sont équipés des vannes trois voies afin de réguler la température de départ.

Les variations des débits et des températures, lorsque les chauffages urbains et le procédé industriel sont en fonctionnement, sont comprises dans les intervalles décrits dans le tableau 5.3. Nous pouvons constater que le débit du circuit vers le chauffage urbain 1 est largement inférieur à celui de deux autres consommateurs d'énergie.

Circuit	Variation de débits (m^3/h)
Circuit vers le chauffage urbain 1	4-16
Circuit vers le chauffage urbain 2	100-200
Circuit vers le procédé industriel	140-250

TABLE 5.3 Variations des débits des trois circuits vers les consommateurs

23. Plus de détails techniques peuvent être trouvés dans [CIA13]

5.2 Surveillance du site industriel A

Nous avons défini un cahier des charges dans la section 2.2.4, qui décrit les défauts que l'on veut surveiller. Premièrement, une analyse structurelle est effectuée afin de vérifier quels défauts du cahier des charges sont surveillables et guider la génération des indicateurs pour détecter ces défauts surveillables. Deuxièmement, afin de générer des indicateurs, les fenêtres temporelles pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire sont sélectionnées. Troisièmement, les indicateurs sont générés. Pour finir, le clustering dynamique est appliqué sur les indicateurs calculés afin de détecter des évolutions des indicateurs et de caractériser ces évolutions.

5.2.1 Recherche des défauts surveillables

Le schéma du site industriel A est donné dans la figure 5.2. Les modèles physiques des équipements dans ce schéma sont résumés dans l'annexe B. Les contraintes structurelles de chaque équipement peuvent ensuite être obtenues en gardant seulement l'information des liens entre les variables. Toutes les contraintes constituent le modèle structurel de ce site. En utilisant la *Toolbox* décrite dans [FKJ17], nous avons cherché la partie surveillable de ce modèle structurel. Le résultat de cette analyse structurelle (décomposition de Dulmage-Mendelsohn) est montré dans la figure 5.3 où l'axe des abscisses représente les variables inconnues du modèle structurel, et l'axe des ordonnées, les contraintes de ce modèle.

Le modèle structurel est décomposé en 3 parties (cf. Section 1.2.3.1) :

— Partie sous-déterminée

— Partie juste-déterminée

— Partie sur-déterminée

Un défaut est surveillable si la(les) contrainte(s) qu'il influence est(sont) dans la partie sur-déterminée. Dans la figure 5.3, la partie sur-déterminée est indiquée par un rectangle bleu en bas à droite.

$CHX1$	Contrainte associée à la loi d'échange de chaleur (Équation 2.21) de l'échangeur HX1
$CHX2$	Contrainte associée à la loi d'échange de chaleur de l'échangeur HX2
$CP1$	Contrainte associée à la loi de l'efficacité (Équation 2.43) de P1A/B
$CP2$	Contrainte associée à la loi de l'efficacité de P2A/B
$CP3$	Contrainte associée à la loi de l'efficacité de P3A/B
$CP4$	Contrainte associée à la loi de l'efficacité de P4A/B

TABLE 5.4 Descriptif des contraintes liées au cahier des charges de surveillance. Ces contraintes sont indiquées dans les figures 5.3 et 5.4

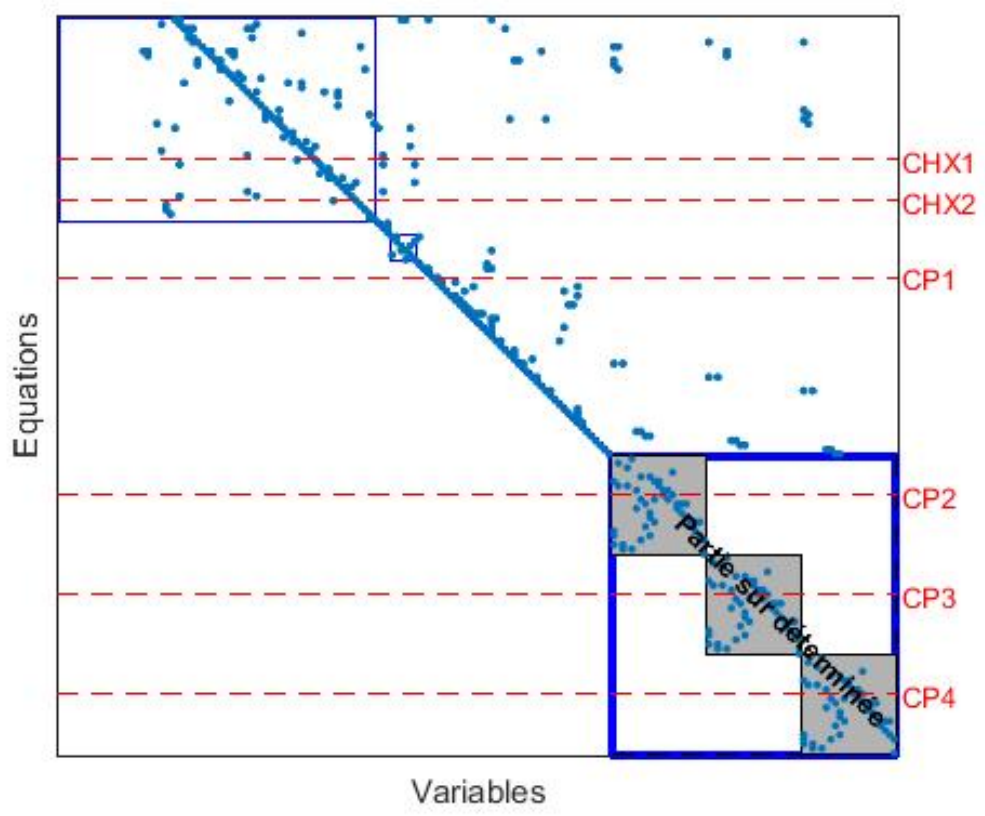


FIGURE 5.3 Résultat de l'analyse structurelle sur le site industriel A

Les contraintes qui sont influencées par les défauts décrits dans le cahier des charges de surveillance (cf. Section 2.2.4) sont listées dans le tableau 5.4. Ces contraintes sont indiquées sur la figure 5.3 donnant le résultat de la décomposition canonique de Dulmage-Mendelsohn.

Les contraintes $CHX1$, $CHX2$ et $CP1$ ne sont pas dans la partie sur-déterminée. Les défauts qui influencent ces contraintes ne sont donc pas surveillables. Ainsi, les échangeurs ne sont pas surveillables.

Cependant, sur ce site, les deux échangeurs sont identiques et connectés en parallèle. Grâce à

cette caractéristique des contraintes supplémentaires peuvent être introduites ce qui aura pour effet, comme nous le verrons, de rendre les défauts des échangeurs surveillables.

Analysons séparément les débits des liquides des échangeurs HX1 et HX2. Pour le circuit primaire de l'échangeur HX1, la pression différentielle entre les points J1 et J2 permet de vaincre les résistances des conduites qui relient HX1 et la résistance hydraulique du circuit primaire de HX1, et permet ainsi de maintenir un certain débit (cf. Section 2.1.2.3). Comme les conduites sont courtes (longueur maximum de 2 mètres), les résistances hydrauliques des conduites sont négligeables par rapport à la résistance du circuit de l'échangeur [Bot95, AGS06]. Le débit du circuit primaire de HX1 dépend de la résistance hydraulique de ce circuit et de la pression différentielle entre J1 et J2.

De la même manière, le débit du circuit primaire de l'échangeur HX2 dépend de la résistance hydraulique de ce circuit et de la pression entre J1 et J2.

Comme les deux échangeurs sont identiques, les résistances hydrauliques des deux échangeurs sont les mêmes. Les débits des circuits primaires de HX1 et de HX2 sont donc égaux. En suivant le même raisonnement, les débits des circuits secondaires de HX1 et de HX2 sont aussi égaux.

De plus, comme ces deux échangeurs sont identiques et que les débits primaires et secondaires sont respectivement égaux, les coefficients d'échange de chaleur des deux échangeurs sont identiques.

Les égalités des débits primaires et secondaires des deux échangeurs, et l'égalité des coefficients d'échange sont ajoutées dans le modèle structurel.

Après avoir ajouté ces contraintes, un nouveau résultat de l'analyse structurelle est obtenu. Celui-ci est présenté dans la figure 5.4. $CHX1b$ et $CHX2b$ sont les contraintes associées respectivement aux lois HX1 et HX2 de conservation d'énergie de l'échangeur . Les contraintes $CHX1$ et $CHX2$ sont maintenant toutes dans la partie sur-déterminée (rectangle bleu en bas à droite) et les défauts qui influencent ces contraintes (donc les composants) sont donc surveillables.

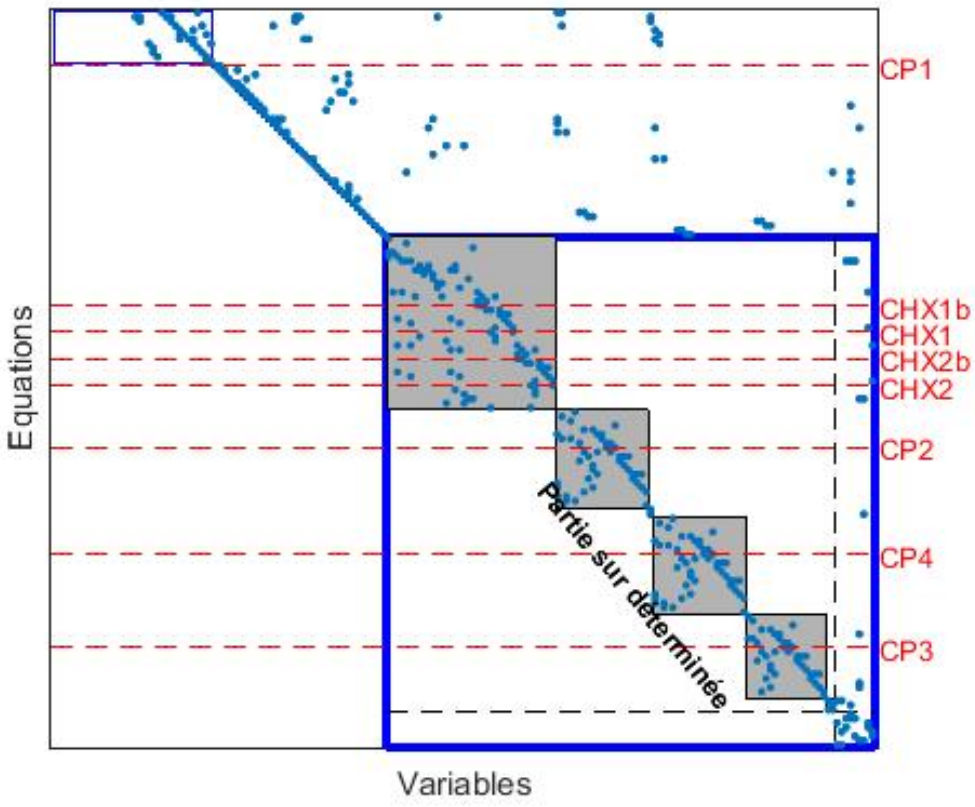


FIGURE 5.4 Résultat de l'analyse structurelle sur le site industriel A en ajoutant les contraintes égalités

5.2.2 Analyse structurelle pour générer des indicateurs

En se basant sur le résultat de l'analyse structurelle précédente, réalisée sous l'hypothèse de l'égalité des débits et des coefficients d'échange, les défauts qui influencent les contraintes $\{CHX1, CHX2, CP2, CP3, CP4\}$ sont surveillables. En recherchant les MSOs, nous pouvons trouver les contraintes utilisées pour générer chacun des indicateurs sensibles à ces défauts. Lors de la recherche d'un MSO permettant de générer un indicateur sensible à un défaut, nous imposons que les contraintes sensibles aux autres défauts ne fassent pas partie de ce MSO.

L'analyse structurelle identifie les contraintes qui doivent faire partie d'un même MSO. Ces contraintes apparaissent dans un bloc de Koenig-Hall (rectangle grisé) dans la partie sur-déterminée (cf. Section 1.2.3.1).

Nous pouvons constater que $CP2$, $CP3$, $CP4$ sont dans différents blocs de Koenig-Hall. Par conséquent, il est possible de trouver des MSOs qui ne comprennent qu'une seule de ces contraintes pour générer les indicateurs sensibles à ces contraintes, qui sont nommés respectivement $\{r_{Pom2}, r_{Pom3}, r_{Pom4}\}$.

Les contraintes $CHX1, CHX2$ sont par contre dans le même bloc de Koenig-Hall. Ces contraintes apparaîtront donc simultanément dans un MSO. L'indicateur généré en utilisant le MSO qui contient ces deux contraintes sera sensible aux défauts associés aux coefficients d'échange de chaleur des deux échangeurs. Il n'est donc pas possible de différencier ces deux défauts. Pour simplifier la présentation dans la suite, notons $CHX = \{CHX1, CHX2\}$. L'indicateur sensible aux contraintes de l'ensemble CHX est nommé r_{UA}.

Avec un PC muni d'un CPU Inter i7-2640M et une mémoire de 8Go, le temps de calcul pour la recherche exhaustive des MSOs est de 106 seconds. 14744 MSOs ont ainsi été trouvés.

Nous avons sélectionné parmi tous les MSOs ceux qui ne comprennent qu'une seule contrainte de l'ensemble $\{CHX, CP2, CP3, CP3\}$.

Pour ces MSOs, nous avons appliqué la démarche décrite dans la section 2.3.2.1 pour sélectionner le MSO qui sera finalement utilisé pour générer un indicateur.

Comme cela a été présenté dans la section 2.3.2.1, l'indicateur qui permet de vérifier la conservation d'énergie n'est généré que lorsqu'il existe un MSO contenant UA mais ne contenant pas la loi de la conservation d'énergie (Équation 2.9) de cet échangeur. Comme le paramètre UA intervient dans les deux contraintes $CHX1$ et $CHX2$ et que les deux contraintes $CHX1b$ et $CHX2b$ sont dans le même bloc de Koenig-Hall que celui contenant $CHX1$ et $CHX2$, tous les MSOs pour générer l'indicateur sensible au défaut impactant UA contiennent la loi de conservation d'énergie. Les indicateurs pour vérifier la conservation d'énergie des deux échangeurs ne seront donc pas générés.

Un MSO comprend des contraintes associées aux lois communes et/ou aux lois spécifiques (cf. Section 2.3.2). Les séquences de calcul pour estimer les variables communes des lois spécifiques et des lois communes (i.e $\mathbf{x}_b$ dans le tableau 2.3) peuvent être obtenues en choisissant un couplage complet.

Notons

- $\mathbf{x}_{b,UA} = \{T_{c,e1}, T_{c,e2}, T_{c,s1}, T_{c,s2}, T_{f,e1}, T_{f,e2}, T_{f,s1}, T_{f,s2}, q_{c,1}, q_{c,2}, q_{f,1}, q_{f,2}\}$,
- $\mathbf{x}_{b,Pom2} = \{q_{Pom2}, p_{Pom2,am}, p_{Pom2,av}, P_{e,Pom2}, Var_{Pom2}\}$,
- $\mathbf{x}_{b,Pom3} = \{q_{Pom3}, p_{Pom3,am}, p_{Pom3,av}, P_{e,Pom3}, Var_{Pom3}\}$,
- $\mathbf{x}_{b,Pom4} = \{q_{Pom4}, p_{Pom4,am}, p_{Pom4,av}, P_{e,Pom4}, Var_{Pom4}\}$,

les variables présentes dans les MSOs utilisés pour générer respectivement les indicateurs r_{UA}, r_{Pom2}, r_{Pom3} et r_{Pom4}.

où T représente une température, q est un débit, p est une pression, P_e est la puissance électrique de la pompe, Var est la consigne du variateur électronique de fréquence de la pompe. Les indices sur ces variables sont :

- c, i est le circuit primaire de l'échangeur HXi
- f, i est le circuit secondaire de l'échangeur HXi
- c, ei est l'entrée du circuit primaire de l'échangeur HXi
- f, ei est l'entrée du circuit secondaire de l'échangeur HXi
- c, si est la sortie du circuit primaire de l'échangeur HXi
- f, si est la sortie du circuit secondaire de l'échangeur HXi

— *Pomi* est la pompe CPi

— *am* est en amont

— *av* est en aval

Les formes de calcul de ces variables en fonction des variables de mesures, obtenues à l'aide du couplage complet choisi, sont données ci-dessous. Les notations des mesures (ex. TT1) sont précisées dans la section 5.1.2.

Calcul des variables de $\mathbf{x}_{b,UA}$

$$T_{c,e1} = T_{c,e2} = TT1 \tag{5.1}$$

$$T_{c,s1} = T_{c,s2} = TT2 \tag{5.2}$$

$$T_{f,e1} = T_{f,e2} = \frac{TT4 * \left(\frac{TT3-TT5}{TT4-TT5}\right) * FT2 + TT6 * FT3 + TT8 * \left(\frac{TT7-TT5}{TT8-TT5}\right) * FT4}{\left(\frac{TT3-TT5}{TT4-TT5}\right) * FT2 + FT3 + \left(\frac{TT7-TT5}{TT8-TT5}\right) * FT4} \tag{5.3}$$

$$T_{f,s1} = T_{f,s2} = TT5 \tag{5.4}$$

$$q_{c,1} = q_{c,2} = FT1 \tag{5.5}$$

$$q_{f,1} = q_{f,2} = \left(\frac{TT3 - TT5}{TT4 - TT5}\right) * FT2 + FT3 + \left(\frac{TT7 - TT5}{TT8 - TT5}\right) * FT4 \tag{5.6}$$

Calcul des variables de $\mathbf{x}_{b,Pom2}$

$$q_{Pom2} = FT2 \tag{5.7}$$

$$p_{Pom2,am} = PT3 \tag{5.8}$$

$$p_{Pom2,av} = PT4 \tag{5.9}$$

$$P_{e,Pom2} = CTE2 \tag{5.10}$$

$$Fre_{Pom2} = Var_2 \tag{5.11}$$

$$\tag{5.12}$$

Calcul des variables de $\mathbf{x}_{b,Pom3}$

$$q_{Pom3} = FT3 \tag{5.13}$$

$$p_{Pom3,am} = PT5 \tag{5.14}$$

$$p_{Pom3,av} = PT6 \tag{5.15}$$

$$P_{e,Pom3} = CTE3 \tag{5.16}$$

$$Fre_{Pom3} = Var_3 \tag{5.17}$$

Calcul des variables de $\mathbf{x}_{b,Pom4}$

$$q_{Pom4} = FT4 \tag{5.18}$$
$$p_{Pom4,am} = PT7 \tag{5.19}$$
$$p_{Pom4,av} = PT8 \tag{5.20}$$
$$P_{e,Pom4} = CTE4 \tag{5.21}$$
$$Fre_{Pom4} = Var_4 \tag{5.22}$$

Après avoir utilisé les lois communes des MSOs pour calculer les variables $\mathbf{x}_{b,UA}$, $\mathbf{x}_{b,Pom2}$, $\mathbf{x}_{b,Pom3}$ et $\mathbf{x}_{b,Pom4}$, les indicateurs r_{UA}, r_{Pom2}, r_{Pom3} et r_{Pom4} peuvent être générés en utilisant ces variables et les lois spécifiques des MSOs. Les indicateurs sont calculés sur des fenêtres temporelles pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire. Nous présentons dans la section suivante 5.2.3 comment ces fenêtres temporelles sont obtenues.

5.2.3 Détermination des fenêtres temporelles de fonctionnement en état stationnaire

La recherche des fenêtres de fonctionnement en état stationnaire est effectuée en utilisant les 24 mesures disponibles, en appliquant l'algorithme DESPolyACP (cf. Algorithme 3.1) présenté au chapitre 3. Les paramètres suivants doivent être déterminés pour utiliser cet algorithme :

- La taille de la fenêtre temporelle,
- Les niveaux de signification des tests de Hotelling et de Fisher utilisés pour tester les hypothèses 4 et 5 ,
- L'ordre du modèle polynomial.

Détermination de la taille de la fenêtre temporelle La taille T de la fenêtre temporelle est choisie comme la valeur maximale entre les deux valeurs suivantes (cf. Section 3.3.2.4) :

- $T_1 = 5 * p_m * \Delta T$: p_m est le nombre de mesures. ΔT est la période d'échantillonage.
- $T_2 = 2\tau_{max}$: τ_{max} est le temps maximal de propagation du liquide entre un capteur et l'entrée ou la sortie d'un échangeur thermique

$$T = max(T_1, T_2) \tag{5.23}$$

Le temps de propagation du liquide peut être calculé en utilisant la vitesse (v) de circulation du liquide dans les circuits et la distance (D) entre un capteur et une entrée (ou une sortie) d'un échangeur :

$$\tau = \frac{D}{v} \tag{5.24}$$

La distance D et la vitesse v sont différentes selon les circuits. Dans le réseau secondaire, les capteurs de températures sont très proches des points J4 et J5 (Voir la figure 5.2). Le temps de propagation entre ces capteurs et ces points sont négligés dans la suite. Dans les circuits primaires et secondaires des échangeurs, la distance D ne dépasse pas $50m$. Nous utilisons cette valeur pour obtenir un temps de propagation maximal.

En fixant la distance D, pour estimer le temps de propagation maximal, il faut estimer la valeur minimale de v lorsque le système est en fonctionnement. Comme toutes les conduites ont les mêmes sections, plus le débit du liquide est faible, plus la vitesse est faible. Nous allons donc chercher le débit minimal dans la suite. Dans le réseau secondaire, après le point J5, le circuit se divise en J6 en deux circuits qui alimentent les deux échangeurs. Après avoir rejoint J3, le circuit se divise en J4 en trois circuits pour alimenter les trois consommateurs. Comme le débit du liquide circulant dans la conduite entre J5 et J6 est la somme des débits des deux conduites entre J6 et les deux échangeurs, le débit entre J5 et J6 est supérieur à celui entre J6 et les échangeurs. De la même façon, le débit entre J3 et J4 est supérieur à celui des deux conduites entre J3 et les échangeurs. Le débit du liquide de la conduite entre J3 et l'échangeur est identique au débit entre J6 et l'échangeur (cf. Section 5.2.1). Dans le réseau secondaire, le débit minimal des liquides dans les conduites entre les capteurs et les échangeurs est celui entre les deux échangeurs et J6.

Dans le réseau primaire, le débit entre J1 et les échangeurs et le débit entre J2 et les échangeurs sont identiques. De plus, ces débits sont inférieurs aux débits entre les capteurs et J1 ou J2. Le débit entre J1 et les échangeurs est donc le débit minimal dans le réseau primaire.

Par conséquent, pour les conduites du réseau primaire, le débit minimal est $95.7m^3/h$ (cf. Tableau 5.1). Pour les conduites du réseau secondaire, le débit minimal est $122m^3/h$. Cette valeur est calculée en utilisant les trois débits mentionnés dans le tableau 5.3. Les rayons des conduites concernés sont égaux à $0.125m$, nous allons donc utiliser le temps de propagation du circuit primaire calculé par :

$$\tau = \frac{50}{\frac{95.7}{(0.125^2)*\pi*3600}} s = 92s \tag{5.25}$$

En multipliant par 2 ce temps de propagation on obtient $T_2 = 2 \times \tau = 184s$.

Calculons maintenant T_1, on a $T_1 = 5 * 24 * 5 = 600s$. La fenêtre temporelle T choisie est donc $T = max(T_1, T_2) = 600s$. Cette fenêtre contient 120 échantillons.

Choix des niveaux de signification des tests statistiques Les valeurs couramment utilisées pour les niveaux de signification sont situées entre 0.1 et 0.01. Nous avons cependant utilisé 0.001 comme niveau de signification pour les tests de Fisher (α_R) et de Hotelling (α_{T^2}) pour deux raisons :

1. Cela permet de diminuer le taux de faux positifs et d'augmenter ainsi la durée des fenêtres temporelles en régime stationnaire.
2. Plus le niveau de signification est faible, plus le taux d'erreurs de deuxième espèce est élevé [Mon09a]. Cependant, les erreurs de deuxième espèce (i.e Faux négatifs) sont plus probables pour des évolutions faibles. Nous vérifierons dans la section 5.2.4 que ces évolutions faibles ne conduisent pas à des erreurs importantes d'utilisation des modèles statiques.

Choix de l'ordre du modèle polynomial Comme mentionné dans la section 3.3.3, l'ordre du modèle polynomial est déterminé en fonction du pourcentage de périodes labellisées comme *inconnues*. Nous avons fixé ce seuil à 5% et appliqué l'algorithme de détection de l'état stationnaire sur les mesures collectées durant 24 heures en utilisant différents ordres du modèle polynomial.

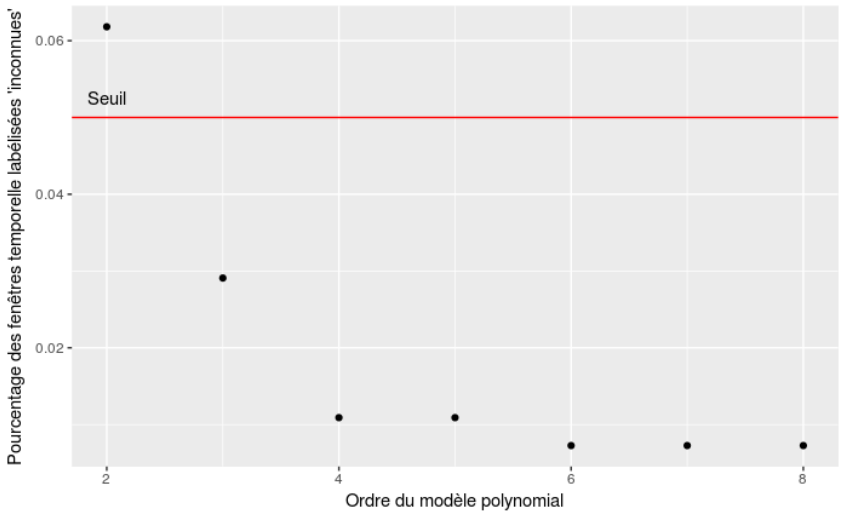


FIGURE 5.5 Pourcentage des périodes labellisées *inconnues*

La figure 5.5 montre que le pourcentage de périodes labellisées *inconnues* est inférieur à 5% à partir de l'ordre 3. Un modèle polynomial d'ordre 3 est ainsi choisi.

Résultat de la sélection des périodes en état stationnaire. Nous avons recherché les fenêtres temporelles pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire, en utilisant les mesures collectées durant 2 mois. A titre d'exemple, nous présentons le résultat sur 24 heures pour la température à l'entrée de l'échangeur du circuit primaire. Comme cela est visible dans la figure 5.6, lorsque cette température évolue, les périodes sont labellisées *non stationnaires*, ce qui est conforme à nos attentes. Certaines périodes pendant lesquelles cette température ne semble pas évoluer sont cependant labellisée *non stationnaires*. Ceci peut être causé par :

— Une évolution des autres variables pendant ces périodes

— Une erreur de première espèce

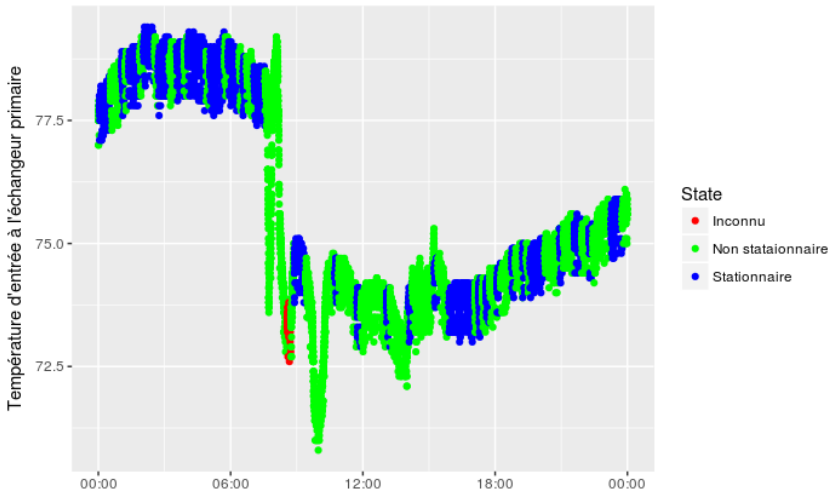


FIGURE 5.6 Exemple du résultat de détection de l'état stationnaire sur la variable "Température à l'entrée de l'échangeur du circuit primaire"

5.2.4 Génération des indicateurs

Après avoir estimé les variables $\{\mathbf{x}_{b,UA}, \mathbf{x}_{b,Pom2}, \mathbf{x}_{b,Pom3}, \mathbf{x}_{b,Pom4}\}$ et sélectionné les périodes pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire, nous pouvons calculer les indicateurs $\{r_{UA}, r_{Pom2}, r_{Pom3}, r_{Pom4}\}$ sur ces périodes en utilisant les lois spécifiques de l'échangeur et de la pompe.

Comme cela a été présenté dans la section 2.4, les contraintes $CP2$, $CP3$ et $CP4$ (Équation 2.43) sont utilisées comme des contraintes redondantes pour générer r_{Pom2}, r_{Pom3} et r_{Pom4}. r_{UA} implique les contraintes des deux échangeurs, il est donc possible de choisir $CHX1$ ou $CHX2$ (Équation 2.21) comme contrainte redondante. Comme les coefficients d'échange de ces deux échangeurs sont supposés égaux, les deux choix sont équivalents. Dans la suite, nous utiliserons $CHX1$ comme contrainte redondante.

Les paramètres de la loi spécifique de l'échangeur 2.21 et de la loi de la pompe 2.43 doivent au préalable être identifiés. Nous allons d'abord présenter les mesures durant deux mois, et choisir la fenêtre temporelle utilisée pour effectuer l'identification paramétrique. Les mesures sélectionnées pour identifier ces paramètres doivent être collectées en absence de défaut. La sélection d'une fenêtre d'identification sans défaut nécessite la connaissance a priori sur le fonctionnement du système pendant cette fenêtre temporelle. Cette connaissance a priori n'est malheureusement pas enregistrée sur le site que l'on étudie. Par la suite, après avoir sélectionné une fenêtre d'identification, à l'aide de l'expert du fonctionnement du site, nous allons éliminer les périodes pendant lesquelles le système est susceptible d'être en fonctionnement défaillant dans cette fenêtre. On ne peut pas vérifier si la fenêtre après ces éliminations ne contient réellement pas de défaut. Cependant, nous pouvons vérifier que les espérances des valeurs des indicateurs calculées en utilisant les modèles obtenus après l'identification paramétrique sont bien constantes. Cette propriété doit être vérifiée par un modèle valide en l'absence de défaut.

Ensuite, en utilisant le modèle obtenu pendant phase d'identification, les indicateurs sont calculés

et analysés sur la fenêtre d'expérimentation.

5.2.4.1 Choix de la fenêtre temporelle pour réaliser l'identification paramétrique

Les paramètres des lois spécifiques de l'échangeur et de la pompe décrites dans les équations 2.21 et 2.43 doivent être identifiés. Les variables utilisées pour calculer les paramètres de ces lois sont le débit primaire de l'échangeur ($q_{c,1}$), le débit secondaire de l'échangeur ($q_{f,1}$), les consignes de fréquence de variateur des trois pompes ($Var_{Pomi}, i \in \{2,3,4\}$), les puissances hydrauliques générées par les trois pompes ($P_{hy,i}, i \in \{2,3,4\}$) et les débits des liquides qui passent par les trois pompes ($q_i, i \in \{2,3,4\}$). Les notations de ces variables ont été présentées dans la section 5.2.2.

Les lois 2.21 et 2.43 sont des modèles empiriques. Dans ces deux modèles, le coefficient d'échange de chaleur d'un échangeur est une fonction des débits primaire et secondaire de cet échangeur. La puissance électrique d'une pompe est une fonction des variables hydrauliques (i.e puissance hydraulique et débit) et de la fréquence du variateur. La puissance électrique et le coefficient d'échange sont les *variables dépendantes*. Les débits, la puissance hydraulique et la fréquence du variateur sont des *variables explicatives*.

Après l'identification paramétrique, le modèle peut être utilisé pour calculer les valeurs d'une variable dépendante à partir des valeurs des variables explicatives. Les indicateurs sont calculés en utilisant les variables dépendantes et les variables explicatives. Lorsque les variables explicatives prélevées sur le système sont dans la même gamme [24] que les variables présentes dans la fenêtre d'identification, le calcul de la variable dépendante est une interpolation. Sinon, le calcul des variables dépendantes est une extrapolation.

L'incertitude de la valeur de variable dépendante calculée est caractérisée par l'intervalle de prédiction [Gei17]. Pour l'interpolation, cette incertitude est bornée et donc maîtrisée. En revanche, pour l'extrapolation, l'incertitude de la valeur de la variable dépendante dépend de la valeur des variables explicatives, et cette incertitude n'est pas maîtrisée [KRR03]. On dit alors que la validité du modèle lors d'une extrapolation n'est pas garantie.

Pour que les modèles utilisés pour calculer les variables dépendantes à partir des variables explicatives soit valides, il faut choisir une fenêtre d'identification telle que la gamme des variables explicatives dans la fenêtre d'identification couvre la gamme de ces variables dans les fenêtres suivantes qui seront utilisées pour la surveillance (fenêtres d'expérimentations). Le choix de cette fenêtre d'identification revient à choisir une date séparant les fenêtres d'identification et d'expérimentation qui satisfont la contrainte sur les gammes des variables. Pour ce faire, nous calculons les gammes de toutes les variables explicatives dans les fenêtres d'identification et d'expérimentation pour chaque date. Ensuite, en comparant les gammes de la fenêtre d'identification et les gammes de la fenêtre d'expérimentation suivante, nous déterminons la date de séparation des fenêtres.

Cependant, il n'est pas possible de trouver une fenêtre d'identification qui satisfait la contrainte sur les gammes de toutes les variables explicatives. En effet, nous remarquons que les tendances du débit et de la puissance hydraulique générée par les pompes P4A/B ont des tendances crois-

24. Le gamme est l'intervalle entre le minimum et le maximum des valeurs

santes durant les deux mois (Voir les figures 5.7e et 5.7n). Comme il n'existe pas une fenêtre d'expérimentation dans laquelle la validité des modèles associés aux pompes P4A/B est garantie, les pompes P4A/B ne sont pas étudiées dans la suite. Les variables associées aux pompes P4A/B ne seront pas prises en compte pour déterminer la fenêtre d'identification.

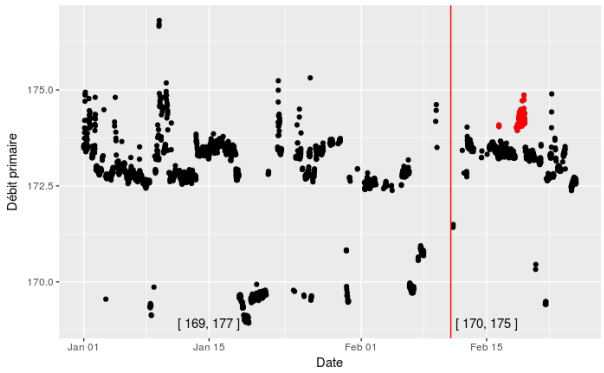
De plus, nous remarquons que la fenêtre d'expérimentation peut être courte en raison de la période qui correspond aux points rouges dans la figure 5.7, car les valeurs de trois variables montrées dans les figures 5.7b 5.7d, et 5.7m, sont largement inférieures aux autres valeurs. La fenêtre d'expérimentation est ainsi une fenêtre qui ne représente qu'un dixième de la fenêtre temporelle totale. Afin d'éviter une fenêtre temporelle d'expérimentation trop courte, nous avons inclus la période correspondant à ces points rouges dans la fenêtre d'expérimentation même si les contraintes sur les gammes des variables explicatives ne sont pas respectées.

En ne prenant pas en compte les variables explicatives associées aux pompes P4A/B et la période correspondant aux points rouges, nous avons cherché des dates qui permettent de déterminer les fenêtres d'identification et d'expérimentation de sorte que ces deux fenêtres satisfassent les contraintes sur les gammes. Ensuite, nous avons choisi une date qui donne la fenêtre d'expérimentation la plus longue possible.

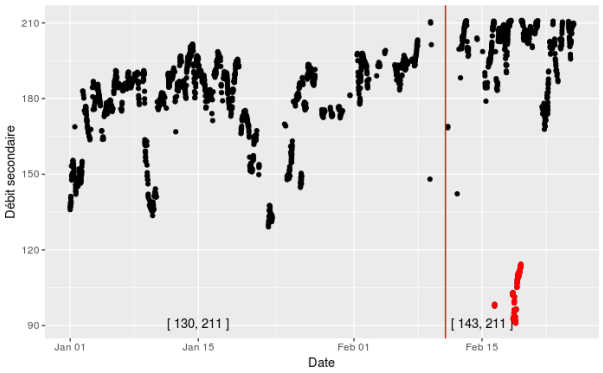
La date choisie est indiquée par la ligne rouge dans les figures 5.7. Les gammes des variables sont indiquées en bas de chaque figure. Lorsque la gamme d'une variable dans la fenêtre d'expérimentation est comprise dans la gamme de la fenêtre d'identification, les valeurs des gammes sont noires. Sinon, ces valeurs sont rouges. Nous pouvons constater que les contraintes sur la gamme sont satisfaites sauf pour les variables associées à les pompes P4A/B.

La démarche proposée est une analyse hors-ligne qui nous permet de fixer les fenêtres d'identification et d'expérimentation connaissant toutes les données.

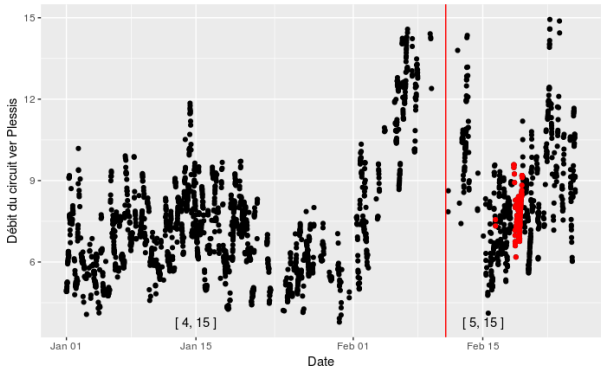
Dans le cas d'une application en temps réel sur un site, il n'est pas possible de choisir la fenêtre d'identification en utilisant la démarche présentée ci-dessus. La fenêtre d'identification doit être fixée empiriquement en s'assurant que les gammes des variables explicatives sont suffisamment grandes pour garantir une couverture importante des valeurs de variables explicatives.



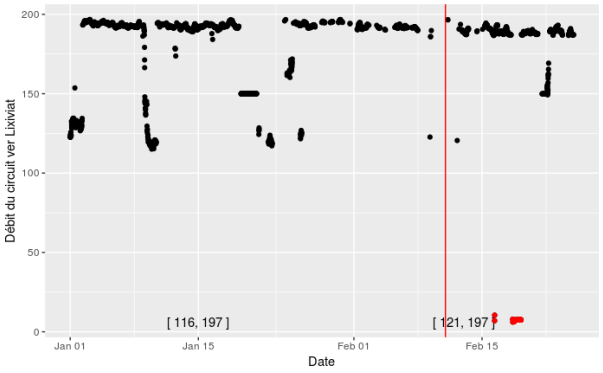
(a) Débit du circuit primaire de chaque échangeur



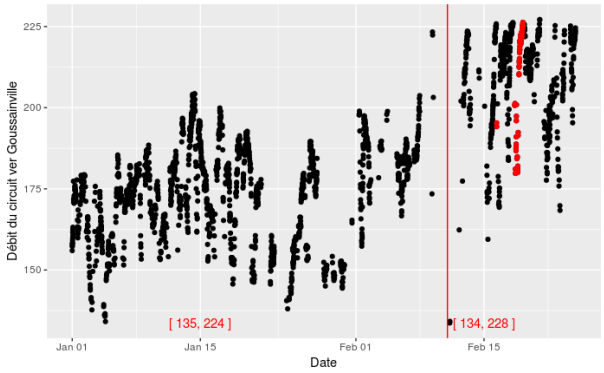
(b) Débit du circuit secondaire de chaque échangeur



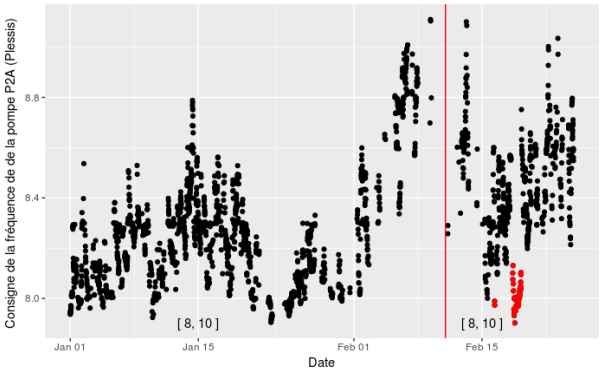
(c) Débit du circuit vers le chauffage urbain 1



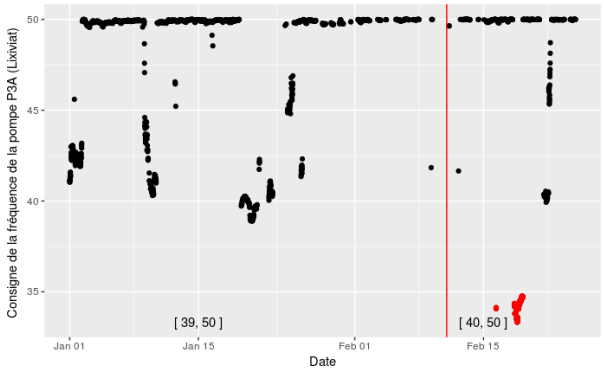
(d) Débit du circuit vers le procédé industriel



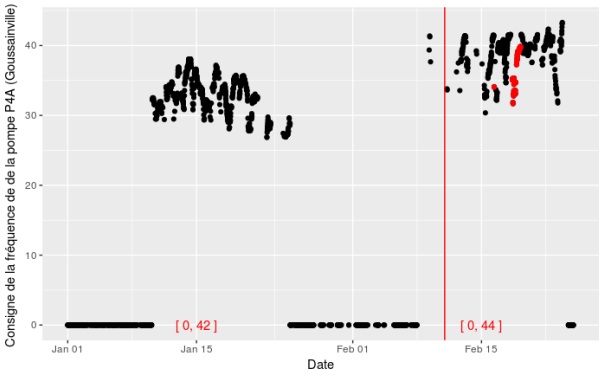
(e) Débit du circuit vers le chauffage urbain 2



(f) Consigne de fréquence du variateur électronique de la pompe P2A (du circuit vers le chauffage urbain 1)

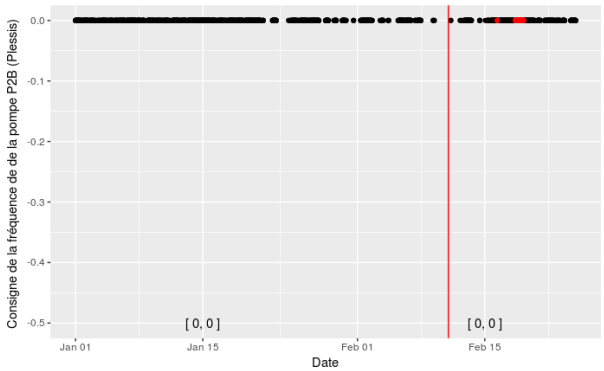


(g) Consigne de fréquence du variateur électronique de la pompe P3A (du circuit vers le procédé industriel)

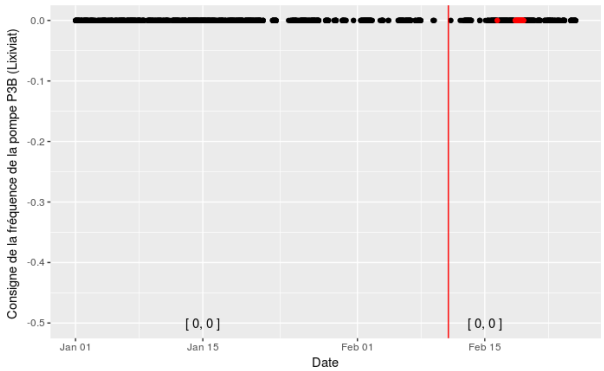


(h) Consigne de fréquence du variateur électronique de la pompe P4A (du circuit vers le chauffage urbain 2)

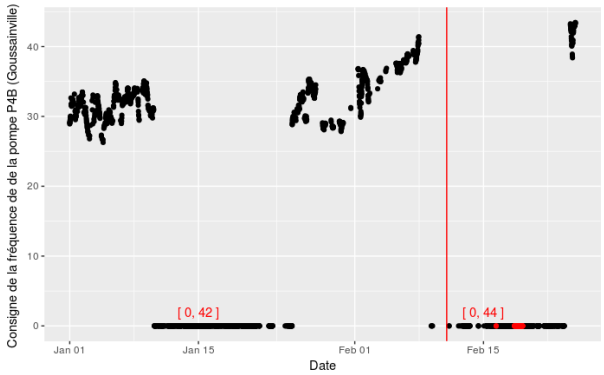
FIGURE 5.7 Évolution des variables explicatives des lois décrites par les équations 2.21 et 2.43



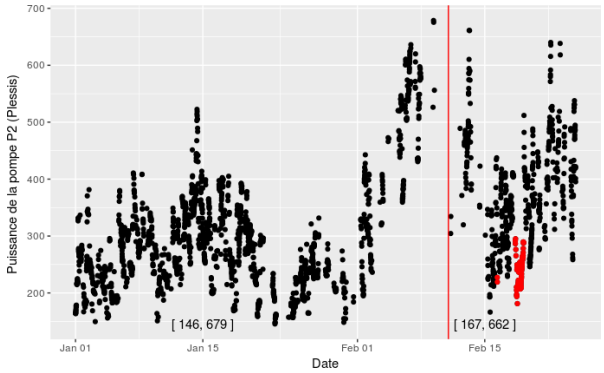
(i) Consigne de fréquence du variateur électronique de la pompe P2B (du circuit vers le chauffage urbain 1)



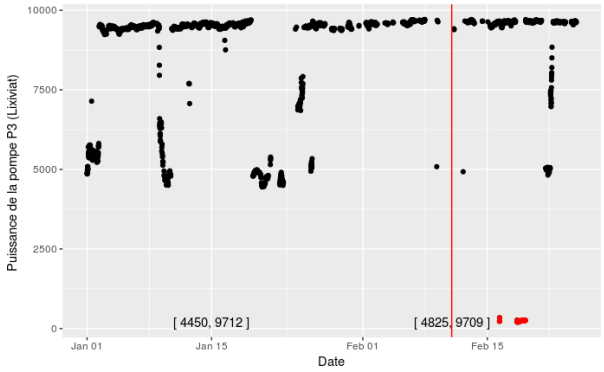
(j) Consigne de fréquence du variateur électronique de la pompe P3B (du circuit vers le procédé industriel)



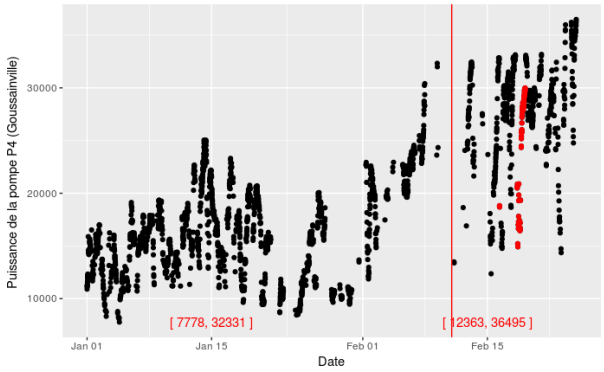
(k) Consigne de fréquence du variateur électronique de la pompe P4B (du circuit vers le chauffage urbain 2)



(l) Puissance hydraulique générée par la pompe P2 (du circuit vers le chauffage urbain 1)



(m) Puissance hydraulique générée par la pompe P3 (du circuit vers le procédé industriel)



(n) Puissance hydraulique générée par la pompe P4 (du circuit vers le chauffage urbain 2)

FIGURE 5.7 Évolution des variables explicatives des lois décrites dans les équations 2.21 et 2.43 (Cont.)

5.2.4.2 Indicateur pour la surveillance de l'échangeur

La séquence de calcul de l'indicateur r_{UA} est donnée dans la section 2.4.1. Pour le calculer, nous devons d'abord déterminer les paramètres de la loi spécifique de l'échangeur 2.21.

L'indicateur r_{UA} qui permet de surveiller la capacité d'échange de chaleur est donné par (cf. l'équation 2.57) :

$$r_{UA} = \frac{P_{th}}{\Delta T} - \frac{1}{\alpha_c {q_c}^{\beta_c} + \alpha_f {q_f}^{\beta_f}} \tag{5.26}$$

Les valeurs des paramètres β_c, β_f sont choisies égales à -0,663 et -0.703 (cf. Annexe A). Les paramètres à estimer sont : $\{\alpha_c, \alpha_f\}$.

En utilisant les mesures collectées pour l'identification, les paramètres sont calculés par la méthode des moindres carrés (cf. Section 2.1.3.1) et présentés dans le tableau 5.5.

	Estimation du paramètre	Écart type de l'estimation
α_c	5.797e-03	7.997e-04
α_f	-4.603e-04	5.828e-05

TABLE 5.5 Valeurs des paramètres de l'équation 5.26

Les valeurs de α_c et de α_f sont respectivement positive et négative. Cela signifie que la capacité de transfert de chaleur augmente avec l'augmentation du débit primaire et avec la diminution du débit secondaire dans les gammes des débits primaire et secondaire des figures 5.7a et 5.7b.

Après avoir identifié ces paramètres, il est possible de calculer l'indicateur r_{UA} en utilisant les mesures collectées sur la fenêtre d'identification (Voir la figure 5.8). Comme cela a été présenté au début de la section 5.2.4, l'espérance de cet indicateur doit être constante, égale à zéro. Un test d'hypothèse est proposé ci-dessous.

Hypothèse 7.
H_0^7 *: L'espérance de l'indicateur est égale à zéro*
$H_1^7 = \overline{H_1^7}$, $\overline{H_1^7}$ *est le complément de* H_1^7.

Rappelons que le test d'hypothèse consiste à construire une variable statistique, et à comparer cette variable à un seuil qui est obtenu en définissant un niveau de signification (cf. Section 1.2.3.3). De fait, cela est équivalent à calculer la p-valeur d'une variable statistique construite et le comparer au niveau de signification [Mon09a]. Le p-valeur est la probabilité ($\mathcal{P}$), pour la distribution de la variable construite (x) donnée sous l'hypothèse nulle, d'obtenir la même valeur ou une valeur plus extrême (plus grande ou plus petite) que celle observée (z) :

Test unilatéral p-valeur $= \mathcal{P}(x > z)$ ou p-valeur $= \mathcal{P}(x < z)$

Test bilatéral p-valeur $= \mathcal{P}(x < -|z|$ ou $x > +|z|)$

L'hypothèse nulle est rejetée lorsque la p-valeur est inférieure au niveau de signification. Comme il est plus facile d'interpréter le sens statistique des p-valeurs que celui des valeurs des variables

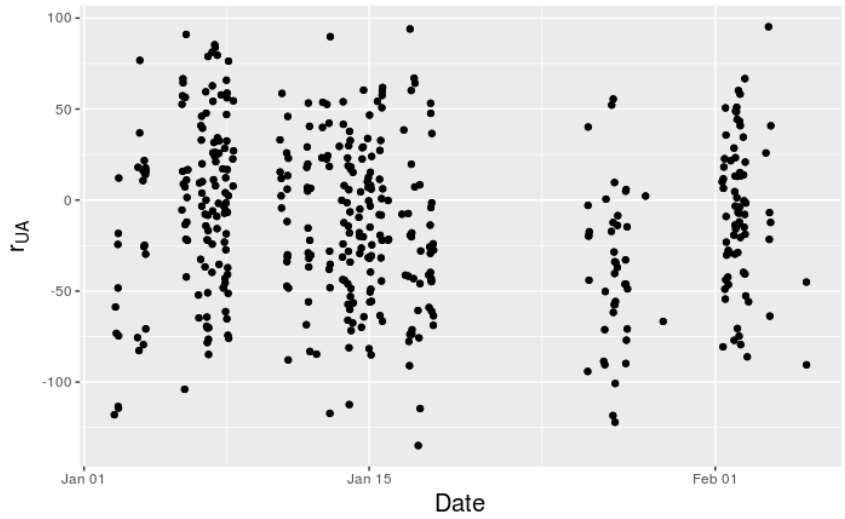


FIGURE 5.8 Valeurs de l'indicateur r_{UA} pendant la phase d'identification

statistiques construites, nous allons présenter des résultats du test d'hypothèse 7 en utilisant la p-valeur.

Comme cela a été présenté dans la section 1.2.3.3.1, le test de *Student* peut être utilisé pour tester l'hypothèse 7. En appliquant ce test sur les échantillons de l'indicateur r_{UA} calculés dans la fenêtre d'identification, la p-valeur obtenue est 0.875. On en conclut que l'espérance de ces échantillons n'est pas significativement différente de zéro pour un niveau de signification 0.05.

Les indicateurs sont ensuite calculés en utilisant les mesures dans la fenêtre d'expérimentation. L'analyse de cet indicateur sera présentée dans la section 5.2.5.

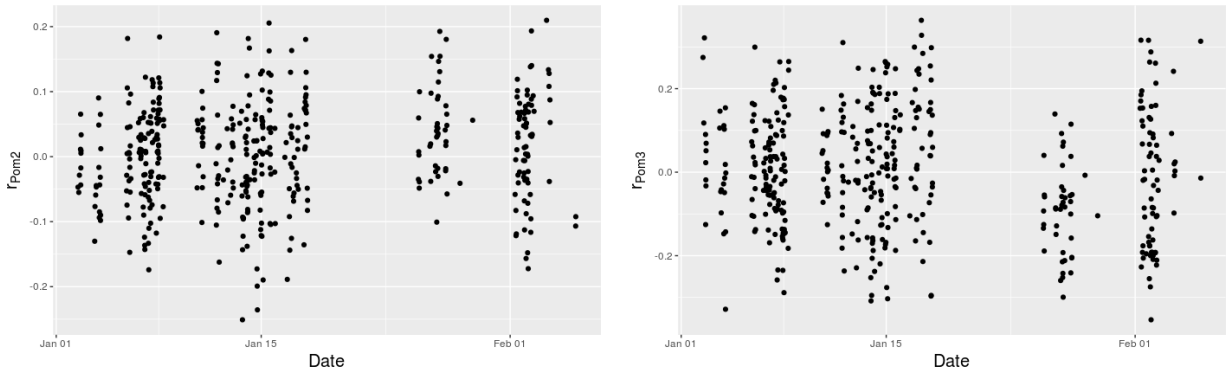
5.2.4.3 Indicateur pour la surveillance de la pompe

L'indicateur permettant de surveiller la dégradation de la pompe évolue avec la dégradation de l'efficacité de la pompe. Son expression est donnée par (cf. Équation 2.59) :

$$r_{Pom} = UI - (f_{e3}(P_{hy}, q, Fre) + f_{e4}(Fre, P_{hy})) \tag{5.27}$$

Rappelons que UI est l'estimation de la puissance électrique consommée par la pompe, réalisée en utilisant les mesures fournies par le compteur électrique. Le modèle GAM (cf. Section 2.1.3.2.3) : $f_{e3}(P_{hy}, q, Fre) + f_{e4}(Fre, P_{hy})$ donne l'estimation de la puissance électrique utilisant la fréquence Fre, la puissance hydraulique fournie au liquide P_{hy} et le débit qui passe par la pompe q (cf. Section 2.1.3.2.2). Les paramètres des fonctions f_{e3} et f_{e4} sont estimés en utilisant les mesures utilisées pour effectuer l'identification paramétrique (cf. Section 2.4.2).

Après avoir estimé les modèles GAM associés aux pompes des circuits vers le chauffage urbain 1 ($P2$) et le procédé industriel ($P3$), les indicateurs de ces deux pompes (r_{Pom2} et r_{Pom3}) peuvent être calculés. Ces indicateurs sont tracés dans la figure 5.9. Les p-valeurs du test *Student* sur les échantillons de ces deux indicateurs calculés en utilisant des mesures dans la fenêtre d'identification sont données dans le tableau 5.6. Nous pouvons en conclure que les moyennes des



(a) r_{Pom2} (b) r_{Pom3}

FIGURE 5.9 Évolution des indicateurs de l'efficacité des pompes sur les données d'identification

échantillons de ces deux indicateurs ne sont pas significativement différents de zéro pour un niveau de signification $\alpha = 0.05$.

	p-valeur
Test sur l'indicateur r_{pom2}	0.96
Test sur l'indicateur r_{pom3}	1

TABLE 5.6 P-valeurs des tests de *Student* sur des échantillons des indicateurs r_{pom2} et r_{pom3} calculés avec les mesures dans la fenêtre d'identification

5.2.5 Analyse des indicateurs avec le clustering dynamique

Les paramètres des lois spécifiques sont estimés en utilisant les mesures dans la fenêtre d'identification. Ensuite, les indicateurs r_{UA}, r_{Pom2} et r_{Pom3} peuvent être générés dans la fenêtre d'expérimentation en utilisant ces lois et les variables $\{\mathbf{x}_{b,UA}, \mathbf{x}_{b,Pom2}, \mathbf{x}_{b,Pom3}\}$ calculées dans cette fenêtre. Dans cette section, nous allons d'abord présenter les valeurs des indicateurs dans la fenêtre d'expérimentation, et ensuite appliquer le clustering dynamique sur ces indicateurs afin de suivre les évolutions des indicateurs et d'aider à caractériser ces évolutions.

5.2.5.1 Initialisation de la méthode de clustering dynamique

La méthode de clustering dynamique comprend les paramètres suivants qui doivent être préalablement déterminés (cf. Chapitre 4) :

— Nombre d'échantillons minimum d'un micro-cluster stabilisé N_T

— Nombre d'échantillons minimum d'un micro-cluster pour effectuer l'analyse de la connectivité N_C

— Niveau de signification du test de Hotelling α_{MC}

Après avoir déterminé ces paramètres, afin d'initialiser l'algorithme de clustering, nous devons créer le premier micro-cluster avec N_T échantillons en supposant que ces échantillons suivent

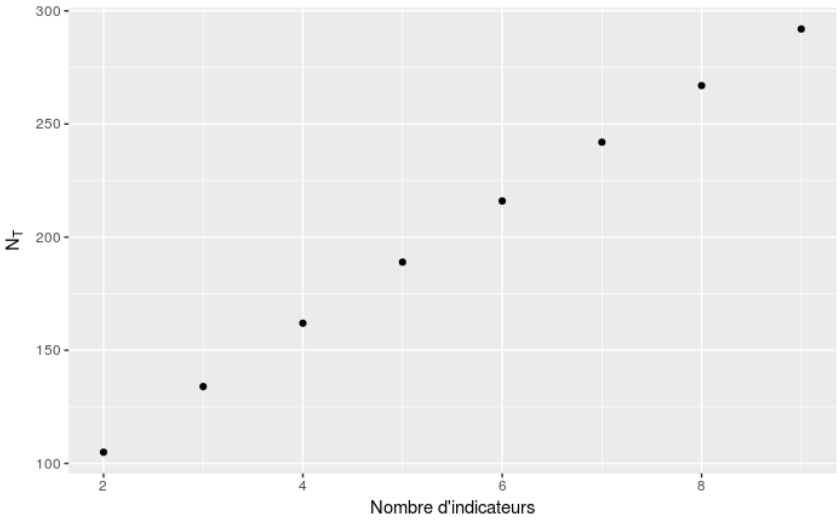


FIGURE 5.10 Relation entre la valeur de N_T et le nombre d'indicateurs utilisés dans le clustering dynamique

une distribution normale. Le test de normalité est effectué pour vérifier cette hypothèse lors de l'initialisation (cf. Section 4.4.5).

Niveau de signification du test de Hotelling Les valeurs couramment utilisées sont entre 0.01 et 0.1. Nous montrerons dans la section 5.2.5.2.3 l'influence de ce paramètre sur le résultat du clustering en utilisant trois valeurs $[0.1, 0.05, 0.01]$.

Détermination du nombre minimum d'échantillons d'un micro-cluster stabilisé Comme cela a été présenté dans la section 4.4.4, ce nombre N_T repose sur la différence entre la distribution de Hotelling et du Khi-deux. La valeur de N_T est choisie de sorte que cette différence soit inférieure à un seuil β_{N_T}. Plus le seuil est petit, plus la valeur de N_T est grande. Sur ce cas d'étude, nous avons choisi $\beta_{N_T} = 0.05$. L'équation 4.14 peut ensuite être utilisée pour calculer la valeur de N_T qui dépend de la dimension du vecteur d'indicateurs et du niveau de signification du test de Hotelling. La figure 5.10 est un exemple de relation entre la valeur de N_T et la dimension du vecteur d'indicateurs avec $\alpha_{MC} = 0.05$. Comme la dimension du vecteur d'indicateurs dans ce cas d'étude est 3, la valeur de N_T est donc 134.

Détermination du nombre minimum d'échantillons d'un micro-cluster pour effectuer l'analyse de la connectivité Comme cela a été présenté dans le chapitre 4, la création d'un nouveau cluster repose sur la notion de **connectivité** des domaines de validité des micro-clusters. L'analyse de la connectivité d'un micro-cluster par rapport aux autres micro-clusters n'est effectuée qu'au moment où il contient N_C échantillons.

Un choix possible est de prendre N_C égal à N_T, c'est-à-dire d'effectuer l'analyse de la connectivité lorsque le micro-cluster est stabilisé. Ce choix permet d'avoir des estimations suffisamment fiables des éléments de la matrice et du centre du micro-cluster, qui sont utilisés dans l'analyse de

connectivité pour ce micro-cluster. Cependant, la création d'un nouveau cluster, qui peut caractériser un défaut (cf. Section 4.4.6), après N_T échantillons peut être tardive pour les opérateurs. Ceci sera abordé dans la section 5.2.5.2.4.

Test de la normalité Un test de Mardia (cf. Chapitre 4) est utilisé pour tester la normalité sur les premiers N_T échantillons. Ce test de Mardia comprend deux variables statistiques, une variable pour mesurer l'asymétrie de la distribution des échantillons (A), une autre pour mesurer le kurtosis de la distribution (κ).

Pour les trois valeurs de α_{MC}, $[0.1, 0.05, 0.01]$, les valeurs de N_T correspondantes sont respectivement $[118, 134, 171]$, nous allons effectuer le test de Mardia pour ces trois valeurs. Les p-valeurs de ces deux tests pour différentes valeur de N_T sont données dans le tableau 5.7.

N_T	A	κ
118	0.21	0.36
134	0.69	0.32
171	0.56	0.23

TABLE 5.7 P-valeurs des tests de *Marida* dans la fenêtre d'identification

Nous pouvons en conclure que l'hypothèse de la normalité n'est pas rejetée pour un niveau de signification de 0.05.

5.2.5.2 Résultat du clustering dynamique

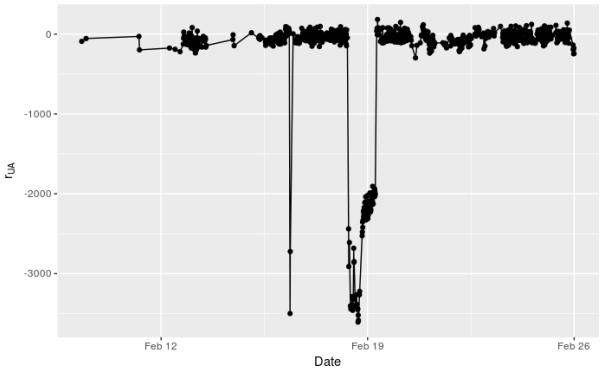
Nous avons appliqué la méthode de clustering dynamique sur les indicateurs r_{UA}, r_{Pom2}, r_{Pom3} calculés sur les fenêtres d'identification et d'expérimentation. La fenêtre d'identification est utilisée pour initialiser l'algorithme : les premiers N_T échantillons de la fenêtre d'identification sont utilisés pour initialiser le premier micro-cluster.

Les évolutions temporelles de ces indicateurs dans la fenêtre d'expérimentation sont montrées dans les figures 5.11. Des changements brusques sont observés sur les indicateurs (Cf. Sections 4.4.6 et 4.5). Nous pouvons constater que certains changements brusques ont duré très peu de temps, ils apparaissent comme des points isolés. Ces changements peuvent être causés soit par des bruits de mesures, soit par des défauts qui ont été constatés et corrigés très rapidement par les opérateurs.

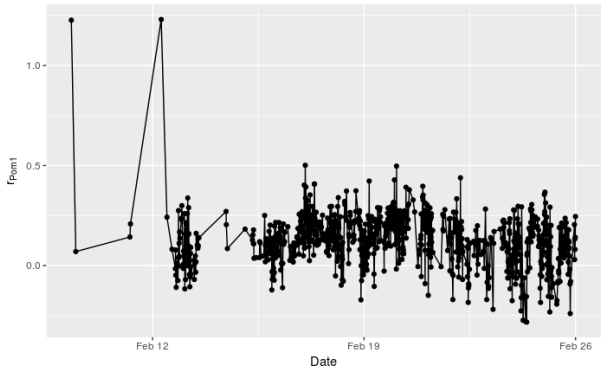
Un changement brusque sur r_{UA} et r_{Pom3} (Voir les figures 5.11a et 5.11c) a duré environ 28 heures.

Ci-dessous, nous montrons dans un premier temps les informations que l'algorithme de clustering peut fournir face à ce changement d'une longue durée.

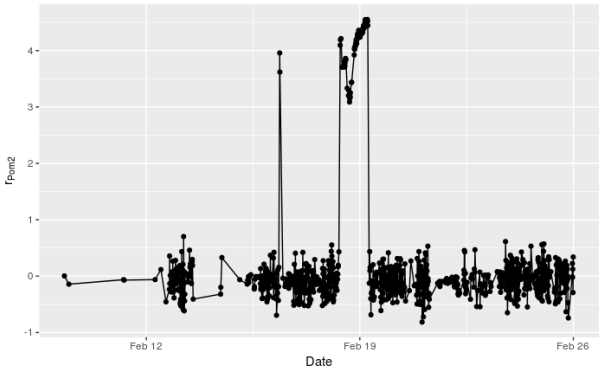
Dans un deuxième temps, nous expliquons le résultat du clustering dynamique sur les échantillons dans la fenêtre d'identification.



(a) Indicateur r_{UA}



(b) Indicateur r_{Pom2}



(c) Indicateur r_{Pom3}

FIGURE 5.11 Évolution des indicateurs calculés dans la fenêtre d'expérimentation

Dans un troisième temps, nous analysons l'influence des paramètres suivants sur le résultat du clustering dynamique :

— Niveau de signification du test de Hotelling α_{MC}

— Nombre minimum d'échantillons pour la création d'un nouveau cluster N_C

5.2.5.2.1 Informations fournies par le clustering dynamique Les évolutions des indicateurs sont suivies et caractérisées par les créations de micro-clusters et de clusters. Ces créations fournissent aux opérateurs des informations utiles et pertinentes sur l'état de fonctionnement du système.

Dans la section 4.5, les échantillons d'indicateurs, les micro-clusters et les clusters sont représentés dans l'espace des indicateurs. Cependant, dans notre cas d'étude, la dimension du vecteur d'indicateurs est 3. Dans l'espace d'indicateurs (de dimension 3) des micro-clusters peuvent cacher d'autres micro-clusters pour un angle de vue donné. Afin de renseigner correctement l'opérateur, nous avons choisi de présenter le résultat du clustering sous une autre forme en indiquant, pour chaque instant, les numéros des micro-clusters auxquels les échantillons sont affectés et les numéros de cluster auxquels les micro-clusters appartiennent. La figure 5.13 présente ce résultat. La couleur d'un point représente le cluster auquel le micro-cluster appartient.

Nous présentons, dans la figure 5.13, le résultat du clustering dynamique effectué avec les paramètres $\alpha_{MC} = 0.01, N_C = 20$. Dans cette figure, NA signifie que ces micro-clusters n'appartiennent à aucun cluster. Ce sont des micro-clusters contenant moins de 20 échantillons. La fenêtre à gauche de la ligne rouge est la fenêtre d'identification. La fenêtre restante est la fenêtre d'expérimentation.

Le résultat du clustering dynamique en présence de changements brusques de r_{UA} et de r_{Pom3} dans la fenêtre d'expérimentation est présenté dans la figure 5.12. Celle-ci montre que le cluster 2 est créé en raison de ces changements brusques.

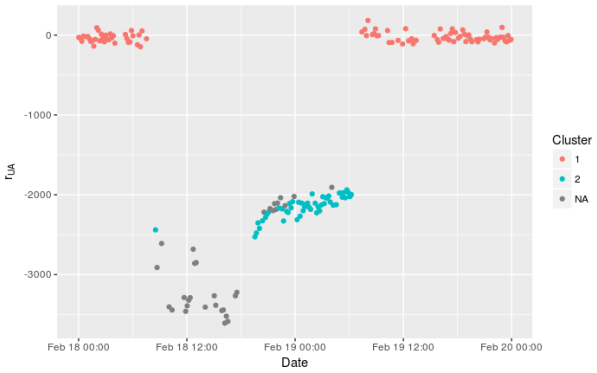
La création d'un cluster permet d'avertir les opérateurs des changements des indicateurs qui pourraient caractériser, ou entraîner, une évolution conséquente de l'état de santé du système (cf. Section 4.4.6). Le fait d'avoir une modélisation des évolutions des indicateurs en deux niveaux (micro-clusters et clusters) permet aux opérateurs de distinguer les différents niveaux d'urgence de l'alerte lorsque les évolutions des indicateurs sont inconnues.

Après analyse de la situation suite à un changement brusque (en s'appuyant par exemple sur une inspection de l'installation), les opérateurs peuvent renseigner la cause du changement brusque et labelliser le micro-cluster et/ou le cluster créé. Lorsque ce changement se reproduira, les opérateurs pourront ainsi le reconnaître facilement.

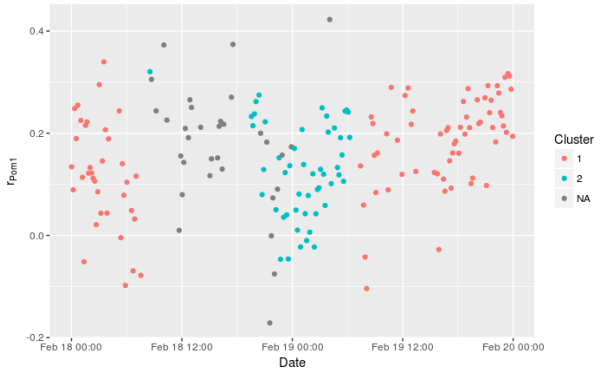
La cause d'un changement brusque des indicateurs peut s'expliquer de deux manières :

— La présence d'un défaut qui influence une loi commune. Les deux indicateurs r_{UA} et r_{Pom3} ont tous les deux évolué brusquement en même temps suite à un défaut. La loi influencée par ce défaut est une loi commune, car elle est présente dans les deux MSOs qui sont utilisés pour générer r_{Pom3} et pour générer r_{UA}.

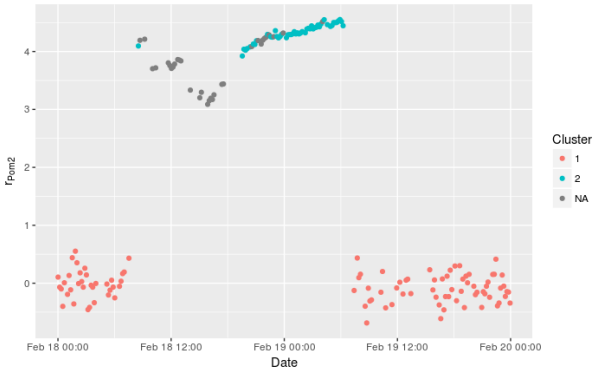
— La non-validité, en raison d'un changement de point de fonctionnement, des modèles utilisés pour calculer les variables dépendantes à savoir le débit secondaire de l'échangeur, le débit



(a) Indicateur r_{UA}



(b) Indicateur r_{Pom2}



(c) Indicateur r_{Pom3}

FIGURE 5.12 Évolution des trois indicateurs lors de la création du cluster 2

du circuit vers le procédé industriel, et la fréquence du variateur de la pompe P3A. Ces variables sont utilisées pour calculer les indicateurs r_{Pom3} et r_{UA}.

Si aucun défaut n'est constaté par l'opérateur, le changement brusque observé indique un changement du point de fonctionnement.

5.2.5.2.2 Explication des créations de micro-clusters dans la fenêtre d'identification

Sur la figure 5.13, nous constatons que de nouveaux micro-clusters sont créés au fur et à mesure dans la fenêtre d'identification. Dans l'idéal, les valeurs d'indicateurs devraient être affectées au micro-cluster 1 et aucun micro-cluster ne devrait être créé, car les espérances des indicateurs dans la fenêtre d'identification ne sont pas significativement différentes de zéro (cf. Section 5.2.4).

Prenons, à titre d'exemple d'illustration, les échantillons des indicateurs dans la fenêtre temporelle entre les deux lignes vertes.Les évolutions des indicateurs pendant cette période sont montrées dans la figure 5.14. Les couleurs des points représentent les micro-clusters auxquels ils sont affectés. Nous pouvons constater que la création du micro-cluster 3 est due à un changement de l'indicateur r_{UA} (Voir le point bleu dans la figure 5.14b). Cet échantillon affecté au micro-cluster 3 est isolé, les échantillons précédents et suivants sont tous affectés au micro-cluster 2. Le micro-cluster 3 est probablement créé à cause de la variation aléatoire, autrement dit l'erreur de première espèce.

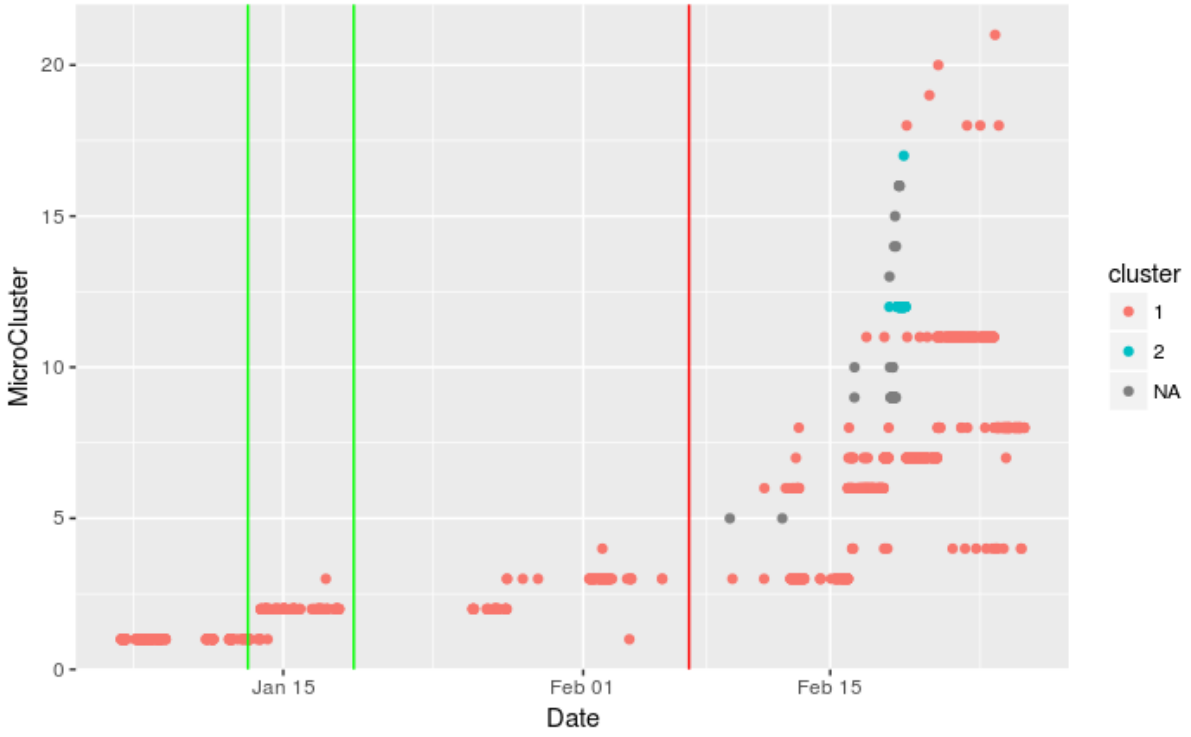
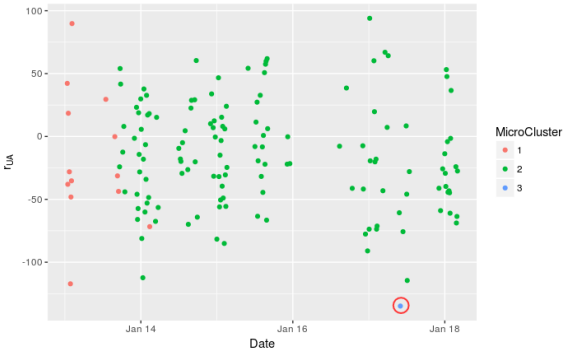


FIGURE 5.13 Évolution de l'affectation des échantillons des indicateurs aux micro-clusters et aux clusters lorsque $\alpha_{MC} = 0,01$

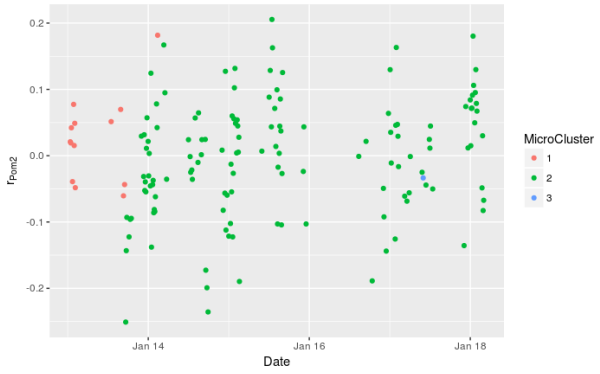
La figure 5.13 montre aussi que, après la création du micro-cluster 2, les échantillons ne sont pas affectés au micro-cluster 1, mais restent affectés au micro-cluster 2. Cependant, les valeurs des échantillons affectés au micro-cluster 1 et 2 n'ont pas de différences significatives en regardant cette figure. Nous allons montrer que la plupart des échantillons affectés au micro-cluster 2 sont dans les domaines de validité des micro-clusters 1 et 2. Nous verrons ensuite pourquoi ils sont affectés au micro-cluster 2.

La figure 5.15 montre les distances de Mahalanobis entre les échantillons dans la fenêtre entre les lignes vertes et les centres des micro-clusters 1 et 2. Les points rouges représentent les distances par rapport au centre du micro-cluster 1, les points bleus représentent les distances par rapport au centre du micro-cluster 2. Lorsqu'une distance par rapport à un micro-cluster est inférieure au seuil qui définit le domaine de validité d'un micro-cluster, l'échantillon correspondant est dans ce domaine (cf. Section 4.4.1). Les lignes horizontales rouge et bleue sont respectivement les seuils qui définissent les domaines de validité des micro-clusters 1 et 2. Nous pouvons constater que la plupart des échantillons sont dans les domaines de validité des deux micro-clusters 1 et 2.

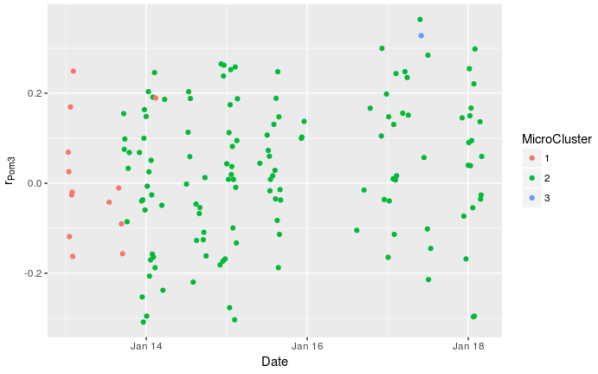
Lorsque les échantillons sont dans les deux domaines de validité, la règle présentée dans la section 4.4.3.3 est utilisée pour déterminer le micro-cluster auquel ces échantillons sont affectés : nous affectons l'échantillon en priorité au micro-cluster non-stabilisé. Comme le micro-cluster 2 est créé le 14 janvier, ce micro-cluster est non-stabilisé. En revanche, le micro-cluster 1 est stabilisé dès la création (voir la section 4.4.5). Les échantillons qui sont dans les deux domaines de validité sont donc affectés au micro-cluster 2.



(a) Indicateur r_{UA}



(b) Indicateur r_{Pom2}



(c) Indicateur r_{Pom3}

FIGURE 5.14 Évolution des valeurs des trois indicateurs pour illustrer les créations de micro-cluters

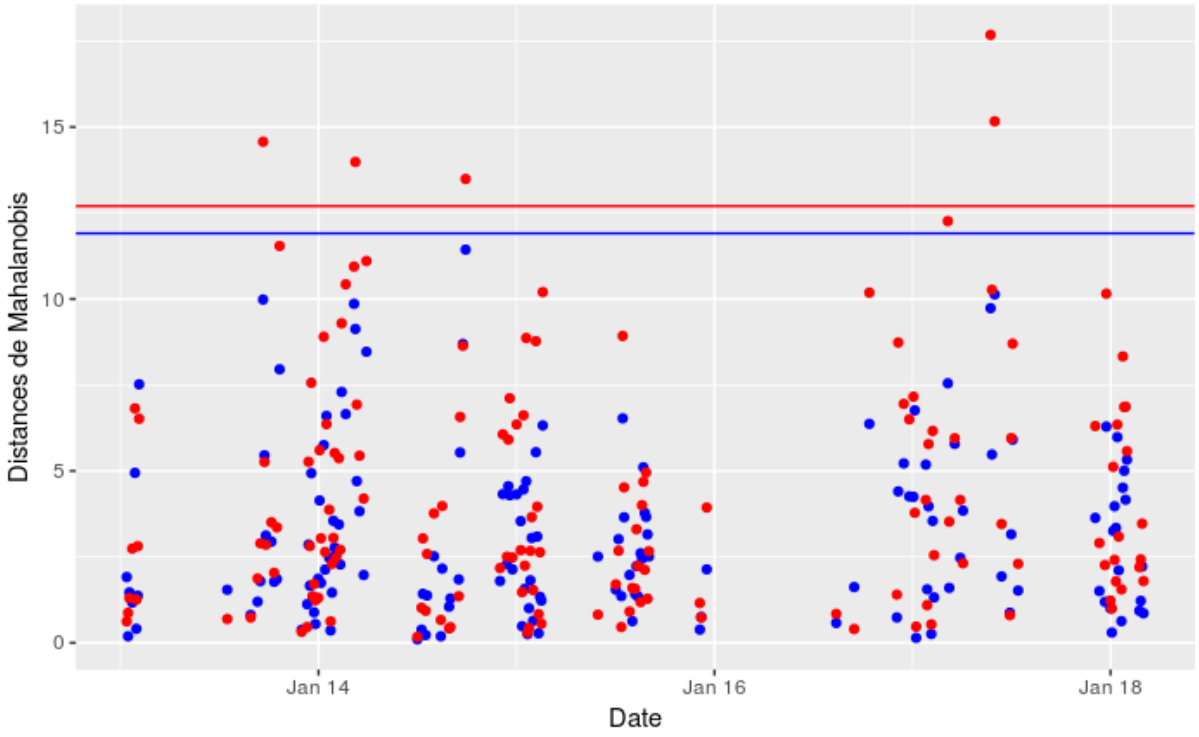


FIGURE 5.15 Distances de Mahalanobis des échantillons dans la fenêtre entre les lignes vertes par rapport au centre des micro-clusters 1 et 2

5.2.5.2.3 Comparaison des résultats du clustering pour différentes valeurs du niveau de signification du test de Hotelling Nous allons comparer les résultats de clustering dynamique en utilisant trois valeurs pour le niveau de signification α_{MC} : 0.1, 0.05, 0.01. Le nombre minimum d'échantillons nécessaires à la création d'un nouveau cluster N_C est choisi égale à 20 dans cette analyse.

α_{MC} influence le taux de faux positifs de la détection d'un changement significatif, qui conduit à une création de micro-cluster. Le nombre de micro-clusters créés peut donc être influencé. α_{MC} influence aussi la valeur du seuil utilisé dans le test de Hotelling, qui fixe la taille du domaine de validité d'un micro-cluster. Comme la construction des clusters repose sur l'analyse de la connectivité des domaines de validité de micro-cluster, le nombre de clusters créés pourrait être influencé. Nous allons analyser le nombre de micro-clusters et de clusters créés en utilisant les différentes valeurs de α_{MC}.

Les nombres de micro-clusters et de clusters créés en utilisant différentes valeurs de niveau de signification (α_{MC}) sont présentés dans le tableau 5.8. Plus le niveau de signification est élevé, plus le nombre de micro-clusters créés est élevé. Car plus le niveau de signification est élevé, plus le taux de faux positif est élevé. Pour un même jeu de données, le nombre de détections de changements significatifs augmente, il y a donc plus de micro-cluster créé.

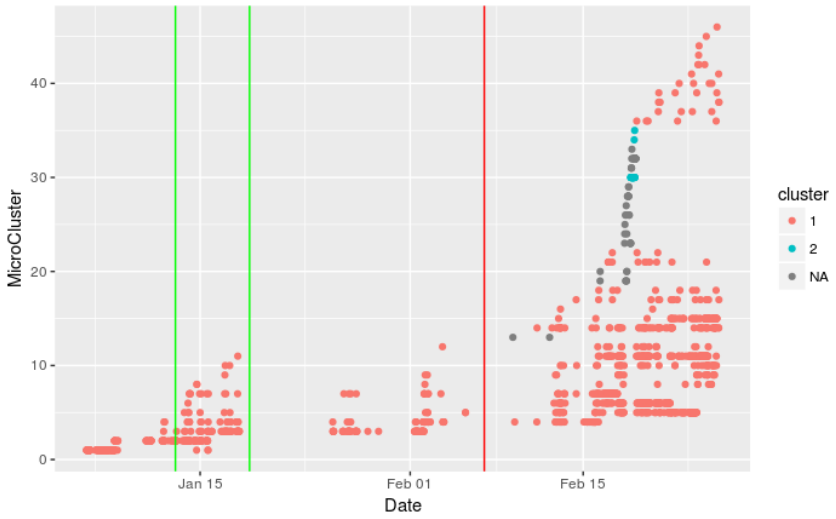
En revanche, le nombre de clusters est identique pour les trois cas : $\alpha_{MC} = 0.1$, $\alpha_{MC} = 0.05$ et $\alpha_{MC} = 0.01$. Les figures 5.16a, 5.16b et 5.13 montrent que le deuxième cluster est créé le 19 février, pour les trois valeurs de α_{MC}. Ceci montre que le résultat de l'analyse de la connectivité

des micro-clusters est invariant par rapport à ces trois valeurs de α_{MC} dans ce cas d'étude.

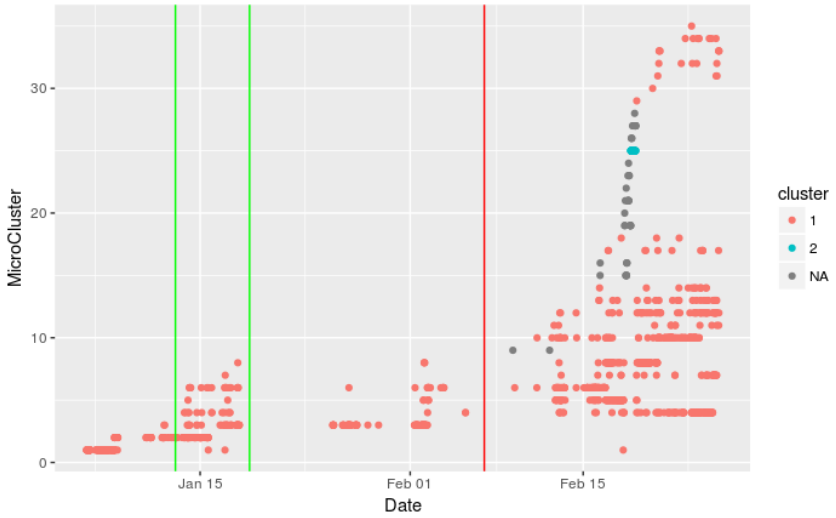
Du point de vue de l'opérateur, 0.01 peut être la valeur de α_{MC} la plus pertinente, car ce choix diminue le nombre de micro-clusters créés par rapport aux autres choix, et diminue ainsi le nombre d'avertissements aux opérateurs. De plus, l'algorithme avertit de tous les changements brusques.

	Nombre de micro-clusters créés	Nombre de clusters créés
$\alpha_{MC} = 0.1$	46	2
$\alpha_{MC} = 0.05$	35	2
$\alpha_{MC} = 0.01$	21	2

TABLE 5.8 Nombres de micro-clusters et de clusters créés en utilisant différentes valeurs de niveau de signification



(a) $\alpha = 0.90$



(b) $\alpha = 0.95$

FIGURE 5.16 Évolution de l'affectation des échantillons d'indicateurs aux micro-clusters et aux clusters en utilisant différentes valeurs du niveau de signification

5.2.5.2.4 Comparaison des résultats du clustering pour différents nombres minimums d'échantillons pour créer des clusters Dans cette analyse, la valeur de α_{MC} utilisée est 0.01.

Comme cela a été présenté précédemment, le fait de choisir le nombre minimum d'échantillons d'un micro-cluster stabilisé N_T égal à N_C peut garantir que l'incertitude des estimations de la matrice de covariance et du centre d'un micro-cluster soit suffisamment petite (cf. Section 4.4.4). Lorsque α_{MC} est égal à 0.01, la valeur de N_T est 171. Rappelons que un échantillon d'indicateurs $\mathbf{r}_i(t_k)$ est la moyenne des ρ_i (cf. Section 3.5) calculés sur la fenêtre temporelle en état stationnaire T_k, qui comprend 120 échantillons des mesures. L'intervalle d'échantillonnage entre deux mesures consécutives est $5s$. Par conséquent, la durée minimale (i.e sans fenêtre en état non-stationnaire)

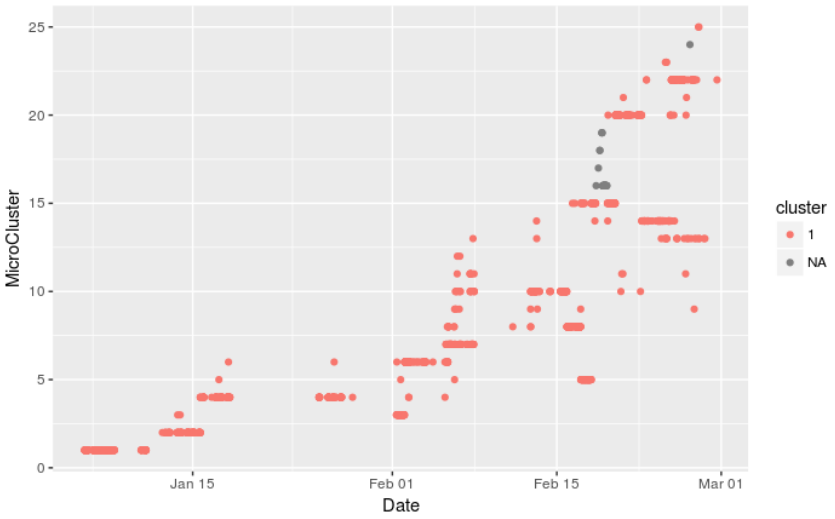


FIGURE 5.17 Évolution de l'affectation des échantillons d'indicateurs aux micro-clusters et aux clusters

pour collecter 171 échantillons d'indicateurs est 28.5 heures. Comme les opérateurs souhaitent être informés du défaut brusque dans la même journée, nous avons proposé la valeur $N_C = 20$ qui correspond à une durée minimale est 3.3 heures. Le résultat lorsque $N_C = 20$ est présenté dans la figure 5.13. Le résultat, dans le cas où $N_C = N_T$ est montré dans la figure 5.17. Le cluster 2 est créé pour le défaut brusque qui influence r_{UA} (Voir Figure 5.12a) et r_{Pom3} (Voir Figure 5.9b). Un avertissement du niveau 2 est donc envoyé.

Nous pouvons constater qu'en utilisant $N_C = N_T$, il n'y a plus qu'un seul cluster. C'est-à-dire que le défaut est corrigé avant que les micro-clusters créés suite à ce changement brusque soient stabilisés. L'analyse de la connectivité pour ces micro-clusters n'est pas lancée. Les micro-clusters qui appartiennent au cluster 2 dans la figure 5.13 n'appartiennent à aucun cluster dans la figure 5.16.

Pour diminuer le retard entre l'occurrence du défaut brusque et l'avertissement du niveau 2 il faudrait augmenter la fréquence d'échantillonage. Comme l'avantage du cluster dynamique est de traiter les indicateurs en temps-réel, tous les échantillons n'ont pas besoin d'être archivés. L'augmentation de la fréquence d'échantillonnage ne nécessite pas de changer le système d'archivage de données.

5.3 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la méthodologie de suivi de l'état de santé proposée dans les chapitres précédents au réseau de distribution d'un site industriel. Nous avons d'abord utilisé l'analyse structurelle pour montrer que les défauts de la pompe du réseau primaire et des deux échangeurs ne sont pas surveillables.

En supposant que les débits primaires, les débit secondaires et les coefficients des deux échangeurs sont identiques, les défauts associés aux lois des échangeurs apparaissent dans la partie sur-

déterminée et les échangeurs deviennent donc surveillables. Cependant, sous cette hypothèse, il n'est pas possible de distinguer les défauts de ces deux échangeurs. L'analyse structurelle est ensuite utilisée pour guider la génération des indicateurs. La génération des indicateurs r_{UA}, r_{Pom1} et r_{Pom2} nécessite les lois spécifiques de chaque équipement et des lois communes. Les variables inconnues $\mathbf{x}_b$ des lois spécifiques peuvent être calculées à partir des variables connues (ex. mesures) et des lois communes. L'analyse structurelle donne la séquence de calcul de ces variables inconnues. Nous avons donc obtenu les formules de calcul des variables inconnues $\mathbf{x}_b$ à partir des variables connues. La génération des indicateurs est effectuée en utilisant ces variables et les lois spécifiques de la pompe et de l'échangeur.

Afin d'utiliser les modèles statiques pour la génération des indicateurs, il est nécessaire que les espérances des valeurs des variables utilisées dans les modèles soient constantes, c'est-à-dire que le système fonctionne en état stationnaire. Sur des mesures prélevées durant deux mois, nous avons sélectionné les fenêtres temporelles sur lesquelles le système fonctionne en état stationnaire.

Sur ces fenêtres temporelles, nous pouvons calculer des indicateurs. Nous avons divisé les deux mois en deux fenêtres :

— Fenêtre d'identification paramétrique

— Fenêtre d'expérimentation

La fenêtre d'identification est utilisée pour calculer des paramètres des lois spécifiques de l'échangeur et de la pompe. L'espérance des valeurs des indicateurs doit être constante pendant cette période. Cela est validé par le test de *Student*.

Nous avons ensuite appliqué le clustering dynamique sur les échantillons des indicateurs, et montré les informations que le clustering dynamique peut fournir aux opérateurs. La création du deuxième cluster permet d'avertir de l'occurrence d'un changement brusque des deux indicateurs, qui pourrait être une évolution conséquente de l'état de santé du système. Le modèle construit par le clustering dynamique permet de reconnaître un défaut lorsqu'il se reproduit, si les micro-clusters et des clusters sont labellisée par les causes des défauts identifiées par les opérateurs.

Nous avons aussi comparé les résultats de la méthode de clustering dynamique en utilisant différentes valeurs de deux paramètres :

— Le nombre minimum d'échantillons d'un micro-cluster pour effectuer l'analyse de la connectivité N_C. Deux valeurs ont ainsi été utilisées.

— Le niveau de signification du test de Hotelling α_{MC}. Trois valeurs couramment utilisées ont été choisies.

Nous avons constaté que lorsque α_{MC} augmente, le nombre de micro-clusters créés augmente. En revanche, avec les trois valeurs de α_{MC} utilisées, le nombre de clusters ne change pas. Cela montre que le résultat de l'analyse de connectivité des micro-clusters ne varie pas en utilisant des valeurs de α_{MC} couramment utilisées sur ce cas d'étude.

La valeur de N_C influence le nombre de clusters créés. En effet, la création de clusters doit attendre que N_C échantillons soient affectés à un nouveau micro-cluster. Plus N_C est grand, plus la création de cluster sera tardive. Si le défaut qui cause le changement important des indicateurs est éliminé par l'intervention des opérateurs sur le site avant que le nouveau micro-

cluster contienne plus de N_C échantillons, un nouveau cluster ne sera pas créé. Pour réduire ce retard, il est possible d'augmenter la fréquence d'échantillonage.

Conclusion générale

Les systèmes industriels, tels les réseaux de distribution de chaleur, sont de plus en plus instrumentés avec pour objectifs de mieux les contrôler et de maintenir des performances acceptables tant du point de vue de l'exploitant que des usagers. Les nombreux capteurs implantés, de nature et de technologie parfois très différentes, fournissent des grandes masses de données qu'il s'agit de suivre, d'analyser et d'interpréter. Les opérateurs ont souvent des difficultés à avoir une idée précise de l'état de santé du système en visualisant ces données bruitées, non homogènes, corrélées entre elles, dépendantes des points de fonctionnement du système.

L'objectif de cette thèse est de fournir une aide à la décision aux opérateurs pour suivre l'état de santé d'un réseau de distribution de chaleur, en vue de maîtriser son efficacité énergétique.

La méthode proposée repose sur des indicateurs de l'état de santé des équipements calculés en utilisant les données disponibles en-ligne (capteurs, consignes, commandes). Ces indicateurs sont obtenus à partir de modèles de comportements des composants. Pour être facilement applicable à différentes installations industrielles, sans nécessiter un temps d'ingénierie trop important, nous avons choisi d'utiliser des modèles de comportement issus de lois physiques statiques.

A partir des modèles de comportement des équipements d'un réseau de chaleur (pompes, vannes, conduites, échangeurs) et des interconnexions entre ces équipements, nous avons montré que certains défauts avaient une influence sur l'efficacité énergétique globale du réseau. Ceci a permis d'établir les défauts à surveiller (ou cahier des charges de surveillance), à savoir les défauts résultant de la dégradation de la capacité de transfert de l'échangeur et ceux résultant de la dégradation de l'efficacité de la pompe.

Sur la base du modèle de comportement du réseau, une modélisation structurelle a été proposée en ne conservant que l'information de l'existence de contraintes entre les variables. L'analyse de ce modèle structurel, ou *analyse structurelle* a permis de déterminer les sous-systèmes surveillables, de vérifier si les défauts du cahier des charges de surveillance sont structurellement détectables et de guider la génération des indicateurs.

Les indicateurs étant obtenus à partir des modèles statiques, ils doivent être calculés en utilisant des données prélevées sur le système lorsque celui-ci fonctionne en état stationnaire. La méthode de détermination des fenêtres temporelles pendant lesquelles le système fonctionne en état stationnaire que nous avons proposée permet d'assurer que le calcul se fait dans les condition requises. Cette méthode repose sur une analyse en composante principale (ACP) de la matrice des échantillons de mesures. Nous avons démontré que la première composante principale capture la variabilité de l'évolution déterministe des mesures. En appliquant un algorithme de détermi-

nation de l'état stationnaire uni-varié sur la première composante principale, le fonctionnement en état stationnaire d'un système qui est caractérisé par plusieurs mesures peut être identifié. Cette méthode évite d'utiliser l'algorithme *Sidak* employé classiquement dans la littérature dans le cas multi-varié et qui dégrade la puissance statistique. L'application de notre méthode (test uni-varié sur la première composante) et de la méthode Sidak (test multi-varié) sur des données simulées a confirmé la supériorité de la puissance statistique de notre méthode.

Les moyennes des indicateurs calculés à partir des modèles statiques sur chaque fenêtre temporelle constituent les indicateurs seront utilisés pour le suivi de l'état de santé du système. Les évolutions de ces indicateurs sont donc corrélées en présence de défauts car un indicateur peut être sensible à différents défauts et un défaut peut influencer les valeurs de plusieurs indicateurs. La prise en compte de ces corrélations nous oblige à effectuer le suivi de l'état de santé du système dans l'espace des indicateurs. Pour cela, nous avons proposé une méthode de clustering dynamique qui condense aussi l'information.

Les indicateurs sont des moyennes calculées sur un nombre suffisamment grand d'échantillons pour que leurs distributions puisse être considérée comme gaussiennes. Les décisions que la méthode proposée implique peuvent donc s'appuyer sur le test de Hotelling.

Notre méthode de clustering dynamique est originale suivant plusieurs aspects :

— Le paramètre que nous choisissons pour définir le domaine de validité d'un micro-cluster est le niveau de signification du test de Hotelling, qui est interprété comme le risque de première espèce. Les autres méthodes de clustering utilisent généralement un seuil fixe défini arbitrairement, sans possibilité de caractérisation statistique

— Nous proposons la notion de *micro-cluster stabilisé* en prenant en compte la puissance du test et l'influence de l'évolution déterministe liée aux dégradations.

— Pour construire des clusters, nous proposons une règle liée à la connectivité de deux micro-clusters gaussiens.

La méthodologie proposée pour aider au suivi de l'état de santé a été appliquée sur un site industriel exploité par Veolia. Des données collectées sur site pendant 2 mois sont utilisées. L'analyse structurelle du site indique qu'il est possible de générer avec l'instrumentation implantée, des indicateurs sensibles aux dégradations des échangeurs et des pompes. La méthode de clustering dynamique proposée permet de suivre et de caractériser les évolutions des indicateurs. Sur le jeu de données disponibles, un changement brusque des indicateurs est détecté grâce à notre méthode de clustering dynamique. Ce changement brusque est difficile à détecter en utilisant les mesures car celles-ci sont nombreuses et bruitées. Si le suivi avait été réalisé en-ligne, l'opérateur alerté aurait pu chercher la cause de ce dysfonctionnement et labelliser les micro-clusters et le nouveau cluster créés qui caractérisent ce changement brusque. Ainsi, lorsque ce changement se reproduira, la méthode de clustering permettra de reconnaître automatiquement la cause du changement brusque.

Perspectives

Cette thèse apporte plusieurs contributions pour aider au suivi de l'état de santé d'un système industriel en vue de maintenir des performances acceptables par l'exploitant et les usagers tout au long de son cycle de vie. Ci-dessous, certaines perspectives sont envisagées pour compléter les approches proposées.

1 Évaluation de l'impact des dégradations des équipements sur l'efficacité énergétique du système

Un critère pour décider si des opérations de maintenance doivent être menées est l'efficacité énergétique du système (cf. Section 1.1.4). Dans la section 2.2, nous avons montré qu'il existe des liens entre l'état de santé des équipements et l'efficacité énergétique du système.

Le niveau de dégradation des composants est caractérisé par des indicateurs de l'état de santé des équipements tandis que l'efficacité énergétique du réseau de distribution est mesurée par des indicateurs d'efficacité énergétique. Pour évaluer précisément, quantitativement, l'impact du changement de l'état de santé des composants sur l'efficacité énergétique, il faudrait disposer de modèles qui relient les indicateurs d'efficacité énergétique du système et les indicateurs de l'état de santé des équipements.

Ces modèles peuvent être obtenus en se basant sur des données prélevées sur un site industriel [25]. Comme nous voulons connaître l'impact du changement de l'état de santé sur l'efficacité énergétique, l'efficacité énergétique est choisie comme la variable dépendante du modèle, et les indicateurs de l'état de santé sont choisis comme ses variables explicatives.

Dans un premier temps, il est nécessaire d'analyser si d'autres variables explicatives doivent être ajoutées. En effet, les indicateurs de l'efficacité énergétique peuvent évoluer en fonction des variables d'environnement. Par exemple, l'indicateur défini par l'équation 1.3 dépend de la perte thermique des conduites. Selon l'équation 2.3, la perte thermique des conduites dépend de la température extérieure. Cet indicateur dépend donc de la température extérieure. Autrement dit, la température extérieure est une variable explicative de l'indicateur de l'efficacité énergétique.

Dans un deuxième temps, sur la base des données prélevées, le type de modèle - paramétrique ou non-paramétrique, linéaire ou non-linéaire, etc - est choisi. Les paramètres de ce modèle

25. Data-driven method

sont calculés en utilisant les données prélevées sur une fenêtre temporelle dédiée. Les méthodes d'identification paramétrique dépendent du modèle sélectionné.

2 Prédiction des dégradations et pronostic

Les équipements se dégradent au cours du temps, ce qui conduit à long terme à une perte trop importante des performances du système global. Dans le cadre des réseaux de chaleur, la performance considérée est l'efficacité énergétique globale du système.

Nous avons proposé dans cette thèse une méthode de suivi de l'état de santé des équipements. Les indicateurs que nous avons proposés et la méthode de clustering dynamique permettent à l'opérateur de suivre le fonctionnement du système. Cet état de santé conditionne le niveau de performance, ici l'efficacité énergétique, du système.

Afin de garantir un certain niveau de performance tout au long du cycle de vie du système, il serait intéressant de pouvoir prédire l'état de santé des composants sur un horizon temporel. Ceci permettrait d'estimer le temps restant avant d'atteindre le niveau de performance inacceptable et ainsi anticiper et planifier les opérations de maintenance. Ceci s'assimile aux techniques de pronostic qui visent à estimer la durée de vie résiduelle (RUL : Remaining Useful Life) [JLB06]. On parle alors de pronostic.

L'estimation du RUL est réalisée en utilisant des indicateurs de dégradation et en utilisant un modèle dédié, appelé modèle de dégradation [Les15, Ngu15, Zha18] décrivant l'évolution de ces indicateurs.

Des modèles de dégradation sont proposés dans la littérature comme le processus de Lévy [vN09, Le15], le modèle ARMA [YKL04, PY10] ou encore le séparateur à vaste marge pour la régression (SVR) [SMZ15, BMZR13].

Le modèle de dégradation et son paramétrage dépendent des caractéristiques de l'indicateur de dégradation. Les indicateurs que nous avons générés pour suivre l'état de santé du système peuvent être assimilés aux indicateurs de dégradation du pronostic. En absence de panne ou de défaut de composant, ces indicateurs caractérisent en effet le niveau de dégradation du composant. En calculant ces indicateurs sur de nombreux sites industriels, dans différentes conditions d'exploitation, des modèles d'évolutions de ces indicateurs pourront être choisis et identifiés. Ces modèles pourront être ensuite utilisés pour prédire le niveau de dégradation sur un horizon temporel et ainsi estimer le temps restant avant d'atteindre un niveau de performance insuffisant, si bien sûr, le lien entre l'état de santé et l'efficacité énergétique est établi (cf Perspective 1).

3 Détection du changement de point de fonctionnement

Les paramètres des modèles issus des lois de la physique et utilisés pour le calcul des indicateurs sont identifiés en utilisant des données prélevées sur une fenêtre d'identification (cf. Section 5.2.4.1)

Un modèle obtenu après l'identification paramétrique exprime une relation entre les valeurs d'une variable dépendante et des variables explicatives. Cette relation et la connaissance des valeurs des variables explicatives permet de calculer la valeur attendue, la prédiction, de la variable dépendante.

Lors de la surveillance, lorsque les variables explicatives prélevées sur le système sont dans la même gamme [26] que les variables présentes dans la fenêtre d'identification, le calcul de la variable dépendante est une interpolation. Sinon, le calcul des variables dépendantes est une extrapolation.

L'incertitude sur la valeur de la variable dépendante calculée est caractérisée par l'intervalle de prédiction [Gei17]. Dans le cas d'une interpolation, cette incertitude est bornée et donc maîtrisée. En revanche, lors d'une extrapolation, l'incertitude de la valeur de la variable dépendante dépend de la valeur des variables explicatives, et cette incertitude n'est pas maîtrisée [KRR03]. On dit alors que la validité du modèle lors d'une extrapolation n'est pas garantie.

Sur un site industriel la gamme des variables explicatives est partiellement définie par les valeurs des consignes des régulateurs. Ces dernières définissent un point de fonctionnement qui peut évoluer en fonction des conditions environnementales et ce point de fonctionnement n'est pas, en général, suivi par l'opérateur. Par exemple, la consigne de température du liquide de départ vers les résidences peut être changée automatiquement par le régulateur en fonction de la température extérieure, sans remontée d'information à l'opérateur.

La composante déterministe d'un indicateur calculé en utilisant des données prélevées en-ligne, évolue soit en raison de l'occurrence d'un défaut d'un composant, soit en raison de la non-validité du modèle utilisé du fait d'un changement du point de fonctionnement du système après la phase d'identification. La méthode de clustering dynamique développée dans le chapitre 4 ne permet pas de faire la distinction entre ces deux types de situation : occurrence d'un défaut et non-validité des modèles utilisés pour calculer les indicateurs.

Comme cela a été montré dans le chapitre 5, les décisions à prendre par l'opérateur sont différentes dans les deux situations. Le changement de point de fonctionnement est normal, souhaité par les gestionnaires des réseaux pour maintenir une qualité de service en toute circonstance en particulier lors de changements des conditions environnementales. L'apparition d'un défaut nécessite une intervention pour éviter la dégradation des performances dont l'efficacité énergétique.

Afin de pouvoir distinguer les deux situations (défaut ou changement de point de fonctionnement) il serait utile de suivre, en plus des indicateurs d'état de santé, les évolutions des variables explicatives qui caractérisent le point de fonctionnement. Ceci permettrait d'étiqueter les micro-clusters avec ces informations sur le point de fonctionnement ce qui fournirait une aide à la décision supplémentaire à l'opérateur.

26. Le gamme est l'intervalle entre le minimum et le maximum des valeurs

Bibliographie

[ABE+09] J. Armengol, A. Bregon, T. Escobet, E. Gelso, M. Krysander, M. Nyberg, X. Olive, B. Pulido, and L. Travé-Massuyès. Minimal Structurally Overdetermined sets for residual generation : A comparison of alternative approaches. 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, 42(8) :1480–1485, January 2009.

[ADE18] ADEME. EnR'CHOIX - Le bon choix thermique pour votre territoire, 2018.

[AFN01] AFNOR. NF EN 13306. Technical report, 2001.

[AGS06] Arthur Akers, Max Gassman, and Richard Smith. Hydraulic power system analysis. CRC press, 2006.

[AHU13] Tutpol Ardsomang, J Wesley Hines, and Belle R Upadhyaya. Heat exchanger fouling and estimation of remaining useful life. pages 1–9, 2013.

[AHWY03] Charu C. Aggarwal, Jiawei Han, Jianyong Wang, and Philip S. Yu. A Framework for Clustering Evolving Data Streams. In Proceedings of the 29th International Conference on Very Large Data Bases - Volume 29, VLDB '03, pages 81–92, Berlin, Germany, 2003. VLDB Endowment.

[Aim09] Petteri Aimonen. English : A drawing of the parts inside a globe valve with numbered parts and translated labels., September 2009.

[Ale08] Carol Alexander. Moving Average Models for Volatility and Correlation, and Covariance Matrices. In Handbook of Finance. John Wiley & Sons, Inc., 2008.

[Alt92] N. S. Altman. An Introduction to Kernel and Nearest-Neighbor Nonparametric Regression. The American Statistician, 46(3) :175–185, August 1992.

[Asp00] Aspen Systems Corporation. Combined Heat & Power : A Federal Manager's Resource Guide. Technical report, March 2000.

[BB00] M Bevilacqua and M Braglia. The analytic hierarchy process applied to maintenance strategy selection. Reliability Engineering & System Safety, 70(1) :71–83, October 2000.

[BBK09] Deborah L. Bandalos and Meggen R. Boehm-Kaufman. Four common misconceptions in exploratory factor analysis. In Statistical and methodological myths and urban legends : Doctrine, verity and fable in the organizational and social sciences., pages 61–87. Routledge/Taylor & Francis Group, New York, NY, US, 2009.

[BC96] Michele Basseville and Marie-Odile Cordier. Surveillance et diagnostic de systèmes dynamiques : approches complémentaires du traitement de signal et de l'intelligence artificielle. 1996.

[Bee04] Ray S. Beebe. 4 - Performance analysis and its application to optimise time for overhaul. In Predicitive Maintenance of Pumps Using Condition Monitoring, pages 56–71. Elsevier Science, Amsterdam, 2004.

[Ben73] Jean-Paul Benzécri. L'analyse des données, volume 2. Dunod Paris, 1973.

[BH10] Mohieddine Jelali Biao Huang. Detection and Diagnosis of Stiction in Control Loops - State of the Art and Advanced Methods. Mohieddine Jelali, Biao Huang, 2010.

[BKLS06] Mogens Blanke, Michel Kinnaert, Jan Lunze, and Marcel Staroswiecki. Introduction to diagnosis and fault-tolerant control. In Diagnosis and Fault-Tolerant Control, pages 1–32. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2006.

[BMD+09] Richard E Blakesley, Sati Mazumdar, Mary Amanda Dew, Patricia R Houck, Gong Tang, Charles F Reynolds III, and Meryl A Butters. Comparisons of methods for multiple hypothesis testing in neuropsychological research. Neuropsychology, 23(2) :255, 2009.

[BMZR13] T. Benkedjouh, K. Medjaher, N. Zerhouni, and S. Rechak. Remaining useful life estimation based on nonlinear feature reduction and support vector regression. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 26(7) :1751–1760, August 2013.

[Bot95] Theodore Reginald Bott. Fouling of heat exchangers. Elsevier, 1995.

[BPG+08] Burt Charles M., Piao Xianshu, Gaudi Franklin, Busch Bryan, and Taufik N. F. Electric Motor Efficiency under Variable Frequencies and Loads. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 134(2) :129–136, April 2008.

[BPP07] S. Bersimis, S. Psarakis, and J. Panaretos. Multivariate statistical process control charts : an overview. Quality and Reliability Engineering International, 23(5) :517–543, August 2007.

[Cam87] Sylveste Campbell. Solid-State AC Motor Controls : Selection and Application, volume 56. CRC Press, 1987.

[CCS91] V Cocquempot, Cassar, and M Staroswiecki. Generation of Robust Analytical Redundancy Relations. July 1991.

[CCY10] K.J. Chua, S.K. Chou, and W.M. Yang. Advances in heat pump systems : A review. Applied Energy, 87(12) :3611–3624, December 2010.

[CDYA08] Christian Commault, Jean-Michel Dion, and Sameh Yacoub Agha. Structural analysis for the sensor location problem in fault detection and isolation. Automatica, 44(8) :2074–2080, August 2008.

[CEMS04] Vincent Cocquempot, Touria El Mezyani, and Marcel Staroswiecki. Fault detection and isolation for hybrid systems using structured parity residuals. volume 2, pages 1204–1212. IEEE, 2004.

[CEQZ06] F. Cao, M. Estert, W. Qian, and A. Zhou. Density-Based Clustering over an Evolving Data Stream with Noise. In Proceedings of the 2006 SIAM International Conference on Data Mining, Proceedings, pages 328–339. Society for Industrial and Applied Mathematics, April 2006.

[CIA13] CIAT. AvECHANGEUR A PLAQUES ET JOINTS - ITEX PWB 90 22 637m80 (0.6mm). Technical report, October 2013.

[com16] European commission. EU Strategy for Heating and Cooling. Technical report, Brussels, 2016.

[CR95] Songling Cao and R.Russell Rhinehart. An efficient method for on-line identification of steady state. Journal of Process Control, 5(6) :363–374, December 1995.

[CS97] J.P. Cassar and M. Staroswiecki. A Structural Approach for the Design of Failure Detection and Identification Systems. IFAC Conference on Control of Industrial Systems "Control for the Future of the Youth", Belfort, France, 20-22 May, 30(6) :841–846, May 1997.

[CYC04] Kemal Comakli, Bedri Yüksel, and Ömer Comakli. Evaluation of energy and exergy losses in district heating network. Applied Thermal Engineering, 24(7) :1009–1017, May 2004.

[DC09] A.I. Dounis and C. Caraiscos. Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment—A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 13(6–7) :1246–1261, August 2009.

[DCS94] G Delmaire, J-P Cassar, and M Staroswiecki. Identification and parity space techniques for failure detection in SISO systems including modelling errors. volume 3, pages 2279–2285. IEEE, 1994.

[DCS04] D Dustegor, Vincent Cocquempot, and Marcel Staroswiecki. Structural analysis for residual generation : Towards implementation. volume 2, pages 1217–1222. IEEE, 2004.

[Dec91] Philippe Declerck. Analyse structurale et fonctionnelle des grands systèmes : applications à une centrale PWR 900 MW. PhD thesis, 1991.

[Dep01] Department of Energy, Mines and resources, canada. Boiler Plant Systems. 2001.

[DFC+06] Dilek Düştegör, Erik Frisk, Vincent Cocquempot, Mattias Krysander, and Marcel Staroswiecki. Structural analysis of fault isolability in the DAMADICS benchmark. A Benchmark Study of Fault Diagnosis for an Industrial Actuator, 14(6) :597–608, June 2006.

[DH08] Jurgen A Doornik and Henrik Hansen. An omnibus test for univariate and multivariate normality. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 70 :927–939, 2008.

[DM58] Andrew L Dulmage and Nathan S Mendelsohn. Coverings of bipartite graphs. Canadian Journal of Mathematics, 10(4) :516–534, 1958.

[DS13] Giuliano Dall'O' and Luca Sarto. Potential and limits to improve energy efficiency in space heating in existing school buildings in northern Italy. Energy and Buildings, 67 :298–308, December 2013.

[Dü05] Dilek Düstegör. Aspects algorithmiques de l'analyse structurelle pour la surveillance. PhD thesis, Université de Lille 1, Lille,France, 2005.

[ea16] International energy agency. Energy efficiency, 2016.

[EFAMW60] Crow Edwin.L, Davis Frances A., and Maxfield Margaret W. Statistics Manual. 1960.

[Eur14] European commission. Energy Efficiency and its contribution to energy security and the 2030 Framework for climate and energy policy. Technical report, July 2014.

[FD97] P.M. Frank and X. Ding. Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems. Journal of Process Control, 7(6) :403–424, December 1997.

[FKJ17] Erik Frisk, Mattias Krysander, and Daniel Jung. A Toolbox for Analysis and Design of Model Based Diagnosis Systems for Large Scale Models. 20th IFAC World Congress, 50(1) :3287–3293, July 2017.

[Fla11] Vincent de Flaugergues. Algorithmes d'analyse structurelle pour le diagnostic de systèmes complexes : application à la boucle d'air d'un moteur Diesel. PhD Thesis, 2011.

[ftAoSA06] American Association for the Advancement of Science (AAAS). AAAS Board Statement on Climate Change. Technical report, December 2006.

[Gei17] Seymour Geisser. Predictive inference. Routledge, 2017.

[GMJ+04] G. Biswas, M. O. Cordier, J. Lunze, L. Trave-Massuyes, and M. Staroswiecki. Diagnosis of Complex Systems : Bridging the Methodologies of the FDI and DX Communities. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 34(5) :2159–2162, October 2004.

[GRU13] GRUNDFOS. Centrifugal pump GRUNDFOS NB125-315. Technical report, June 2013.

[Gü08] Johann Friedrich Gülich. Centrifugal pumps. Springer, 2008.

[Gü10] Johann Friedrich Gülich. Performance characteristics. In Johann Friedrich Gülich, editor, Centrifugal Pumps, pages 145–186. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010.

[Hal35] Philip Hall. On representatives of subsets. Journal of the London Mathematical Society, 1(1) :26–30, 1935.

[Har90] Wolfgang Hardle. Applied Nonparametric Regression. Econometric Society Monographs. Cambridge University Press, Cambridge, 1990.

[Her07] Abdi Hervé. The Bonferonni and Šidák Corrections forMultiple Comparisons. Encyclopedia of Measurement and Statistics, 2007.

[HJ12] Roger A. Horn and Charles R. Johnson. Matrix Analysis. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2nd edition, 2012.

[HM82] James A Hanley and Barbara J McNeil. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. Radiology, 143(1) :29–36, 1982.

[Hot51] Harold Hotelling. A Generalized T Test and Measure of Multivariate Dispersion. Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, pages 23–41. University of California Press, 1951.

[HT90] Trevor Hastie and Robert Tibshirani. Generalized additive models. Wiley Online Library, 1990.

[HTF09] Trevor J. Hastie, Robert John Tibshirani, and Jerome H. Friedman. The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction. Springer series in statistics. Springer, New York, 2009.

[HY06] Tian Han and Bo-Suk Yang. Development of an e-maintenance system integrating advanced techniques. E-maintenance Special Issue, 57(6) :569–580, August 2006.

[Hä11] Tore Hägglund. A shape-analysis approach for diagnosis of stiction in control valves. Control Engineering Practice, 19(8) :782–789, August 2011.

[IB97] R. Isermann and P. Ballé. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. Control Engineering Practice, 5(5) :709–719, May 1997.

[IJPC01] Igor J.Karassik, Joseph P.Messina, Paul Cooper, and Charles C.Heald. Pump handbook. Third edition edition, 2001.

[Ise95] Isermann,R. Model base fault detection and diagnosis methods. In American Control Conference, Proceedings of the 1995, volume 3, pages 1605–1609 vol.3, June 1995.

[Ise97] R. Isermann. Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods — An introduction. Control Engineering Practice, 5(5) :639–652, May 1997.

[JCHS03] Taiwen Jiang, Bingzhen Chen, Xiaorong He, and Paul Stuart. Application of steady-state detection method based on wavelet transform. Computers & Chemical Engineering, 27(4) :569–578, April 2003.

[JLB06] Andrew K.S. Jardine, Daming Lin, and Dragan Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. Mechanical Systems and Signal Processing, 20(7) :1483–1510, October 2006.

[Joh10] Johann Friedrich Gülich. Centrifugal Pumps. Second edition edition, 2010.

[JQ03] S. Joe Qin. Statistical process monitoring : basics and beyond. Journal of Chemometrics, 17(8-9) :480–502, August 2003.

[JSC04] Bin Jiang, Marcel Staroswiecki, and Vincent Cocquempot. Fault diagnosis based on adaptive observer for a class of non-linear systems with unknown parameters. International Journal of Control, 77(4) :367–383, 2004.

[Kal05] Carsten Kallesøe. Fault Detection and Isolation in Centrifugal Pumps. PhD thesis, Aalborg Universitet, 2005.

[KAN08] Mattias Krysander, Jan Aslund, and Mattias Nyberg. An efficient algorithm for finding minimal overconstrained subsystems for model-based diagnosis. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Humans, 38(1) :197–206, 2008.

[KBJS14] Milan Korbel, Steve Bellec, Taiwen Jiang, and Paul Stuart. Steady state identification for on-line data reconciliation based on wavelet transform and filtering. Computers & Chemical Engineering, 63 :206–218, April 2014.

[KCIZ06] C.S. Kallesoe, V. Cocquempot, and R. Izadi-Zamanabadi. Model based fault detection in a centrifugal pump application. Control Systems Technology, IEEE Transactions on, 14(2) :204–215, March 2006.

[KH13] Jeffrey D. Kelly and John D. Hedengren. A steady-state detection (SSD) algorithm to detect non-stationary drifts in processes. Journal of Process Control, 23(3) :326–331, March 2013.

[KHL02] Kakaç Sadik and dLiu Hongtan Liu. Heat exchangers : Selection, rating and thermal design. Second edition, 2002.

[KMM91] Kresta James V., Macgregor John F., and Marlin Thomas E. Multivariate statistical monitoring of process operating performance. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 69(1) :35–47, February 1991.

[KRR03] Loo Chu Kiong, Mandava Rajeswari, and M.V.C. Rao. Extrapolation detection and novelty-based node insertion for sequential growing multi-experts network. Applied Soft Computing, 3(2) :159 – 175, 2003.

[Kry06] Mattias Krysander. Design and analysis of diagnosis systems using structural methods. 2006.

[KS89] SG Kandlikar and RK Shah. Multipass plate heat exchangers - Effectiveness-NTU results and guidelines for selecting pass arrangements. Journal of Heat Transfer, 111(2) :300–313, 1989.

[KYY+08] Durmus Kaya, E. Alptekin Yagmur, K. Suleyman Yigit, Fatma Canka Kilic, A. Salih Eren, and Cenk Celik. Energy efficiency in pumps. Energy Conversion and Management, 49(6) :1662–1673, June 2008.

[Lai01] Tze Lai. Sequential analysis : some classical problems and new challenges. Statist. Sinica, 11(2) :303–408, 2001.

[LD07] J. Liang and R. Du. Model-based Fault Detection and Diagnosis of HVAC systems using Support Vector Machine method. International Journal of Refrigeration, 30(6) :1104–1114, September 2007.

[Le15] Thanh Trung Le. Contribution to deterioration modeling and residual life estimation based on condition monitoring data. PhD thesis, 2015.

[LEM10] LEMEN. Français : vue d'une pompe centrifuge type, December 2010.

[Les15] Romain Lesobre. Modélisation et optimisation de la maintenance et de la surveillance des systèmes multi-composants - Applications à la maintenance et à la conception de véhicules industriels. PhD thesis, 2015.

[Lip03] Bela G Liptak. Instrument Engineers' Handbook, Volume One : Process Measurement and Analysis. CRC press, 2003.

[LL03] Christophe Lurette and Stéphane Lecoeuche. Unsupervised and auto-adaptive neural architecture for on-line monitoring. Application to a hydraulic process. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 16(5–6) :441–451, August 2003.

[LS96] Jacques Longerstaey and Martin Spencer. Riskmetricstm—technical document. Morgan Guaranty Trust Company of New York : New York, 1996.

[Lug12] Edwin Lughofer. A dynamic split-and-merge approach for evolving cluster models. Evolving Systems, 3(3) :135–151, 2012.

[Lur03] Christophe Lurette. Developpement d'une technique neuronale auto-adaptative pour la classification dynamique de donnees evolutives : application a la supervision d'une presse hydraulique. PhD thesis, Universite Lille 1, 2003.

[LXLY17] L. Wen, X. Li, L. Gao, and Y. Zhang. A New Convolutional Neural Network Based Data-Driven Fault Diagnosis Method. IEEE Transactions on Industrial Electronics, PP(99) :1–1, 2017.

[ME08] M. Krysander and E. Frisk. Sensor Placement for Fault Diagnosis. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans, 38(6) :1398–1410, November 2008.

[MK95] J.F. MacGregor and T. Kourti. Statistical process control of multivariate processes. Control Engineering Practice, 3(3) :403–414, March 1995.

[MMC12] D Moore, George P McCabe, and B Craig. Introduction to the Practice of Statistics : w/Student CD. San Francisco, CA : Freeman, 2012.

[Mob02] R Keith Mobley. An introduction to predictive maintenance. Butterworth-Heinemann, 2002.

[Mon09a] Douglas C Montgomery. Introduction to statistical quality control. John Wiley & Sons (New York), 2009.

[Mon09b] Douglas C. Montgomery. Statistical Quality Control. 6th edition, 2009.

[Moo71] David.S Moore. A Chi-Square Statistic with Random Cell Boundaries. The Annals of Statistics, 1971.

[Mou10] Moussa Amadou TRAORE. Supervision adaptative et pronostic de défaillance pour la maintenance prévisionnelle de système evolutifs complexes. PhD thesis, Université Lille 1, December 2010.

[NABR15] Victor Hugo Grisales Palacio Nathalie Andrea Barbosa Roa, Louise Trave-Massuyes. Trend-Based Dynamic Classification for on-line Diagnosis of Time-Varying Dynamic. September 2015.

[NABR16] Victor Hugo Grisales Palacio Nathalie Andrea Barbosa Roa, Louise Trave-Massuyes. Dynamic Clustering as a Tool for Monitoring Evolving Systems. October 2016.

[NG16] M. Nitsche and R.O. Gbadamosi. Chapter 2 - Calculations of the Temperature Differences LMTD and CMTD. In Heat Exchanger Design Guide, pages 21–35. Butterworth-Heinemann, Boston, 2016.

[Ngu15] Danh Ngoc Nguyen. Contribution aux approches probabilistes pour le pronostic et la maintenance des systèmes contrôlés. 2015.

[Nic13] Nicolas Cheifetz. Détection et Classification de Signautres Temporelles CAN pour l'aide à la maintenance de sous-systèmes d'un véhicule de transport collectif. PhD thesis, September 2013.

[NLV16] N. A. Barbosa, L. Trave-Massuyes, and V. H. Grisales. A Novel Algorithm for Dynamic Clustering : Properties and Performance. In 2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), pages 565–570, December 2016.

[Nyh04] Dale R. Nyholt. A Simple Correction for Multiple Testing for Single-Nucleotide Polymorphisms in Linkage Disequilibrium with Each Other. The American Journal of Human Genetics, 74(4) :765–769, April 2004.

[OL10] Lyman Ott and Michael Longnecker. An Introduction to Statistical Methods and Data Analysis. 2010.

[Pat94] Ron J. Patton. Robust Model-Based Fault Diagnosis : The State of the ART. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'94), Espoo, Finland, 13-16 June, 27(5) :1–24, June 1994.

[PF90] Alex Pothen and Chin-Ju Fan. Computing the block triangular form of a sparse matrix. ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS), 16(4) :303–324, 1990.

[PVS98] Jorge L Parrondo, Sandra Velarde, and Carlos Santolaria. Development of a predictive maintenance system for a centrifugal pump. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 4(3) :198–211, 1998.

[PY10] Hong Thom Pham and Bo-Suk Yang. Estimation and forecasting of machine health condition using ARMA/GARCH model. Mechanical Systems and Signal Processing, 24(2) :546–558, February 2010.

[R. 13] R. R. Rhinehart. Automated steady and transient state identification in noisy processes. In 2013 American Control Conference, pages 4477–4493, June 2013.

[RCG+05] G. Ruiz, M. Castellano, W. González, E. Roca, and J.M. Lema. Anaerobic digestion process parameter identification and marginal confidence intervals by multivariate steady state analysis and bootstrap. In Luis Puigjaner and Antonio Espuña, editor, Computer Aided Chemical Engineering, volume Volume 20, pages 1327–1332. Elsevier, 2005.

[Ric99] Richard L. Simith. Multivariate Analysis. May 1999.

[Rol11] Rolf Isermann. Fault-Diagnosis Applications - Model-Based Condition Monitoring : Actuators, Drives, Machinery, Plants, Sensors, and Fault-tolerant Systems. Springer berlin heidelberg edition, 2011.

[RR12] Behnaz Rezaie and Marc A. Rosen. District heating and cooling : Review of technology and potential enhancements. (1) Green Energy ; (2)Special Section from papers presented at the 2nd International Enery 2030 Conf, 93 :2–10, May 2012.

[RVDR08] S. Rajakarunakaran, P. Venkumar, D. Devaraj, and K. Surya Prakasa Rao. Artificial neural network approach for fault detection in rotary system. Applied Soft Computing, 8(1) :740–748, January 2008.

[Say90] Anthony Terence Sayers. Hydraulic and compressible flow turbomachines. McGraw-Hill, 1990.

[SCC91a] M Staroswiecki, V Cocquempot, and J Ph Cassar. Observer based and parity space approaches for failure detection and identification. 1991.

[SCC91b] M Staroswiecki, V Cocquempot, and J Ph Cassar. Optimal design of FDI systems via parity space and observer based approaches. pages 143–148. IEEE, 1991.

[SCD00] Marcel Staroswiecki, J Ph Cassar, and Ph Declerck. A structural framework for the design of FDI system in large scale industrial plants. In Issues of fault diagnosis for dynamic systems, pages 245–283. Springer, 2000.

[SCJS08] M.A.A. Shoukat Choudhury, Mridul Jain, and Sirish L. Shah. Stiction – definition, modelling, detection and quantification. Festschrift honouring Professor Dale Seborg, 18(3–4) :232–243, March 2008.

[She25] W. A. Shewhart. The Application of Statistics as an Aid in Maintaining Quality of a Manufactured Product. Journal of the American Statistical Association, 20(152) :546–548, 1925.

[Sid67] Zbynek Sidak. Rectangular Confidence Regions for the Means of Multivariate Normal Distributions. Journal of the American Statistical Association, 62(318) :626–633, 1967.

[SL14] Robert W. Serth and Thomas G. Lestina. 3 - Heat Exchangers. In Process Heat Transfer (Second Edition), pages 67–100. Academic Press, Boston, 2014.

[SM02] Bard Skagestad and Peter Mildenstein. District heating and cooling connection handbook. NOVEM, Netherlands Agency for Energy and the Environment, 2002.

[SM18] S. A. Emami and M. H. Emami. Design and Implementation of an Online Precise Monitoring and Performance Analysis System for Centrifugal Pumps. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 65(2) :1636–1644, February 2018.

[SMZ15] Abdenour Soualhi, Kamal Medjaher, and Noureddine Zerhouni. Bearing health monitoring based on Hilbert–Huang transform, support vector machine, and regression. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 64(1) :52–62, 2015.

[SUG09] Piyush Sabharwall, Vivek Utgikar, and Fred Gunnerson. Effect of Mass Flow Rate on the Convective Heat Transfer Coefficient : Analysis for Constant Velocity and Constant Area Case. Nuclear Technology, 166(2) :197–200, 2009.

[TYM92] Tracy, Nola, Young, John, and Mason, Robert. Multivariate Control Charts for Individual Observations. Journal of Quality Technology, 1992.

[vN09] J.M. van Noortwijk. A survey of the application of gamma processes in maintenance. Maintenance Modeling and Application, 94(1) :2–21, January 2009.

[VRKY03] Venkat Venkatasubramanian, Raghunathan Rengaswamy, Surya N. Kavuri, and Kewen Yin. A review of process fault detection and diagnosis : Part III : Process history based methods. Computers & Chemical Engineering, 27(3) :327–346, March 2003.

[WJ04] Shengwei Wang and Zhiming Jiang. Valve fault detection and diagnosis based on CMAC neural networks. Energy and Buildings, 36(6) :599–610, June 2004.

[Woo17] Simon N Wood. Generalized additive models : an introduction with R. CRC press, 2017.

[YA15] Afshin J.Ghajar Yunus A.Cengel. Heat and Mass Transfer - Fundamentals & Applications. 5th edition, 2015.

[YKL04] Jihong Yan, Muammer Koç, and Jay Lee. A prognostic algorithm for machine performance assessment and its application. Production Planning & Control, 15(8) :796–801, December 2004.

[Zha18] Dacheng Zhang. Contribution to prognostics of proton exchange membrane fuel cells : approac Theses, Université Grenoble Alpes, January 2018.

[ZJC08] Ke Zhang, Bin Jiang, and Vincent Cocquempot. Adaptive observer-based fast fault estimation. International Journal of Control, Automation, and Systems, 6(3) :320–326, 2008.

[ZK92] Tadeusz Zaleski and Krystyna Klepacka. Plate heat exchangers—method of calculation, charts and guidelines for selecting plate heat exchanger configurations. Chemical Engineering and Processing : Process Intensification, 31(1) :49–56, April 1992.

[ZRL96] Tian Zhang, Raghu Ramakrishnan, and Miron Livny. BIRCH : An Efficient Data Clustering Method for Very Large Databases. In Proceedings of the 1996 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD '96, pages 103–114, New York, NY, USA, 1996. ACM.

Annexe A

Détermination des paramètres d'une loi spécifique de l'échangeur du site industriel A

Comme cela est présenté dans le chapitre 2, les valeurs des paramètres β_c et β_f peuvent être déterminées en fonction des angles de chevron des plaques et des nombres de Reynolds des circuits primaires et secondaires [KHL02].

L'angle de chevron des plaques des échangeurs du circuit primaire est de 60°, celui du circuit secondaire est de 30°. La procédure de détermination du nombre de Reynolds est donnée dans [KHL02].

Le nombre de Reynolds Re du liquide d'un circuit est défini en se basant sur la vitesse massique moyenne du liquide d'un canal des plaques G_c, le diamètre hydraulique D_h et le coefficient de viscosité μ :

$$Re = \frac{G_c D_h}{\mu} \tag{A.1}$$

Les paramètres G_c et D_h serons calculés dans la suite en utilisant des caractéristiques géométriques des échangeurs et des caractéristiques des liquides. Les valeurs de μ peuvent être trouvées dans le rapport technique du site. Pour le site industriel A, la valeur de μ du liquide du circuit primaire est $0,000719 Pa \cdot s$, celle du liquide du circuit secondaire est $0,000353 Pa \cdot s$.

La valeur de G_c est déterminée par :

$$G_c = \frac{\rho q}{N_{cp} b L_h} \tag{A.2}$$

Où ρ est le densité massique du liquide, q est le débit volumique du circuit primaire ou du circuit secondaire, L_h est la longueur horizontale d'une plaque.

N_{cp} est le nombre de canaux par passe, qui est calculé par :

$$N_{cp} = \frac{N_t - 1}{2 N_p} \tag{A.3}$$

ρ	N_t	p	t	N_p	L_p	L_v
$1000kg/m^3$	637	0,0029m	0,0006m	2	1,575m	0,609m

TABLE A.1 Valeurs des paramètres utilisés pour calculer Re_p et Re_s

Où N_t est le nombre de plaques, N_p est le nombre de passes.

b est l'espace moyen entre les canaux, qui est calculé par :

$$b = p - t \tag{A.4}$$

Où p est la profondeur extérieure de la plaque ondulée, t est l'épaisseur d'une plaque.

La valeur de p peut être estimée par :

$$p = \frac{L_c}{N_t} \tag{A.5}$$

Où L_c est l'épaisseur cumulée de l'ensemble des plaques.

La valeur de D_h est calculée par :

$$D_h = \frac{b}{\phi} \tag{A.6}$$

ϕ est le rapport entre la surface effective d'échange de chaleur A_e qui est donnée dans le rapport technique de l'échangeur et la surface projetée A_p :

$$\phi = \frac{A_e}{A_p} \tag{A.7}$$

La valeur de A_p est estimée par le produit entre la longueur horizontale L_h et la longueur verticale L_v d'une plaque :

$$A_p = L_v * L_h \tag{A.8}$$

Les valeurs des paramètres nécessaires pour calculer le nombre de Reynolds du circuit primaire Re_p et secondaire Re_s sont données dans le tableau A.1.

En utilisant les débits minimaux mentionnés dans la section 5.2.3, on obtient les valeurs minimales de Re_c et de Re_f :

$$Re_c = 406 \tag{A.9}$$
$$Re_f = 462 \tag{A.10}$$

En se basant sur les valeurs du tableau 10.6 de [KHL02] et les valeurs minimales de Re_c et de Re_f, on peut déduire que les valeurs de β_c et de β_f sont :

$$\beta_c = -0.663 \tag{A.11}$$
$$\beta_f = -0.703 \tag{A.12}$$

Annexe B

Lois pour chaque type d'équipement

Dans cette partie, les modèles des équipements présentés dans le chapitre 2 sont rappelés. Rappelons que l'on suppose qu'il n'y a pas de pertes thermiques dans les conduites : la température dans une même conduite est supposée être la même quelle que soit la position dans la conduite.

Dans le cadre de l'analyse structurelle, une contrainte structurelle est une abstraction d'un modèle analytique (équation statique ou dynamique, linéaire ou non linéaire), qui ne considère que les liens entre les variables d'entrées, de sorties, ou variables internes des équipements (ou composants). Un modèle analytique est obtenu en exprimant les lois physiques qui régissent le comportement du système. Les lois des composants d'un réseau de distribution de chaleur sont résumées ci-dessous.

B.1 Notations

— q : Débit massique
— p : Pression
— T : Température
— UA : Coefficient d'échange d'un échangeur
— ω : Vitesse de rotation de la pompe
— Fre : Signal de commande de fréquence pour le VFD (Variateur de fréquence)
— ov : Signal de commande d'ouverture de la vanne

B.2 Mesures

Une mesure d'une variable x par un capteur est la valeur m :

$$x = m \tag{B.1}$$



FIGURE B.1 Schéma d'une conduite

B.3 Conduites uni-entrée et uni-sortie

Un exemple de conduite uni-entrée et uni-sortie est présenté dans la Figure B.1,

— Conservation de masse :

$$q_1 = q_2 \tag{B.2}$$

— Relation entre débit et pressions :

$$q_1 = k(p_1 - p_2)^\gamma \tag{B.3}$$

— Conservation d'énergie :

$$q_1 T_1 = q_2 T_2 \tag{B.4}$$

B.4 Conduites multi-entrées et uni-sortie : fusion de flux

Les conduites multi-entrées et uni-sortie sont utilisées pour connecter des conduites et fusionner des flux. Dans un schéma tuyauterie et instrumentation (Piping and instrumentation diagram : PID), ces éléments sont représentés comme dans la figure B.2 :

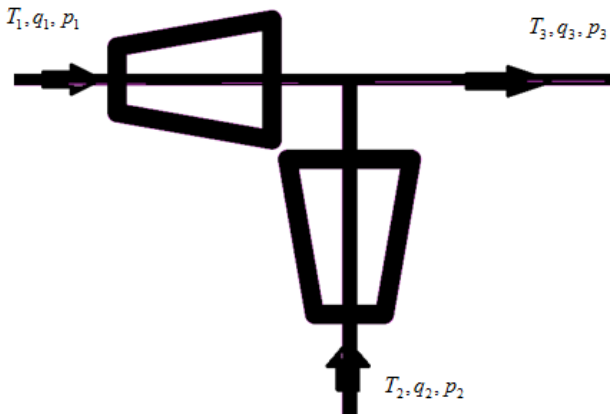


FIGURE B.2 Schéma d'une conduite multi-entrées et uni-sortie

— Conservation de masse :

$$q_3 = q_1 + q_2 \tag{B.5}$$

— Relation 1 entre débit et pressions :

$$q_1 = k(p_1 - p_3)^\gamma \tag{B.6}$$

— Relation 2 entre débit et pressions :

$$q_2 = k(p_2 - p_3)^\gamma \tag{B.7}$$

— Conservation d'énergie :

$$q_1 T_1 + q_2 T_2 = q_3 T_3 \tag{B.8}$$

B.5 Conduites uni-entrée et multi-sorties : division de flux

Les conduites uni-entrées et multi-sorties sont utilisées pour connecter des conduites et diviser un flux. Dans un schéma PID, ces éléments sont représentés comme dans la figure B.3

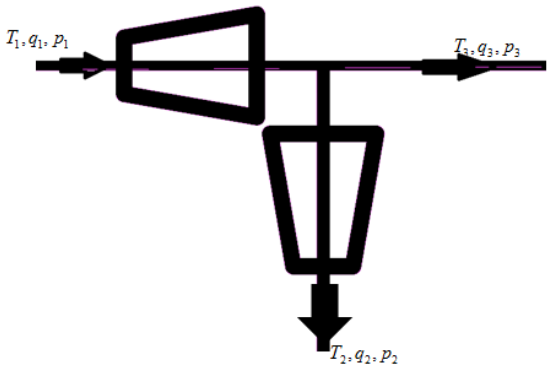


FIGURE B.3 Schéma d'une conduite uni-entrée et multi-sorties

— Conservation de masse :

$$q_1 = q_2 + q_3 \tag{B.9}$$

— Relation 1 entre débit et pressions :

$$q_2 = k(p_1 - p_2)^\gamma \tag{B.10}$$

— Relation 2 entre débit et pressions :

$$q_3 = k(p_1 - p_3)^\gamma \tag{B.11}$$

— Conservation d'énergie :

$$q_2 T_2 + q_3 T_3 = q_1 T_1 \tag{B.12}$$

$$T_1 = T_2 \tag{B.13}$$

$$T_1 = T_3 \tag{B.14}$$

B.6 Échangeur

Un échangeur peut être modélisé en utilisant 12 variables (Figure B.4), les équations suivantes relient ces variables.

Lois spécifiques : transfert de chaleur

$$P_{th} = UA\Delta T \tag{B.15}$$
$$\Delta T = \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln\left(\frac{\Delta T_1}{\Delta T_2}\right)} \tag{B.16}$$
$$\Delta T_1 = T_{c,e} - T_{f,s} \tag{B.17}$$
$$\Delta T_2 = T_{c,s} - T_{f,e} \tag{B.18}$$
$$UA = \frac{\alpha_c \alpha_f A {q_c}^{\beta_c} {q_f}^{\beta_f}}{\alpha_c {q_c}^{\beta_c} + \alpha_f {q_f}^{\beta_f}} \tag{B.19}$$

Les contraintes associées à ces lois sont nommées C_{UA} dans la modélisation structurelle.

Lois communes

— Loi 1 de conservation de masse :

$$q_f = q_{f,e} \tag{B.20}$$
$$q_f = q_{f,s} \tag{B.21}$$

— Loi 2 de conservation de masse :

$$q_c = q_{c,e} \tag{B.22}$$
$$q_c = q_{c,s} \tag{B.23}$$

— Relation 1 entre débit et pressions :

$$f_1\left(\mathrm{p}_{f,s}, \mathrm{p}_{f,e}, \mathrm{q}_f\right) = 0 \tag{B.24}$$

— Relation 2 entre débit et pressions :

$$f_2\left(\mathrm{p}_{c,e}, \mathrm{p}_{c,s}, \mathrm{q}_c\right) = 0 \tag{B.25}$$

— Conservation d'énergie :

$$P_{th,c} = d_c q_c C_{p,c}\left(T_{c,e} - T_{c,s}\right) \tag{B.26}$$
$$P_{th,f} = d_f q_f C_{p,f}\left(T_{f,s} - T_{f,e}\right) \tag{B.27}$$
$$P_{th,c} = P_{th,f} \tag{B.28}$$
$$P_{th} = P_{th,c} \tag{B.29}$$

L'ensemble des contraintes associées aux lois concernant la conservation d'énergie de l'échangeur est nommé C_{th}.

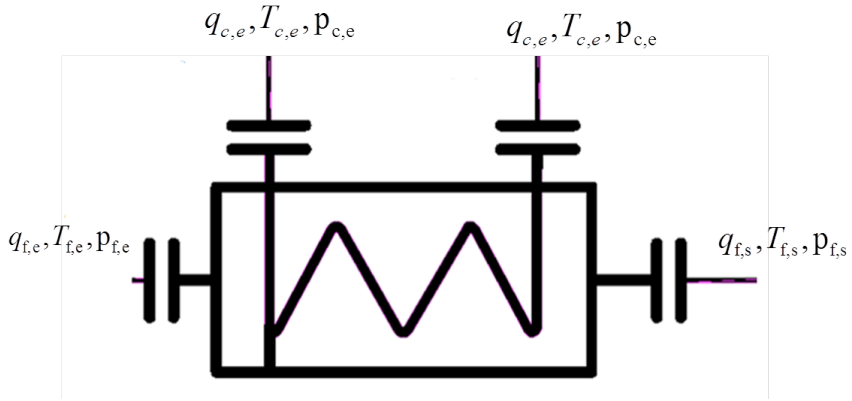


FIGURE B.4 Schéma de l'échangeur

Propriété 2.
Le système décrit par l'ensemble de contraintes C_{UA}, et dont les variables inconnues sont des variables qui n'apparaissent que dans C_{UA} est un MSO.

Démonstration. Les variables qui n'apparaissent que dans C_{UA} est $\{U, \Delta T, \Delta T_1, \Delta T_2\}$. C_{UA} comprend 5 contraintes. On peut trouver un couplage complet sur les variables :

1. Calculer ΔT_1 par l'équation B.17 , ΔT_2 par l'équation B.17
2. Calculer ΔT par l'équation B.16.
3. Calculer UA par l'équation B.15 ou B.19.

Le système qui comprend les contraintes C_{UA}, et dont les variables inconnues sont les variables qui n'existent que dans C_{UA} est donc un MSO. □

B.7 Pompe

La pompe centrifuge est commandée par un régulateur. La consigne de vitesse de rotation est notée Fre. Le comportement de la pompe est contraint par les lois spécifiques et les lois communes suivantes :

Lois spécifiques : Conversion d'énergie électrique en énergie hydraulique

$$P_e = UI \tag{B.30}$$
$$P_{m1} = T_e\omega \tag{B.31}$$
$$P_{m2} = T_p\omega_p \tag{B.32}$$
$$\omega_p = \omega \tag{B.33}$$
$$P_h = \rho g \Delta P q_1 \tag{B.34}$$
$$\Delta p = p_2 - p_1 \tag{B.35}$$
$$\eta_e = f_e\left(\omega, P_h\right) \tag{B.36}$$
$$P_{m1} = P_{m2} + L_m + L_{df} \tag{B.37}$$
$$L_m = f_{rj}(\omega_p) \tag{B.38}$$
$$L_{df} = f_{df}\left(\omega_p\right) \tag{B.39}$$
$$P_{m2} = \frac{P_h}{\eta_{h1}\eta_{h2}} \tag{B.40}$$
$$\eta_{h1} = f_{h1}\left(q\right) \tag{B.41}$$
$$\eta_{h2} = f_{h2}\left(\omega_p, q\right) \tag{B.42}$$
$$P_e = \frac{P_{m_1}}{\eta_e} \tag{B.43}$$
$$\omega = f_{vfd}(Fre) \tag{B.44}$$

L'ensemble des contraintes associées à ces lois spécifiques de la pompe est nommé C_{Pom}.

Lois communes

— Conservation de masse :

$$q = q_1 \tag{B.45}$$
$$q = q_2 \tag{B.46}$$

— Relation 1 entre débit et pressions :

$$f_1\left(\mathrm{p}_{f,s}, \mathrm{p}_{f,e}, \mathrm{q}_f\right) = 0 \tag{B.47}$$

— Conservation d'énergie :

$$q_1 T_1 = q_2 T_2 \tag{B.48}$$

Propriété 3.
Lorsque la vitesse de rotation et les couples ne sont pas mesurés, le système qui comprend les contraintes C_{Pom}, et dont les variables inconnues sont les variables qui n'apparaissent que dans C_{Pom} est un MSO.

Démonstration. Lorsque la vitesse de rotation et les couples ne sont pas mesurés, 14 variables n'existent que dans C_{Pom}.

Ces variables sont $\{T_e, \omega, \omega_p, P_e, \Delta p, \eta_e, \eta_{h1}, \eta_{h2}, L_m, L_{df}, P_{m1}, P_{m2}, T_p, Fre\}$.

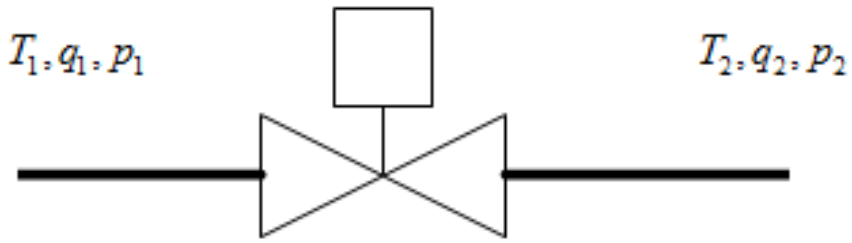


FIGURE B.5 Schéma d'une vanne 2 voies

Il y a 17 contraintes dans C_{Pom}. Il est possible de trouver un couplage complet pour ces variables. Le système qui comprend les contraintes C_{Pom}, et dont les variables inconnues sont les variables qui n'existent que dans C_{Pom} est donc un MSO □

B.8 Vanne 2 voies

Loi spécifique : contrôle de débit

$$C_v A_v = f_{val}(ov) \tag{B.49}$$

Lois communes

— Conservation de masse :

$$q_1 = q_2 \tag{B.50}$$

— Relation entre débit et pressions :

$$q_1 = C_v A_v \sqrt{p_1 - p_2} \tag{B.51}$$

— Conservation d'énergie :

$$q_1 T_1 = q_2 T_2 \tag{B.52}$$

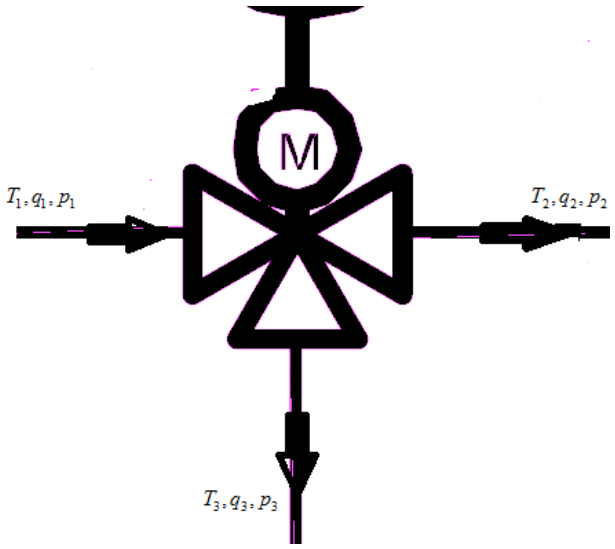


FIGURE B.6 Schéma d'une vanne 3 voies

B.9 Vanne 3 voies

L'ouverture de la vanne est commandée par un régulateur. La vanne 3 voies peut être décomposée en 2 vannes 2 voies.

Lois spécifiques : contrôle de débit

$$C_{v1}A_{v1} = f_{val1}(ov) \tag{B.53}$$
$$C_{v2}A_{v2} = f_{val2}(ov) \tag{B.54}$$

Lois communes

— Conservation de masse :

$$q_1 = q_1 + q_3 \tag{B.55}$$

— Relation 1 entre débit et pressions :

$$q_1 = C_{v1}A_{v1}\sqrt{p_1 - p_3} \tag{B.56}$$

— Relation 2 entre débit et pressions :

$$q_2 = C_{v2}A_{v2}\sqrt{p_2 - p_3} \tag{B.57}$$

— Conservation d'énergie :

$$T_1 q_1 = T_2 q_2 + T_3 q_3 \tag{B.58}$$

Annexe C

Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode d'analyse des données et d'une façon plus générale de la statistique multi-variée, qui consiste à transformer des variables corrélées entre elles en nouvelles variables indépendantes les unes des autres (donc "non corrélées"). Ces nouvelles variables sont appelées des axes principaux. Cette méthode permet de condenser l'information en un nombre d'axes plus limité que le nombre d'origine de variables [Ben73].

Le calcul des axes principaux est présenté ci-dessous. Soit $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \ldots, \mathbf{x}_N]^T$ un ensemble d'observations, de cardinalité N. $\mathbf{x}_i$ est une observation qui comporte m variables : $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \ldots, x_{im}]^T$.

Notons $\mathbf{P} = \left[\mathbf{p}_1^T, \ldots, \mathbf{p}_l{}^T\right]$ $(l < m)$ l'espace dans lequel les données sont projetées. Les colonnes de $\mathbf{P}$ sont appelées les axes principaux. Les composantes principales sont les projections de $\mathbf{X}$ sur les axes principaux. $\mathbf{P}$ constitue une base d'un nouvel espace dont les axes principaux sont orthogonaux.

Premier axe principal Sans perte de généralité, supposons que $\mathbf{X}$ est centré, $\frac{1}{N-1}(\mathbf{X}\mathbf{p_1})^T(\mathbf{X}\mathbf{p_1})$ est donc l'estimation de la variance de la première composante principale $\mathbf{X}\mathbf{p_1}$. Nous pouvons réécrire cette estimation comme ci-dessous :

$$\frac{1}{N-1}(\mathbf{X}\mathbf{p_1})^T(\mathbf{X}\mathbf{p_1}) = \frac{1}{N-1}\mathbf{p_1}{}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{p_1}$$

Le premier axe principal rend maximale la variance de la première composante principale, ce qui peut être traduit comme le problème d'optimisation ci-dessous :

$$\begin{aligned}\mathbf{p}_1 = \arg\max_{\mathbf{p}} &\left\{\mathbf{p}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{p}\right\} \\ &\text{s.c } \mathbf{p}^T\mathbf{p} = 1\end{aligned} \tag{C.1}$$

La solution du problème d'optimisation décrit dans l'équation C.1 est donnée par le théorème de *Rayleigh* [HJ12] : $\mathbf{p}_1$ est le vecteur propre correspondant à la valeur propre la plus grande de $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$.

Axes principaux suivants Les axes principaux suivants sont obtenus en effectuant la même méthode ci-dessous sur le résidu de X :

$$\mathbf{p}_{k+1} = \arg\max_{\|\mathbf{p}\|=1} \left\{ \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{X}_{res}^k{}^T \mathbf{X}_{res}^k \mathbf{p}}{\mathbf{p}^T \mathbf{p}} \right\} \tag{C.2}$$

où $\mathbf{X}_{res}^k = \mathbf{X} - \sum_{i=1}^{k} \mathbf{X}\mathbf{p}_i \mathbf{p}_i{}^T$ est le résidu de X à la $k^{\text{ème}}$ étape,

Annexe D

Distribution de Hotelling

Supposons qu'un ensemble d'échantillons de $\mathbf{r} : \{\mathbf{r}(t_1), \ldots, \mathbf{r}(t_N)\}$ suit une distribution gaussienne multivariée : $\mathbf{r}(t_i) \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$, où $\mathbf{r}$ est un vecteur qui comprend p variable. μ est l'espérance, Σ est la matrice de covariance.

Comme cela a été présenté dans le chapitre 1, le test de Hotelling est utilisé pour tester si l'espérance d'un nouvel échantillon $\mathbf{r}(t_{N+1})$ est égale à μ. Ce test utilise la variable T^2 définie par :

$$T^2 = (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \tag{D.1}$$

où $\hat{\mu}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ sont respectivement les estimations de μ et $\mathbf{\Sigma}$.

Lorsque ces deux paramètres sont calculés par le même ensemble d'échantillons $\{\mathbf{r}(t_1), \ldots, \mathbf{r}(t_N)\}$, on a

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{r}(t_i) \tag{D.2}$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (\mathbf{r}(t_i) - \hat{\mu})(\mathbf{r}(t_i) - \hat{\mu})^T \tag{D.3}$$

La distribution de T^2 sera définie par la suite. Les estimations $\hat{\mu}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ suivent respectivement la distribution gaussienne et la distribution de Wishart [TYM92] :

$$\hat{\mu} \sim \mathcal{N}\left(\mu, \frac{\Sigma}{N}\right) \tag{D.4}$$

$$W = (N-1)\hat{\Sigma} \sim W(N-1, \Sigma) \tag{D.5}$$

Supposons que $\mathbf{r}(t_{N+1})$, $\hat{\mu}$, $\hat{\Sigma}$ sont indépendants, on obtient :

$$\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu} \sim N\left(0, \left(\frac{N+1}{N}\right)\Sigma\right) \tag{D.6}$$

$$y = \sqrt{\frac{N}{N+1}}\,(\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu}) \sim N(0, \Sigma) \tag{D.7}$$

Réécrivons l'expression de T^2 pour adapter l'expression dans l'équation D.7.

$$\begin{aligned} T^2 &= (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \\ &= \frac{N+1}{N} \sqrt{\frac{N}{N+1}} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu}) \hat{\Sigma}^{-1} \sqrt{\frac{N}{N+1}} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \end{aligned} \tag{D.8}$$

Nous pouvons exprimer T^2 en fonction de y et W comme ci-dessous :

$$\begin{aligned} T^2 &= (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \\ &= \frac{N+1}{N} y W^{-1} y^T \end{aligned} \tag{D.9}$$

Selon le théorème donné dans [Ric99, p10], on a

$$\frac{N-p}{(N-1)\,p} y W^{-1} y^T \sim F(p, N-p) \tag{D.10}$$

$$\frac{N+1}{N\,(N-1)} y W^{-1} y^T \sim \frac{N+1}{N} \frac{(N-1)\,p}{N-p} F(p, N-p) \tag{D.11}$$

En se basant sur les équations D.8, D.9 et D.11 nous obtenons :

$$T^2 = (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu}) \sim \frac{p(N-1)\,(N+1)}{(N-p)\,N} F(p, N-p) \tag{D.12}$$

Lorsque les ensembles d'échantillons de données pour estimer $\hat{\mu}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ ne sont pas identiques, notons N_1 le nombre d'échantillons utilisés pour estimer $\hat{\mu}$ et N_2 le nombre d'échantillons utilisés pour estimer $\hat{\Sigma}$. Les distributions de $(\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})$ et de $\hat{\Sigma}$ deviennent

$$\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu} \sim N\left(0, \left(\frac{N_1+1}{N_1}\right)\Sigma\right) \tag{D.13}$$

$$(N_2 - 1)\,\hat{\Sigma} \sim W\,(N_2 - 1, \Sigma) \tag{D.14}$$

En utilisant la même démarche que celle utilisée pour déduire l'équation D.12, nous obtenons la distribution de $(\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})$ lorsque les nombres d'échantillons utilisés pour estimer $\hat{\mu}$ et $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ ne sont pas identiques :

$$(\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}(t_{N+1}) - \hat{\mu}) \sim \frac{(N_2-1)\,(N_1+1)\,p}{N_1\,(N_2-p)} F(p, N_2-p) \tag{D.15}$$

Annexe E

Influence d'une évolution linéaire des indicateurs sur l'estimation de la matrice de variance-covariance

E.1 Position du problème

Supposons que les valeurs des indicateurs soient issues d'une évolution temporelle suivant une trajectoire linéaire définie par μ (origine) et $\mathbf{d}$ (vecteur directeur). Le processus aléatoire est décrit de la manière suivante :

$$\mathbf{r}(t_k) = \mu + \mathbf{d}\boldsymbol{\Delta} + \epsilon\,(t_k) \tag{E.1}$$

$\epsilon \sim N\left(0, \sigma^2 I\right)$ est le bruit.

L'objectif est de montrer l'influence d'une évolution linéaire sur l'estimation de la matrice de covariance de $\mathbf{r}(t_k)$. Pour faciliter cette illustration, nous faisons les hypothèses suivantes :

- $E\,(\boldsymbol{\Delta}) = 0$: Les composantes aléatoires des indicateurs ne sont pas corrélées. On peut se ramener à cette hypothèse d'une variance unique σ^2 par un changement d'échelle.
- $\boldsymbol{\Delta}$ est un processus mono-dimensionnel de distribution inconnue liée à l'évolution temporelle.
- $\mathbf{d}^T\mathbf{d} = 1$: le vecteur directeur est normé.
- $E\left(\boldsymbol{\Delta}^T\epsilon(t)\right) = 0$: les processus déterministe et aléatoire sont indépendants.

E.2 Calcul de la matrice de variance-covariance de $\mathbf{r}(t_k)$

D'après les hypothèses ci-dessus, l'espérance de $\mathbf{r}(t_k)$ est μ. La matrice de variance-covariance peut être calculée par :

$$E\left(\left(r(t_k) - \mu\right)\left(r(t_k) - \mu\right)^T\right) = \mathbf{d}E\left(\boldsymbol{\Delta}\boldsymbol{\Delta}^T\right)\mathbf{d}^T + \sigma^2\mathbf{I} \tag{E.2}$$

Dans ces conditions, $\mathbf{d}$ est un vecteur propre de la matrice de variance-covariance. En effet, nous avons la relation suivante :

$$\left(\mathbf{d}E\left(\mathbf{\Delta\Delta}^T\right)\mathbf{d}^T+\sigma^2\mathbf{I}\right)\mathbf{d}=\left(E\left(\mathbf{\Delta\Delta}^T\right)+\sigma^2\right)\mathbf{d} \tag{E.3}$$