Nancy-Université
Université Henri Poincaré

Ce document numérisé est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.
Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur au même titre que sa version papier. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.
D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.
La Bibliothèque a pris soin d'adresser un courrier à l'auteur dans lequel elle l'informe de la mise en ligne de son travail. Celui-ci peut en suspendre la diffusion en prenant contact avec notre service.

➢ Contact SCD Nancy 1 : theses.sciences@scd.uhp-nancy.fr

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

THESE

présentée pour l'obtention du

DOCTORAT

DE L'UNIVERSITE DE NANCY I

Spécialité Automatique

par

Abdelouhab AITOUCHE

DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAILLANCES DE CAPTEURS

soutenue publiquement le 4 décembre 1990 devant la commission d'examen

Président	:	Michel AUBRUN
Rapporteurs	:	Michel ENJALBERT
		Mohamed DAROUACH
Examinateurs	:	José RAGOT
		Abdelhafid FEGHOULI
		Didier MAQUIN
		Wojciech GOMOLKA

DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAILLANCES DE CAPTEURS

A ma femme et mes deux enfants

Avant propos

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au Laboratoire d'Automatique et de Recherche Appliquée du Centre de Recherche en Automatique de Nancy et de l'Université de Nancy I.

Je tiens à remercier particulièrement Monsieur Michel AUBRUN, Professeur à L'Université de Nancy I, pour l'accueil qu'il m'a réservé dans son laboratoire et pour l'honneur qu'il me fait de présider le jury de cette thèse. Qu'il trouve également exprimée dans ces quelques lignes ma gratitude pour ces précieux conseils, ses nombreux encouragements et sa constante disponibilité.

Je tiens à exprimer mes remerciements à Monsieur José RAGOT, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure de Géologie, qui a dirigé l'ensemble de mes travaux. Son dynamisme, ses qualités humaines et nos fructueuses discussions ont été pour moi une source permanente d'encouragement.

Que Monsieur Michel ENJALBERT, Professeur à l'Institut de Génie Chimique de Toulouse, accepte mes vifs remerciements pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail.

J'adresse mes remerciements à Monsieur Mohamed DAROUACH, Professeur à l'Institut Universitaire de Technologie de Longwy pour ses questions et l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail.

A Monsieur Didier MAQUIN, Maître de Conférence de l'Université de Nancy I, j'adresse mes remerciements pour sa participation au jury et pour ses conseils qui m'ont été d'un précieux apport.

J'ai été sensible à l'honneur que me fait Monsieur Wojciech GOMOLKA, Professeur à l'Université de Haute Silésie (Pologne), de participer au jury et je le remercie sincèrement.

La présence dans le jury de Monsieur Abdelhafid FEGHOULI, Directeur de l'Institut Algérien du Pétrole de Boumerdès (Algérie), me fait grandement plaisir. Je tiens à lui exprimer ma profonde reconnaissance pour l'intérêt qu'il porte à ce travail.

J'adresse également mes remerciements à Monsieur Houcine CHAFOUK et Monsieur Fréderic KRATZ qui m'ont prodigué leurs conseils et leur amitié pour l'élaboration de ce mémoire.

Enfin, ma reconnaissance s'adresse à tous mes camarades du laboratoire pour les bons moments que j'ai passé en leur compagnie et en particulier Messieurs Mustapha OULADSINE et Abdessamad KOBI.

RESUME :

L'objectif fondamental de cette thèse est la comparaison de méthodes de détection de défauts de capteurs. Des fonctions statistiques de comparaison, utilisées sur différents horizons temporels, permettent de détecter des changements dans les caractéristiques des capteurs. Des défauts réels, provoqués sur une installation pilote, permettent d'évaluer les performances des méthodes qui ont été retenues.

Les performances de la méthode de l'espace de parité ont été comparées aux méthodes des termes correctifs normalisés et aux écarts de fermeture de bilan normalisés dans le cas des systèmes linéaires. Une estimation de l'amplitude de défaut basée sur le critère des moindres carrés a été développée. Une autre technique de détection, basée sur le critère d'information d'AKAIKE, associée à un algorithme de recherche systématique des capteurs défaillants, a été développée. Toutes ces méthodes ont été appliquées lorsqu'on dispose d'une ou de plusieurs campagnes de mesure.

Une technique utilisant une estimation récursive des grandeurs réelles par élimination de contrainte a été développée et appliquée à la détection de défaillances de capteurs.

Dans le cas des systèmes bilinéaires, nous avons étendu la méthode des termes correctifs normalisés et la méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés à la détection de défauts. Des algorithmes pour localiser les capteurs en défaut ont été proposés. Une technique d'estimation de l'amplitude de défaut basée sur un calcul hiérarchisé à deux niveaux permet d'estimer l'amplitude des défauts.

ABSTRACT :

The basic aim of this thesis is the comparison between different methods of detection of measurement errors. Some statistical functions of comparison, used on different temporal horizons, allow to detect changes in the characteristics of sensors. Real faults prompted on an experimental installation allow to evaluate the performances of the methods which have been considered.

The performances of the method of the parity space have been compared to the methods of the standardized least square residuals and the standardized imbalance residuals in the case of linear systems. An estimation of the fault magnitude based on the least square criterion has been developed. Another technique of detection, based on the information criterion of AKAIKE, associated with an algorithm of systematic research of the defective sensors, has been developed too. All these methods have been applied when one or several series of measurements are available.

A technique, using a recursive estimation of real magnitudes through the elimination of constraint has been developed and applied to the detection of sensor failures.

On the case of the bilinear systems, we have extended the method of the standardized least square residual and the method of the standardized imbalance residual to fault detection. Algorithms to locate the failure sensors have been suggested. A technique of the defect magnitude based on a two leveled hierarchical calculation has been developed.

SOMMAIRE

INTRODUCTION 8

CHAPITRE I - TECHNIQUES DE DETECTION DE DEFAUTS

INTRODUCTION 14

I.1 - PRINCIPAUX TYPES DE DEFAUTS 14

I.2 - EXEMPLES DE METHODES DE DETECTION DE DEFAUTS 16

I.3 - TECHNIQUES DE DETECTION APPLIQUEES AUX BILANS LINEAIRES 18

CONCLUSION 27

CHAPITRE II - TESTS STATISTIQUES SUR HORIZONS MOBILES

INTRODUCTION 29

II.1 - ESSAI SIMULE 31

II.1.1 - Utilisation d'une fenêtre 31

II.1.2 - Utilisation de deux fenêtres non indépendantes 31

II.1.3 - Utilisation de fenêtres indépendantes 32

CONCLUSION 34

II.2 - ESSAIS SUR PROCEDE PILOTE 34

II.2.1 - Description des essais 34

II.2.2 - Défaut de vibrations 35

II.2.3 - Défaut d'alimentation 35

II.2.4 - Défaut dû à un changement d'étalonnage pleine échelle 36

II.2.5 - Défaut provoqué par des perturbations électromagnétiques 37

II.2.6 - Défaut dû à un échauffement 38

CONCLUSION 39

CHAPITRE III - DETECTION PAR LA REDONDANCE ANALYTIQUE STATIQUE DANS LES SYSTEMES LINEAIRES

INTRODUCTION 42

III.1 - COMPARAISON DE LA METHODE DE L'ESPACE DE PARITE AVEC LES METHODES DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES ET DES ECARTS DE FERMETURE DE BILAN 42

III.1.1 - Hypothèses et modèle 42

III.1.2 - Méthode de l'espace de parité 43

III.1.3 - Méthode des termes correctifs normalisés 45

III.1.4 - Equivalence entre projections du vecteur de parité et termes correctifs normalisés 48

III.1.5 - Localisation des capteurs défaillants 50

III.1.6 - Méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés 52

III.1.6.1 - Présentation de la méthode 52

III.1.6.2 - Mise en œuvre de la méthode 52

III.1.7 - Etude de la robustesse 53

III.1.7.1 - Description des essais 53

III.1.7.2 - Analyse des résultats de simulation 57

III.1.8 - Estimation de l'amplitude des erreurs de mesure 61

III.1.9 - Comportement des méthodes en multi-observations 63

III.2 - DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAUTS PAR LE CRITERE D'INFORMATION D'AKAIKE 67

III.2.1 - Formulation du problème 67

III.2.2 - Estimation des erreurs de mesure normalisées 68

III.2.3 - Détection et localisation de biais 70

III.2.4 - Applications de la méthode 75

CONCLUSION 76

CHAPITRE IV - DETECTION DE DEFAUTS UTILISANT UNE ESTIMATION RECURSIVE

INTRODUCTION 78

IV.1 - APPROCHE UTILISANT UNE ESTIMATION RECURSIVE EN FONCTION DE LA MOYENNE DES MESURES 78

IV.1.1 - Exposé de la méthode 78

IV.1.2 - Détection et localisation de défauts 80

IV.1.3 - Applications 80

IV.2 - APPROCHE UTILISANT UNE ELIMINATION DE CONTRAINTE 82

IV.2.1 - Mise en œuvre de la méthode 82

IV.2.2 - Détection et localisation des erreurs de mesure 85

IV.2.3 - Applications 86

CONCLUSION 90

CHAPITRE V - DETECTION DE DEFAUTS DANS LES SYSTEMES BILINEAIRES

INTRODUCTION 92

V.1 - FORMULATION DU PROBLEME D'ESTIMATION DES GRANDEURS 92

V.2 - METHODE DES RESIDUS DE BILAN NORMALISES 93

V.2.1 - Exposé de la méthode 93

V.2.2 - Essais réalisés en simulation 95

V.2.3 - Analyse des résultats 96

V.3 - METHODE DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES 97

V.3.1 - Estimation des grandeurs par linéarisation des contraintes 97

V.3.2 - Détection et localisation de défauts 98

V.3.3 - Interprétation des résultats 99

V.4 - RECONCILIATION DES DONNEES 100

V.5 - COMPORTEMENT DE LA METHODE DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES EN MULTI-OBSERVATIONS 103

CONCLUSION 106

CONCLUSION 107

ANNEXE I - PRESENTATION DE L'INSTALLATION PILOTE

INTRODUCTION 111

A.1 - DESCRIPTION DE L'INSTALLATION 111

A.2 - DESCRIPTION DU PROCESSUS 111

A.2.1 - Fonctionnement de l'hydrocyclone 112

A.2.2 - Instrumentation utilisée 113

A.3 - ORGANES DE COMMANDE 121

A.4 - ACQUISITION ET TRAITEMENT DES SIGNAUX 121

ANNEXE II - TESTS STATISTIQUES UTILISES

INTRODUCTION 122

B.1 - PRINCIPE DES TESTS 122

B.2 - UTILISATION D'UN ECHANTILLON 123

- Test des séquences 123

B.3 - UTILISATION DE DEUX ECHANTILLONS NON INDEPENDANTS 123

B.3.1 - Test des signes 123

B.3.2 - Test de rang signé de Wilcoxon 124

B.4 - UTILISATION DE DEUX ECHANTILLONS INDEPENDANTS 124

B.4.1 - Test de comparaison de moyennes 124

B.4.2 - Test de comparaison de variances 124

B.4.3 - Test de Mann-Whitney 125

B.5 - LIMITES DE DETECTION 125

ANNEXE III - TROIS APPROCHES POUR RESOUDRE LE PROBLEME DES DONNEES MANQUANTES

INTRODUCTION 126

C.1 - APPROCHE UTILISANT UNE DECOMPOSITION MATRICIELLE 126

C.2 - APPROCHE UTILISANT UNE MATRICE DE PROJECTION 128

C.3 - APPROCHE UTILISANT LA NOTION DE GRAPHE 129

C.4 - EXEMPLE D'ILLUSTRATION 129

REFERENCES 134

LISTE DES SYMBOLES

A^T	Transposée de la matrice A
A^{-1}	Inverse de la matrice A
Diag(A)	Matrice diagonale formée à l'aide de la diagonale de la matrice A
Λ_X	Matrice diagonale telle que : $\Lambda_X(i,i) = X(i)$ où X est un vecteur
I_v ou I	Matrice identité de rang v
M	Matrice d'incidence
ε	Erreur de mesure
δ	Biais de mesure
X	Mesure
X^*	Grandeur vraie
$\hat{X}$	Grandeur estimée
Esp(ε)	Espérance mathématique de ε
Var(ε) ou V	Variance de ε
$\sim N(m,V)$	Distribué selon une loi normale de moyenne m et de variance V
$\sim \chi^2_n$	Distribué selon une loi du khi 2 à n degrés de liberté
Ln( )	Fonction logarithme népérien
exp( )	Fonction exponentielle
Prob	Probabilité
α	Niveau de confiance
β	Niveau de confiance ajusté
$\| X \|^2_{V^{-1}}$	Carré de la norme du vecteur X pondérée par V^{-1}

Φ	Critère d'optimisation
L	Lagrangien
λ , μ	Multiplicateurs de Lagrange
*	Produit de deux vecteurs terme à terme.

INTRODUCTION

De plus en plus, les automaticiens se préoccupent des problèmes de détection de panne, de surveillance et de diagnostic dans les processus industriels. En effet, les procédés industriels, quelque soit leur nature, deviennent de plus en plus complexes. En outre, pour certains processus, des pannes de capteurs non détectées peuvent entraîner des accidents dangereux (centrales nucléaires, avionique).
La détection d'une panne doit permettre d'éviter ce genre de problème, d'améliorer considérablement la disponibilité du processus et de réduire les coûts de sa maintenance.

Plusieurs approches de la détection de défauts ont été élaborées. Celles-ci sont classées selon la nature des défauts à détecter :

- détection de défauts de procédé,

- détection de défauts d'instruments de mesure (capteurs),

- détection de défauts d'instruments de contrôle (régulateurs),

- détection de défauts d'organes de commande (actionneurs),

- détection complète de défauts.

Nous pouvons citer quelques exemples de défauts pour chacune des approches précédentes :

- fuite d'un réservoir,

- biais sur la mesure délivrée par un capteur,

- dérive d'un régulateur analogique,

- blocage d'une vanne pneumatique.

Dans cette étude, nous nous préoccupons de l'organe de la chaîne de mesure le plus sensible qu'est le capteur. Celui-ci occupe une place centrale dans une installation industrielle comme le montre la figure 1.

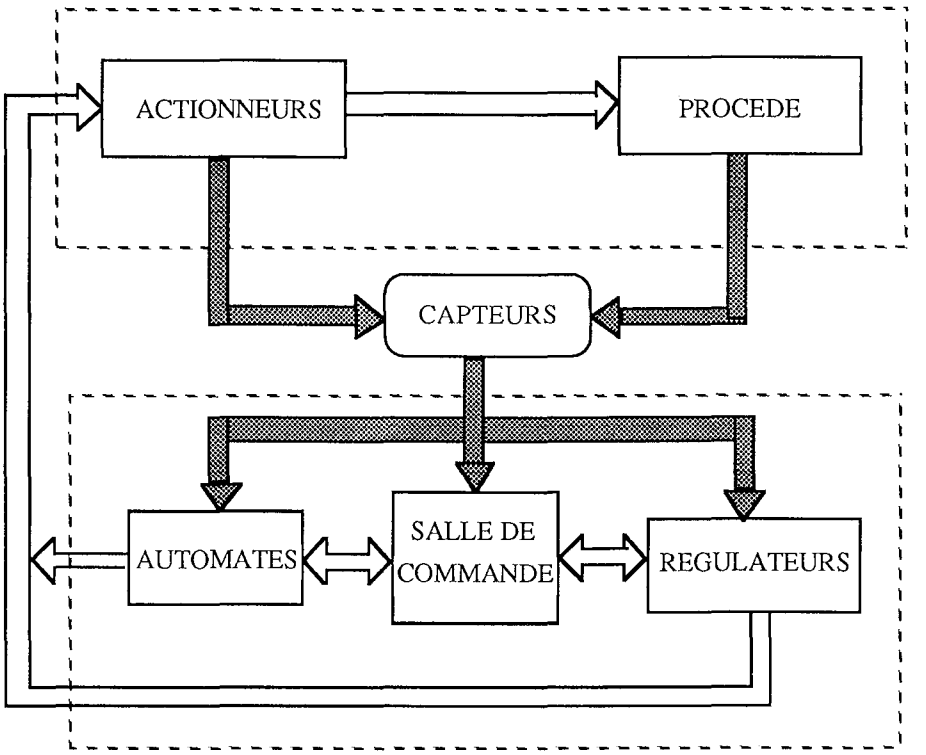


Figure 1 : place occupée par les capteurs dans une installation industrielle

Il est important de noter que le capteur étant le collecteur d'information sur le processus, on ne peut détecter un défaut sur celui-ci que si l'information qu'il délivre est comparée à une ou plusieurs autres informations.

Cette information redondante peut être de deux types :

- redondance matérielle ou physique,

- redondance analytique ou fonctionnelle.

Lorsque la sécurité de fonctionnement de l'installation industrielle est fondamentale, on a recours à la redondance matérielle. Celle-ci est employée dans le domaine nucléaire [36], [123], [124], le domaine aérospatial [12], [24], [31], le domaine maritime [38],[46], les télécommunications et le transport en général.

L'idée consiste à utiliser un vote logique pour identifier le capteur défaillant sur un ensemble de capteurs redondants (au moins trois). L'avantage de cette technique est qu'elle emploie une logique simple et qu'elle ne requiert pas la connaissance statistique des informations délivrées par les capteurs pour son implantation.

Dans les unités industrielles existantes, l'installation de capteurs supplémentaires pour réaliser la redondance est souvent irréalisable (coûts financiers prohibitifs). En outre, une panne commune à tous les capteurs est toujours possible du fait que ceux-ci peuvent avoir, par exemple, la même alimentation électrique.

Pour parer à ces inconvénients, il faut recourir aux informations délivrées par les autres capteurs. On utilise alors la redondance analytique.

Dans le cas des redondances matérielles et analytiques, la méthode de détection de défauts est dite "globale" puisqu'elle utilise les informations issues de plusieurs capteurs (au moins trois mesurant la même information) ou de l'ensemble des capteurs.

Lorsque les capteurs sont considérés séparément, la méthode de détection est dite "locale". Les méthodes locales nécessitent la connaissance des caractéristiques statistiques des signaux issus des capteurs ou la connaissance des caractéristiques dynamiques des capteurs.

Les méthodes globales sont, en général, issues des techniques de validation de données par bilan matière ou bilan énergie. Les exigences principales pour l'emploi de ces méthodes sont :

- un modèle mathématique "convenable" du processus,

- un niveau de bruit de mesure "raisonnable",

- un algorithme "satisfaisant" pour l'exécution des calculs.

Les trois qualificatifs que nous avons employés seront évalués en fonction des objectifs que l'on veut atteindre. Il est certain que des mesures fortement bruitées nuiront à l'efficacité de ces méthodes.

En outre, nous limitons notre étude aux cas des systèmes fonctionnant en régime statique. Nous ne considérons pas les pannes franches de capteurs (saturation haute et basse) car celles-ci sont facilement détectables avec des systèmes à seuils par exemple.

Le premier chapitre est consacré aux différents travaux réalisés sur la détection de défauts utilisant les techniques de validation de données. Après avoir rappelé les définitions et la terminologie employées en détection de défauts de capteurs ainsi que quelques méthodes de détection, nous présentons les travaux entrepris jusqu'à présent sur la détection de défauts de capteurs par équilibrage de bilan matière ou bilan énergie. Les méthodes issues de ces travaux ont été essentiellement appliquées à des procédés chimiques en régime de fonctionnement statique.

Le second chapitre est relatif à la détection de défauts de capteurs provenant de notre installation pilote qui est décrite en annexe I. Nous appliquons à ces signaux des méthodes locales par comparaison de certaines grandeurs statistiques sur un et deux horizons temporels mobiles. Les anomalies détectées par cette technique sont :

- le non respect du caractère aléatoire d'apparition des valeurs,

- le non respect d'une loi de distribution,

- la présence de valeurs aberrantes (valeurs extrêmes) ...

Le troisième chapitre expose, dans la première partie, la méthode de l'espace de parité. Les performances de celle-ci sont comparées à deux méthodes utilisant aussi la redondance analytique que nous rappelons. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous développons une méthode basée sur le critère d'information d'AKAIKE qui a été utilisée essentiellement pour la modélisation des systèmes. Nous l'avons adapté à notre problème.

Les méthodes précédentes ne sont pas adaptées au calcul en temps réel surtout lorsque les systèmes sont de grandes dimension ; avec la contrainte de détection en ligne, il est nécessaire d'avoir recours à des méthodes simples s'appuyant sur des calculs récursifs. C'est l'objet du quatrième chapitre. La première partie de celui-ci est relative au calcul récursif des estimées des grandeurs réelles sur une fenêtre mobile.

Nous calculons ensuite, pour chaque voie, le terme correctif normalisé. La détection consiste à comparer le terme correctif normalisé avec un seuil. Dans la deuxième partie, une autre technique est exposée. Comme on le verra, celle-ci est étroitement liée aux techniques de détection utilisant un filtrage de KALMAN.

Le dernier chapitre est consacré à la mise en œuvre d'algorithmes de détection de défauts appliqués aux systèmes décrits par des équations bilinéaires. La méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés est étendue au cas des systèmes bilinéaires. La méthode des termes correctifs normalisés est étendue au cas de ces systèmes en estimant préalablement les grandeurs. Des exemples simulés de dimensions suffisantes seront traités.

Enfin, cette étude est complétée par trois annexes :

- la première décrit l'installation pilote que nous avons réalisée,

- la deuxième rassemble les tests statistiques utilisés au second chapitre,

- la dernière traite le problème des données manquantes.

CHAPITRE I

TECHNIQUES DE DETECTION DE DEFAUTS

INTRODUCTION

L'amélioration de la disponibilité et de la sécurité d'une installation industrielle passe par une "crédibilité accrue" des informations délivrées par les capteurs et mises à la disposition des opérateurs dans les systèmes automatisés et par l'exploitation optimale de ces données.

La multiplicité des types de défauts pouvant affecter une mesure explique en partie la méfiance des opérateurs envers les informations collectées par des capteurs, en cas d'alarme en particulier. L'opérateur ne disposant que du signal de mesure, peut être aveugle quant à la nature du défaut. Le besoin en crédibilité recouvre un besoin en informations validées. En ce sens, la crédibilité peut être définie comme le service généré par l'ensemble des validations effectuées sur une information.

La validation des données est l'opération qui consiste à engendrer une information qui sera considérée comme crédible par les opérateurs. Elle peut être décomposée en trois phases essentielles :

- décomposition préliminaire du système selon l'observabilité,

- détection et localisation des erreurs de mesure,

- réconciliation des mesures.

Ce chapitre est consacré essentiellement à la deuxième et troisième phase de la validation de données appliquée à des processus statiques décrits par des équations linéaires ; la première phase a été abondamment décrite par V. VACLAVECK [113], R.S.H. MAH et al [64], M. DAROUACH [26] ...

Avant d'exposer ces travaux, il est nécessaire de rappeler quelques définitions sur les différents défauts de capteurs ainsi que les différentes techniques de détection et de localisation de défauts de capteurs actuellement utilisées.

I.1 - PRINCIPAUX TYPES DE DEFAUTS

On peut classer les défauts de capteurs selon leur origine en deux types :

- les erreurs,

- les pannes.

Les erreurs [5]

L'erreur peut être définie comme la différence entre la valeur délivrée par le capteur et la valeur physique que l'on cherche à mesurer.

Trois sortes d'erreurs en instrumentation métrologique ont été définies :

- les erreurs de justesse,

- les erreurs de fidélité,

- les erreurs de précision.

Les erreurs de justesse sont la somme algébrique des erreurs systématiques entachant l'indication d'un instrument de mesure dans des conditions déterminées d'emploi. Les principales causes d'erreurs systématiques sont :

- les erreurs sur les caractéristiques du capteur : erreur sur la sensibilité ou sur la courbe d'étalonnage. Le vieillissement et la dégradation peuvent modifier cette courbe.

- les erreurs sur la valeur d'une grandeur de référence : prenons comme exemples le décalage de zéro et la valeur inexacte de la température de référence d'un thermocouple.

- les erreurs dues au mode et aux conditions d'emploi : les erreurs de finesse (qualité exprimant l'aptitude d'un capteur à donner la valeur de la grandeur à mesurer sans modifier celle-ci par sa présence) et les erreurs de rapidité (qualité d'un capteur qui exprime sa façon de suivre temporellement les variations de la grandeur à mesurer).

- les erreurs dans l'exploitation de données brutes de mesure : l'écart à la linéarité d'un capteur supposé linéaire.

Les erreurs de fidélité sont caractérisées par l'indice de dispersion obtenu pour une série de mesures consécutives. Cet indice est en général représenté par un écart quadratique moyen. Les erreurs de fidélité sont accidentelles ou aléatoires. Elles sont de faible amplitude (bruits de mesure) ou de grande amplitude (mesures aberrantes passagères). Les principales causes de ces erreurs sont :

- les erreurs dues à des grandeurs d'influence : les grandeurs d'influence agissant sur le capteur sont la cause de variations des caractéristiques métrologiques introduisant ainsi une incertitude de mesure. Les caractéristiques les plus affectées sont la sensibilité, le décalage initial et parfois la linéarité. Citons les bruits de fond, les inductions parasites (vibrations des moteurs), les fluctuations de tension de sources d'alimentation, les variations de température, etc.

- les erreurs de mobilité : en dessous d'une certaine valeur, les variations de l'excitation n'entraînent pas des variations décelables du signal de sortie.

- les erreurs de résolution (quantification) : ce sont les plus petites variations perceptibles de l'information de sortie délivrée par un capteur, dans les conditions de référence.

- les erreurs de réversibilité (hystérésis) : elles sont définies par la différence des indications d'un capteur lorsqu'on atteint la même valeur de la grandeur mesurée soit en croissant, soit en décroissant.

- les erreurs de répétabilité : elles sont caractérisées par un indice de dispersion des indications d'un capteur pour une série de mesures consécutives effectuées dans les mêmes conditions, par un même opérateur, avec les mêmes méthodes et à des intervalles de temps assez courts.

Les erreurs de précision sont des erreurs globales qui regroupent les erreurs de justesse et les erreurs de fidélité.

Les pannes [89]

Un défaut est appelé panne s'il entraîne un dysfonctionnement du processus ou un arrêt de celui-ci.

Plusieurs types de pannes peuvent être dénombrés :

- les pannes naissantes qu'on ne peut distinguer parfois des erreurs à variations aléatoires,

- les pannes passagères ou pannes intermittentes dont la modification s'apparente aux erreurs accidentelles,

- les pannes permanentes qui entraînent l'arrêt du fonctionnement du capteur,

- les pannes catastrophiques qui peuvent mettre en danger le produit fabriqué, le processus, le personnel, etc.

I.2 - EXEMPLES DE METHODES DE DETECTION DE DEFAUTS

Dans ce paragraphe, nous présentons quelques exemples de méthodes de détection de défauts qui peuvent être appliquées sur des processus en régime permanent. Nous ne donnons ici que des indications sur les principes des différentes méthodes, notre but étant d'en montrer la diversité.

Détection par comparaison à des seuils

Cette technique traditionnelle consiste à comparer chaque variable à des seuils de vraisemblance définis expérimentalement par apprentissage. En cas de dépassement de ces seuils par une ou plusieurs variables dû à des défaillances, il y a alarme. Cette méthode simple est utilisée essentiellement pour détecter des pannes franches.

Détection par vérification des caractéristiques statiques de la chaîne d'instrumentation

Cette technique consiste à vérifier certaines caractéristiques statiques de la chaîne d'instrumentation. Elle est surtout employée pour les capteurs difficilement accessibles. Par contre, elle ne nécessite pas de redondance.

Détection par des tests statistiques sur horizons mobiles

A l'origine, les statisticiens se sont intéressés à vérifier le caractère aléatoire et l'hypothèse de normalité de la loi de distribution d'une série de mesures classées par ordre d'apparition d'une part et de déterminer des valeurs extrêmes d'autre part [16],[17], [67]. Ces statistiques peuvent être adaptées au problème qui nous préoccupe c'est-à-dire celui de la détection de défauts de capteurs. L'idée consiste à calculer des paramètres statistiques sur un ou plusieurs horizons temporels mobiles.

Lorsque les valeurs de référence sont connues (en général fonctionnement normal du capteur), une des solutions consiste à traiter sur une fenêtre mobile un échantillon de mesures et à calculer des valeurs statistiques qui sont comparées à la valeur de référence connue a priori. Le résultat de la comparaison détermine la présence ou l'absence d'un défaut de capteur. Les tests utilisés peuvent être par exemple :

- test de moyenne,

- test d'écart-type,

- test de dérive.

Dans le cas où les valeurs de référence sont inconnues, les tests statistiques suivants peuvent être appliqués :

- tests de normalité : test de GEARY [16], test de SHAPIRO WILK [103] ...

- test de vérification du caractère aléatoire : test du carré moyen des différences successives, test des séquences, test des signes [16] ...

- test de rang signé de WILCOXON [118] ...

Lorsque les valeurs de référence sont inconnues, on peut appliquer des tests statistiques de comparaison à partir de deux horizons mobiles. Quelques tests cités précédemment peuvent être appliqués. De plus, les tests suivants peuvent être envisagés :

- test de comparaison de moyennes,

- test de comparaison de variances,

- test de comparaison de coefficients de FISHER [37],

- test de comparaison de sommes de rangs de MANN-WHITNEY [66].

D'autre part, tous les tests de détection de valeurs extrêmes peuvent être aussi adaptés à la détection de défauts de capteurs. Citons par exemple :

- test de STUDENT [16],

- test de GRUBBS [44],

- test de DIXON [33],

- test de l'étendue [16] ...

Parmi les tests que nous avons cités, certains reposent sur l'hypothèse de normalité de la distribution. Il est à remarquer que plusieurs autres tests sont disponibles dans la littérature. Enfin, notons aussi que tous ces tests n'exigent pas une redondance des capteurs.

Détection par la redondance analytique

Détection par redondance analytique avec vote [122]

Cette méthode s'applique lorsque deux mesures directes sont disponibles et quand la troisième mesure peut être obtenue par corrélation. La détection d'une discordance entre les deux voies s'obtient par une comparaison du signal écart à des seuils fixés préalablement.

Détection par "fermeture des équations de bilan" [15]

Cette méthode a été développée pour détecter des défauts de capteurs mais elle permet aussi de détecter certains défauts de procédé tels que les fuites.

La méthode utilise un ensemble d'équations n-linéaires, décrivant tout ou une partie du processus. Ces équations sont considérées comme structurellement exactes.

La technique de détection est décomposée en trois étapes :

- on établit des intervalles de confiance pour les erreurs de fermeture des équations de bilan sur la base de la statistique des mesures,

- on teste l'amplitude de ces erreurs,

- on déduit la présence ou l'absence d'un défaut.

La localisation des capteurs en défaut se fait par l'utilisation de la redondance donnée par les équations de bilan. A partir de ces équations, on réestime la valeur réelle que chaque capteur devrait délivrer. L'efficacité de cette méthode dépend du degré de redondance des équations de bilan.

Autres méthodes de détection

Plusieurs approches ont été développées ces dernières années dans le domaine de la détection de défaut, nous allons citer trois d'entre elles :

- l'approche de l'espace de parité développée par J.E. POTTER et M.C. SUMAN en 1977 [83] consiste à transformer un vecteur de mesures redondantes en un nouveau vecteur fonction des bruits de mesure et des défaillances éventuelles des capteurs. Cette approche fera l'objet du troisième chapitre.

- l'approche des résidus "minivar" développée par M. STAROSWIECKI en 1986 [105] consiste à transformer le vecteur de mesure évoluant autour d'un point de fonctionnement donné en un vecteur dont les composantes sont à variances minimales et non corrélées.

- l'approche utilisant les techniques d'estimation d'état en employant un ensemble de filtres de KALMAN. Ainsi chaque filtre est conçu pour qu'il soit sensible à un capteur défaillant. Il est à remarquer que cette technique est utilisée essentiellement lorsque le processus évolue en régime dynamique. Cependant, G.M. STANLEY et R.S.H. MAH [104] ont adapté cette technique aux procédés en régime quasi-statique.

I.3 - TECHNIQUES DE DETECTION APPLIQUEES AUX BILANS LINEAIRES

L'un des premiers algorithmes de détection des erreurs de mesure dans les processus industriels décrits par des équations de bilan linéaires en régime de fonctionnement statique a été proposée par D.R. KUEHN et H. DAVIDSON en 1961 [62]. Leur méthode, basée sur un test statistique, consiste à ajuster chaque mesure pour vérifier les équations de bilan matière. Les corrections sont choisies de manière à satisfaire un critère quadratique (critère des moindres carrés). Cependant cette méthode ne permet pas de détecter les biais de capteurs.

D.L. RIPPS en 1965 [95] a repris les travaux des deux auteurs précédents et a proposé une solution qui permet de détecter et de localiser les biais d'instruments de mesure et d'estimer leur amplitude lorsque le nombre de capteurs en défaut est supposé connu. La méthode consiste à écarter à chaque fois une mesure et à calculer le critère correspondant. La mesure écartée donnant la valeur du critère la plus faible est suspectée. Il a appliqué sa méthode à un réacteur chimique constitué de trois équations de bilan matière. Ces deux travaux appliqués aux procédés chimiques ne font aucune hypothèse sur la distribution des erreurs de mesure.

Un autre test statistique a été proposé par P.M. REILLY et R.F. CARPANI en 1963 [93] pour détecter des défauts. Ils ont construit une fonction test basée sur les

équations de bilan. Ce test nommé "test global du khi-2" est basé sur l'analyse du critère résiduel dont l'expression est donnée par la relation suivante :

$$\phi_R = R^T V_R^{-1} R \qquad (I.1)$$

où :

R est le vecteur des résidus de bilan,

et V_R^{-1} l'inverse de la matrice de variance-covariance de R.

Le test global compare la valeur de ϕ_R à une valeur donnée par une table du khi-2.

P.M. REILLY et R.F. CARPANI [93] ont montré que chaque composante de R peut être testée individuellement. Ils ont défini le vecteur des résidus de bilan normalisé comme suit :

$$R_N(i) = \frac{R(i)}{\sqrt{V_R(i,i)}} \qquad (I.2)$$

Si $|R_N(i)| > k$ alors la $i^{ème}$ équation de bilan est en défaut, k étant une valeur donnée par une table de la loi normale pour une probabilité d'erreur de type I fixée.

Cependant cette technique ne permet pas de localiser les capteurs qui présentent des défauts à l'instar des deux autres méthodes.

En 1972, S. NOGITA [81] a repris les travaux de D.L. RIPPS [95] et a proposé de compléter l'algorithme de détection développé par ce dernier. Celui-ci appelé "algorithme d'élimination en série" consiste à calculer une fonction objectif liée au vecteur des estimées $\hat{X}$, au vecteur des mesures X et au vecteur F dont les éléments sont les inverses des écarts-type des mesures :

$$Z = F^T (\hat{X} - X)$$
$$Z = G^T X \qquad (I.3)$$

avec :

$$G = -F^T V M^T (M V M^T)^{-1} M \qquad (I.4)$$

$$\hat{X} = (I - V M^T (M V M^T)^{-1} M) X \qquad (I.5)$$

où :

M représente la matrice d'incidence,

et V la matrice de variance diagonale des erreurs de mesure.

Rappelons que la matrice M d'un réseau est définie par :

$M = (m_{ij})$

telle que :

$m_{ij} = +1$ si le flux de matière i arrive au nœud j

$m_{ij} = -1$ si le flux de matière i sort du nœud j

m_{ij} = 0 si i n'est pas en relation avec j

La variance de Z s'écrit :

$$v_Z = G^T V G$$

La grandeur Z est normalisée en la divisant par son écart type :

$$Z_N = \frac{Z}{\sqrt{v_Z}} \qquad (I.6)$$

Z_N suit une loi normale centrée réduite. Si la valeur de Z_N est en dehors des limites de l'intervalle de confiance qui a été fixé préalablement, alors on peut prédire un des cas suivants :

- déséquilibre systématique,

- système n'évoluant pas en régime permanent,

- biais d'instruments de mesure.

La procédure d'élimination peut être résumée par les étapes suivantes :

- calculer Z_N lorsqu'aucune voie n'est écartée,

- écarter la première voie et recalculer Z_N,

- répéter cette procédure en écartant à chaque fois une autre voie, comparer la valeur de Z_N avec celle calculée précédemment et déterminer la plus grande valeur absolue de Z_N qui donnera la voie suspecte,

- éliminer complètement la voie suspecte et répéter la procédure pour déterminer une autre voie en défaut.

- arrêter la procédure lorsque les nouvelles valeurs de Z_N calculées sont plus grandes que la plus petite valeur obtenue dans les calculs antérieurs.

Cet algorithme a été appliqué à l'exemple proposé par D.L. RIPPS [95].

On peut remarquer que lorsque le nombre de voies suspectes augmente, la solution préconisée par cet algorithme risque de devenir fastidieuse.

En 1974, N.L. MATHIESEN [70] a développé un test statistique en considérant à l'inverse de S. NOGITA [81] que les erreurs de mesure sont distribuées uniformément.

Un critère heuristique a été proposé par V. VACLAVEK et J. VOSOLSOBE en 1975 [114] qui consiste à tester chaque équation de bilan. Cette approche évalue le rapport entre le résidu de bilan et le débit moyen pour chaque nœud. Ensuite, toutes les paires de nœuds sont testées pour localiser le capteur défaillant.

La même année, G.A. ALMASY et T. SZTANO [3] ont suggéré une méthode basée sur les propriétés statistiques des erreurs de mesure. Cependant leur approche est limitée à la localisation d'un seul capteur présentant un biais.

R.S.H. MAH et al. en 1976 [64] ont étudié le problème de localisation de biais de capteurs et ont développé une approche appelée méthode des "pseudonœuds" issue d'une série de règles basées sur les résultats de la théorie classique des graphes. Exploitant le caractère topologique du processus, un test statistique appliqué sur chaque nœud du "graphe des débits" a été élaboré.

En 1982, ce dernier auteur, associé à A.C. TAMHANE [65], a proposé un nouveau test statistique qui a la plus grande probabilité de succès pour localiser un biais de capteur. Ce test, appelé par ces deux auteurs "MT" (Measurement Test) est présenté dans le troisième chapitre.

Plus récemment, C.M. CROWE [21] a étendu le concept de "test de puissance maximale" développé par les deux auteurs précédents aux résidus de bilan. En utilisant les notations précédemment définies, le test appelé par celui-ci "MPC" (Maximum Power Constraint) s'écrit :

$$z_e = \frac{r^T V_R^{-1} R}{\sqrt{r^T V_R^{-1} r}} \qquad (I.7)$$

où r est un vecteur contenant des 1 dans le cas d'une seule contrainte.

Si $|z_e|$ est en dehors de l'intervalle de confiance choisi, alors l'équation de contrainte considérée est violée et les voies appartenant à cette équation sont suspectées.

Au travers de deux exemples, une comparaison a été faite entre le test de C.M. CROWE et le test conventionnel défini par P.M. REILLY et R.F. CARPANI [93].

J.A. ROMAGNOLI et G. STEPHANOPOULOS [97] ont développé une approche pour l'analyse d'une série de mesure en présence de biais. Celle-ci basée sur un critère qui satisfait les équations de bilan matière et de bilan énergie, permet d'isoler rapidement le capteur présentant une défaillance. Cette approche consiste à écarter en série une ou plusieurs mesures de la série initiale, mais sans recalculer à chaque fois la fonction test. A l'inverse des méthodes basées sur un algorithme d'élimination en série, l'ordre du problème restant à résoudre après chaque élimination est au plus égal au nombre de mesures écartées.

En utilisant les notations précédentes, nous proposons une démarche similaire à celle qui a été développée par J. FAYOLLE [35] lorsqu'une seule mesure est écartée.

En l'absence de défaut, le critère résiduel du khi-2 défini par P.M. REILLY et R.F. CARPANI [93] est :

$$\phi_R = R^T V_R^{-1} R$$

avec :

$$V_R = MVM^T \qquad (I.8)$$

En présence d'un défaut choisi sur la dernière composante de V, la matrice de variance des erreurs de mesure V s'accroît d'une quantité ΔV telle que :

$$\Delta V = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \Delta v \end{bmatrix} \qquad (I.9)$$

De même, la matrice d'incidence de dimension n.v est partitionnée en deux :

$$M = [\, M_G \;\; m_F] \qquad (I.10)$$

où :

m_F est le vecteur de dimension n associé à la mesure écartée,
et M_G la matrice de dimension n.(v-1) associée aux mesures restantes.

Dans ces conditions, le nouveau critère résiduel s'écrit :

$$\phi_{RF} = R^T V_R^{-1} R - R^T V_R^{-1} m_F (\Delta v^{-1} + m_F^T V_R^{-1} m_F)^{-1} m_F^T V_R^{-1} R \qquad (I.11)$$

L'accroissement du critère global est donc :

$$\Delta\phi_R = - R^T V_R^{-1} m_F (\Delta v^{-1} + m_F^T V_R^{-1} m_F)^{-1} m_F^T V_R^{-1} R$$

Pour éliminer la mesure suspecte, on fait tendre sa variance vers l'infini :

$$\Delta\phi_R = - \frac{R^T V_R^{-1} m_F m_F^T V_R^{-1} R}{m_F^T V_R^{-1} m_F} \qquad (I.12)$$

Cette expression rajoutée au critère initial est testée par rapport à un seuil fixé par une table du khi-2. Cette procédure demande numériquement moins de temps de calcul que celle proposée par ces deux auteurs puisqu'on inverse un scalaire à chaque élimination d'une voie.

En 1983, C.M. CROWE [18] a été le premier à proposer une méthode de détection des erreurs de mesure en utilisant une matrice de projection. Cette méthode est utilisée avec un test statistique. Nous nous proposons de calculer le critère résiduel lorsqu'une mesure est écartée.

L'équation de contrainte s'écrit :

$$MX^* = 0 \qquad (I.13)$$

Le vecteur des grandeurs vraies X^* est partitionné comme suit :

$$X^* = \begin{bmatrix} X_G^* \\ x_F^* \end{bmatrix} \qquad (I.14)$$

La matrice M étant décomposée selon (I.10), l'équation (I.13) devient :

$$M_G X_G^* + m_F x_F^* = 0$$

Le vecteur des résidus R s'écrit :

$$R = M X$$
$$R = M_G X_G + m_F x_F \qquad (I.15)$$

On choisit une matrice de projection P_1 telle que :

$$P_1 m_F = 0 \qquad (I.16)$$

En multipliant l'expression (I.15) par P_1 et en tenant compte de (I.16), nous obtenons le nouveau vecteur des résidus :

$$R_1 = P_1 R$$
$$R_1 = P_1 M_G X_G \qquad (I.17)$$

L'esprérance mathématique du vecteur des résidus de bilan R étant nulle, la matrice de variance-covariance de R_1 est :

$$\begin{aligned} Var(R_1) &= Esp(P_1 R R^T P_1^T) \\ &= P_1 Esp(R R^T) P_1^T \\ &= P_1 V_R P_1^T \end{aligned}$$

Le critère résiduel s'écrit :

$$\phi_{R_1} = R_1^T (Var(R_1))^{-1} R_1$$

Ce critère s'écrit en fonction de P_1 :

$$\phi_{R_1} = R^T P_1^T (P_1 V_R P_1^T)^{-1} P_1 R \qquad (I.18)$$

La procédure de détection peut être résumée par la démarche suivante. Après avoir calculé le vecteur des résidus R, on procède au calcul du critère dans le cas où aucune mesure n'est écartée. Le critère résiduel est comparé à un seuil. S'il est inférieur à ce seuil, aucun capteur n'est déclaré défaillant et la procédure est arrêtée. Par contre, si ce critère dépasse le seuil, on élimine une mesure et on calcule la matrice de projection correspondante, puis on calcule le critère résiduel donnée par l'expression (I.18). Le calcul est effectué autant de fois que le réseau comporte des voies. Le critère le plus faible est ensuite comparé à un seuil. Si celui-ci est inférieur à ce seuil, le capteur écarté est en défaut. Le calcul est repris en suspectant le capteur écarté avec un autre, puis deux, ...

Dans le cas où aucune mesure n'est écartée, $P_1 = I$ et on retrouve l'expression de ϕ_R donnée par (I.1). Le critère ϕ_{R_1} est distribué selon une loi du khi-2 (le nombre de degrés de liberté est égal aux nombres de ligne de la matrice P_1). En ce qui concerne l'obtention de la matrice P_1, une technique est exposée dans la troisième annexe de ce document.

Remarque : cette méthode peut être associée à l'algorithme hiérarchique exposé dans le troisième chapitre.

Reprenant le concept de la matrice de projection, R.S.H. MAH et A.C. TAMHANE [65] ont proposé une procédure similaire basée sur le calcul du vecteur des résidus de mesure normalisés. De même J. ROSENBERG et al. [100] ont développé plusieurs algorithmes.

C. IORDACHE et al. en 1985 [54] ont évalué les performances du test "MT" développé par R.S.H. MAH et A.C. TAMHANE [65] en faisant varier différents paramètres tels que :

- configuration des réseaux,

- amplitudes des biais,

- amplitudes des écarts-type des mesures,

- nombre de mesures,

- position de la mesure biaisée dans le réseau,

- amplitude des mesures,

- influence des contraintes.

Cependant ces auteurs n'ont pas fait varier le nombre de défauts, paramètre qui influe beaucoup sur les performances des tests comme on le verra dans le troisième chapitre. Par contre, ils ont montré que dans le cas d'un seul défaut et pour un seuil fixé à 1.96 correspondant à une probabilité d'erreur de type I de 95 %, 9600 simulations du vecteur de mesures sont nécessaires pour faire l'étude statistique.

En 1986, R.W. SERTH et W.A. HEENAN [102] ont présenté sept algorithmes itératifs pour la détection de biais de capteurs. Dans un premier temps, ils ont apporté des modifications sur le test basé sur les pseudonœuds [64] et sur le test des résidus de mesure de puissance maximale [65]. Dans un deuxième temps, ils ont développé deux nouveaux algorithmes combinatoires. Ils ont montré au travers d'un exemple de simulation que les algorithmes appelés "MIMT" (Modified Iterative Measurement Test) et "SC" (Screened Combinatorial) constituent des méthodes efficaces et fiables pour la détection de biais de capteurs (la bonne détection est de 80 % et le taux de réduction d'erreur moyen est au dessus de 60 %).

Si le réseau est constitué de v capteurs, le taux de réduction d'erreur moyen est donné par la relation :

$$\tau_e = \frac{E_1 - E_2}{E_1} \times 100 \quad \text{en \%} \qquad \text{(I.19)}$$

avec :

$$E_1 = \sum_{i=1}^{v} | X_i - X_i^* | \qquad \text{et} \qquad E_2 = \sum_{i=1}^{v} | \hat{X}_i - X_i^* |$$

où :

X_i représente la $i^{ème}$ composante du vecteur X,

X_i^* la $i^{ème}$ grandeur vraie du vecteur X^*,

et $\hat{X}_i$ la $i^{ème}$ estimée du vecteur $\hat{X}$.

Ces algorithmes sont efficaces ; cependant le nombre de calcul à effectuer devient important même pour un réseau de faible dimension. Pour diminuer ce nombre de calcul, J. FAYOLLE [35] a proposé une méthode de détection en examinant les résidus de mesure normalisés. Après réconciliation des mesures, il a évalué le critère résiduel. La probabilité d'obtenir un critère inférieur au critère résiduel est calculée. Celle-ci est comparée à un seuil préalablement défini par l'utilisateur.

Toutes les méthodes que nous avons décrites ne permettent pas de détecter simultanément des biais de capteurs et des fuites. En ce sens, S. NARASIMHAN et R.S.H. MAH en 1987 [76] ont appliqué la méthode du rapport de vraisemblance généralisé (GLR) pour détecter, localiser et estimer les erreurs de mesure dans les processus statiques. Notons qu'à l'origine cette méthode a été introduite par A.S. WILLSKY [119] pour la détection des sauts de moyenne dans les procédés évoluant en régime dynamique.

La procédure de détection d'un biais de capteur et d'une fuite peut être résumée par la démarche suivante. Lorsqu'aucun biais de capteur n'est présent, l'espérance mathématique du vecteur des résidus de bilan R est nulle. Par contre, si un biais d'amplitude b inconnue entache la mesure i, son espérance mathématique n'est plus nulle et vaut :

$$Esp(R) = bMe_i$$

où :

e_i est un vecteur contenant 1 en position i et zéro ailleurs.

De même, si une fuite d'amplitude b inconnue entache le nœud j, l'espérance des résidus de bilan est :

$$Esp(R) = bm_j$$

où :

m_j est un vecteur contenant 1 en position j et zéro ailleurs.

En posant $f_i = Me_i$ dans le cas d'un biais et $f_i = m_j$ dans le cas d'une fuite, on peut formuler les hypothèses suivantes pour la détection des erreurs :

$$H_0 : Esp(R) = 0$$

$$H_1 : Esp(R) = bf_i$$

où :

H_0 est l'hypothèse où aucun défaut n'est présent,

et H_1 l'hypothèse alternative où un défaut est présent.

Pour estimer les paramètres inconnus b et f_i, on utilise le rapport de vraisemblance η de H_1 par rapport à H_0 pour R :

$$\eta = \sup_{b,f_i} \frac{Prob(R/H_1)}{Prob(R/H_0)} \qquad (I.20)$$

En utilisant la fonction densité de probabilité de la loi normale appliquée à R dans chacune des deux hypothèses et en maximisant T_i le double du logarithme népérien de η par rapport à b pour un vecteur f_i donné on a :

$$T_i = 2\,Ln(\eta) = \sup_b [R^T V_R^{-1} R - (R-bf_i)^T V_R^{-1} (R-bf_i)]$$

d'où l'expression de T_i :

$$T_i = \sup_b (2bf_i^T V_R^{-1} R - b^2 f_i^T V_R^{-1} f_i) \qquad (I.21)$$

L'amplitude du biais est obtenu classiquement en annulant la dérivée première de T_i par rapport à b :

$$b = (f_i^T V_R^{-1} f_i)^{-1} (f_i^T V_R^{-1} R) \qquad (I.22)$$

En remplaçant cette valeur dans l'expression de T_i, on obtient :

$$T_i = (f_i^T V_R^{-1} f_i)^{-1} (f_i^T V_R^{-1} R)^2 \qquad (I.23)$$

Après avoir calculé le vecteur des résidus R et l'inverse de la matrice de variance covariance de ces résidus V_R^{-1}, l'algorithme de détection d'un biais de mesure basé sur une "compensation en série" est constitué des étapes suivantes :

- calculer $f_i = Me_i$ et en déduire T_i donné par la relation (I.23) pour toutes les voies du réseau (i = 1, ..., nombre de voies),

- déterminer la plus grande composante de T_i,

- comparer cette valeur à un seuil,

- si cette valeur est inférieure à ce seuil, arrêter la procédure, sinon identifier le capteur défaillant correspondant à cette valeur et calculer b par l'expression (I.22),

- le nouveau vecteur des résidus s'écrit : $R - bf_i$.

Le seuil de détection peut être obtenu en employant les mêmes arguments que R.S.H. MAH et A.C. TAMHANE [65]. Les performances de cette technique ont été en particulier comparées à l'algorithme d'élimination en série itératif "IMT" (Iterative Measurement Test) [102].

En 1988, C.M. CROWE [20] a proposé une méthode basée sur une identification récursive des défauts en calculant un critère. Il a montré que si la suppression d'une mesure fait décroître le critère, la voie associée à cette mesure est en défaut. Un algorithme récursif de détection des voies suspectes a été proposé.

Les techniques de détection d'erreurs que nous avons présentées supposent que les processus sont en régime permanent et que les variances des erreurs de mesure sont connues. En pratique, avant d'appliquer toute technique de détection, il faut :

- vérifier que le processus est en régime permanent,

- estimer les variances des erreurs de mesure.

Ainsi, beaucoup d'auteurs se sont intéressés à ces deux problèmes. Récemment, D. MAQUIN [68] a employé des tests statistiques classiques pour déterminer les plages de régime permanent des variables. Un test statistique a été développé par S. NARASIMHAN et al. [75] pour résoudre ce problème. Ils ont supposé que le

processus était en régime permanent sur une période de N mesures (fenêtre glissante de N mesures) et ont testé si les données sur deux périodes successives avaient les mêmes moyennes. De plus, supposant inconnues les variances des mesures, ils les ont estimées. Ce test appelé "test statistique composite" sur les moyennes et les variances utilise une statistique multivariable.

Dans le même contexte, S. NARASIMHAN et al. [78] ont présenté un autre test statistique issu de la théorie mathématique de l'évidence. Cependant, ces deux méthodes qui donnent les mêmes performances, supposent qu'aucun défaut n'est présent dans le processus.

W. HOLLY et al. [52] ont utilisé des données d'une usine d'extraction chimique pour déterminer d'une part si le processus fonctionnait en régime permanent et d'autre part d'estimer la variance des mesures. Ceux-ci ont utilisé le test de comparaisons de variances estimées sur deux périodes successives.

Il est à remarquer que toutes les techniques que nous avons présenté antérieurement supposent que la matrice de variance des erreurs de mesure est connue. En ce sens, G.A. ALMASY et R.S.H MAH en 1984 [4] ont proposé une méthode d'estimation de cette variance basée sur la connaissance de la matrice de variance covariance des résidus de bilan V_R, obtenue sur plusieurs campagnes de mesure. Ils ont cherché le minimum d'un critère quadratique lié à la somme des carrés des éléments non diagonaux de la matrice de variance des erreurs de mesure V. Ils ont présenté une procédure de calcul particulière et des conditions nécessaires pour résoudre le problème.

Tout récemment, ce problème a retenu l'attention de J. RAGOT et al. [87] qui ont développé une méthode pour estimer simultanément la matrice V et les estimées des mesures. Cette technique basée sur un algorithme de relaxation à deux niveaux peut être utilisée avec un test statistique pour détecter les erreurs de mesure dans le cas où on ne dispose pas des variances des mesures.

La plupart de ces techniques ont été appliquées aux processus chimiques, mais simultanément beaucoup d'auteurs les ont appliquées au domaine des réseaux électriques et au domaine de l'industrie minéralurgique. Citons dans ce dernier domaine, les travaux de J. RAGOT et al. [85].

CONCLUSION

Après avoir défini les principaux types de défauts et les méthodes de détection, ce chapitre nous a permis, au travers des travaux qui ont été réalisés dans le domaine de la détection des erreurs dans les systèmes décrits par des équations linéaires en régime statique, de dégager deux grandes stratégies de détection :

- la première est basée sur une élimination en série des mesures suspectes,

- la deuxième est basée sur une compensation en série des mesures suspectes.

Les méthodes qui ont été développées diffèrent surtout au niveau des algorithmes de résolution. Le choix de l'algorithme est important puisqu'il conditionne, dans une certaine mesure, le temps de calcul. En ce sens, les algorithmes que nous avons mis en œuvre dans le troisième chapitre sont numériquement rapides.

CHAPITRE II

TESTS STATISTIQUES SUR HORIZONS MOBILES

INTRODUCTION

Le but de chapitre est l'étude de l'efficacité de quelques fonctions statistiques classiques sur des signaux issus des capteurs d'une installation pilote.

L'exploitation statistique des résultats de mesure suppose que les observations appartiennent à une même population et, par conséquent, obéissent à la même loi de probabilité. Ceci n'est pas vérifié, par exemple quand une coupure brève de l'alimentation électrique du capteur provoque un décalage de la loi de distribution. La présence de valeurs très éloignées de la moyenne incite à penser qu'elles n'obéissent pas à la même loi de probabilité que les autres. Mais comme ces valeurs écartées peuvent être aussi des valeurs extrêmes (pics de bruits de mesure) de la distribution, leur rejet ne doit être décidé qu'en fonction de critères objectifs.

Nous avons retenu des tests statistiques sur fenêtre mobile pour notre application, car ils sont très rapides à mettre en œuvre. Ces tests sont exposés dans la seconde annexe de ce mémoire.

Pour choisir un test, on doit faire un compromis entre la rapidité de la décision et la sûreté de cette décision. Les grandeurs à régler sont, d'une part, la taille des fenêtres (rapidité de détection) et les valeurs du seuil (niveau de confiance) d'autre part. Dans notre cas, le seuil ne sera pas déterminé par apprentissage mais sera fixé d'après une loi de probabilité et un niveau de confiance. En outre, nous nous intéressons pas à la rapidité de détection et par conséquent nous prendrons des tailles de fenêtre assez grandes pour que nous puissions considérer que les variables de tests, calculées sur ces fenêtres, suivent une loi normale centrée réduite, mise à part la variable de test de variances.

Les fenêtres mobiles utilisées pour le calcul des variables statistiques peuvent êtres disposées de plusieurs façons [86]. Parmi celles-ci nous avons retenu le cas où :

- la variable de test est calculée séquentiellement sur une fenêtre mobile et elle est comparée par rapport à une valeur fixée a priori. Cette valeur peut être connue, lorsque le capteur opère normalement, ou inconnue. Dans ce dernier cas, certains tests paramétriques et non paramétriques peuvent être employés [16]. La figure II.1 représente l'évolution de la mesure et la fenêtre de longueur L. L'indice i représente l'instant courant.

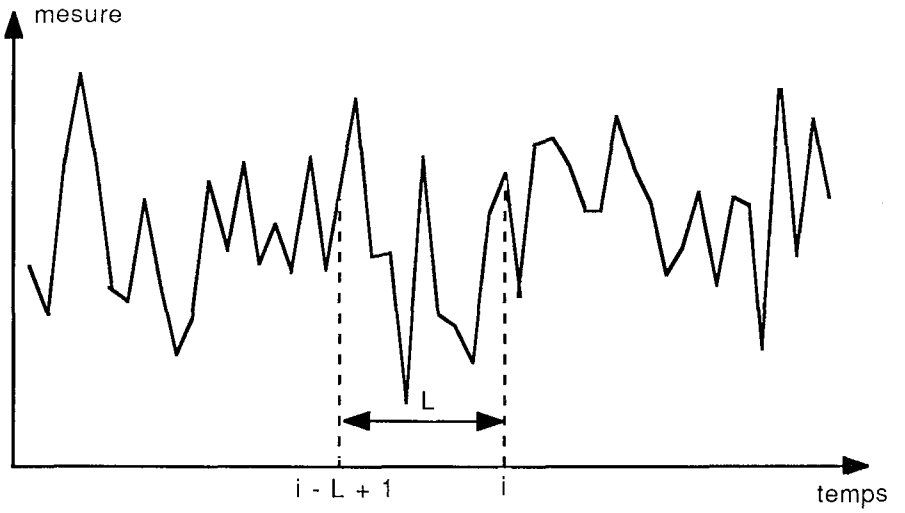


Figure II.1 : fenêtre mobile de longueur L

- la variable de test est calculée séquentiellement à partir de deux fenêtres mobiles de longueurs différentes ou égales. Ces fenêtres peuvent être disposées d'une manière indépendante et non indépendante. A titre d'exemple, la figure II.2 représente le cas de deux fenêtres indépendantes.

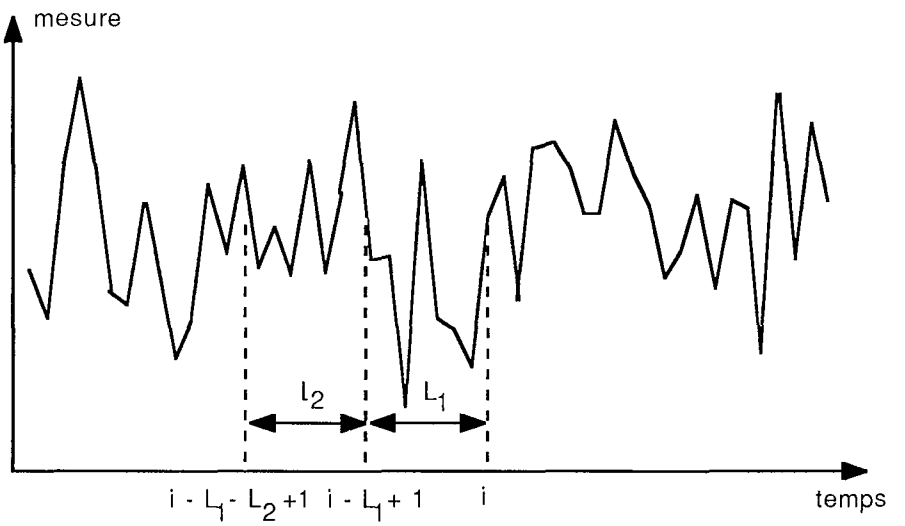


Figure II.2 : deux fenêtres mobiles de longueurs L_1 et L_2

Remarque : dans le cas de la figure II.2, les fenêtres sont choisies de façon que celles-ci ne se recouvrent pas et les paramètres estimés peuvent être considérés, sur ces fenêtres, comme indépendants (par exemple le cas de deux moyennes).

Dans ce chapitre, les tests statistiques sont utilisés, dans un premier temps sur des données simulées, puis nous étendons leur application à des données issues du pilote. En ce qui concerne les défauts simulés, nous nous sommes intéressés essentiellement à des biais de capteurs car ce sont les défauts les plus couramment rencontrés dans l'industrie.

II.1 - ESSAI SIMULE

Considérons le signal représenté par la figure II.3. Ce signal est noyé dans un bruit gaussien d'écart-type égal à 1 et de moyenne 2. Un biais d'amplitude égale à 2 écarts-type se produit entre les instants 150 et 199.

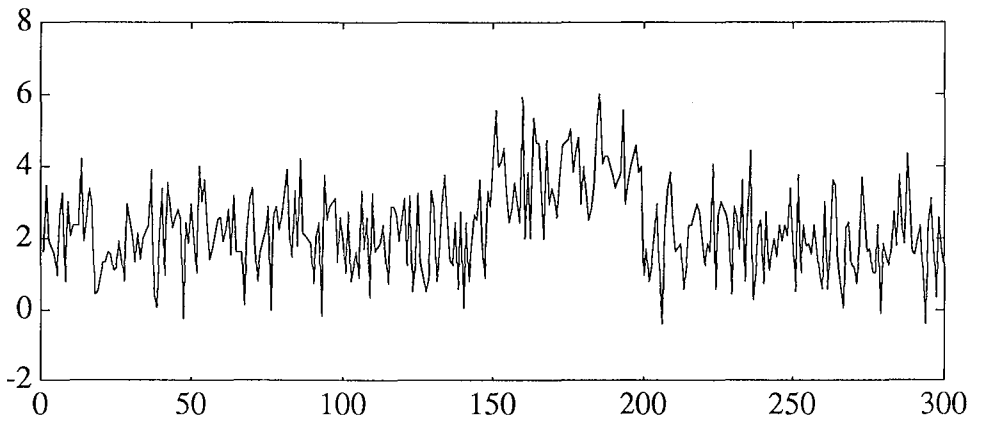


Figure II.3 : signal représentant l'évolution d'une mesure

II.1.1 - UTILISATION D'UNE FENETRE

La figure II.4 représente l'évolution de la variable de test des séquences donnée par la relation B.1 (annexe II) ainsi que les limites du test bilatéral avec $\alpha = 5$ %. La variable a été calculée avec une fenêtre de 40 points. Avec un tel choix de fenêtre, la détection se fait avec un retard de quelques points. On constate que des fausses détections se produisent vers l'indice 230 et l'on pourra les éliminer en fixant un seuil $\alpha = 2$ %.

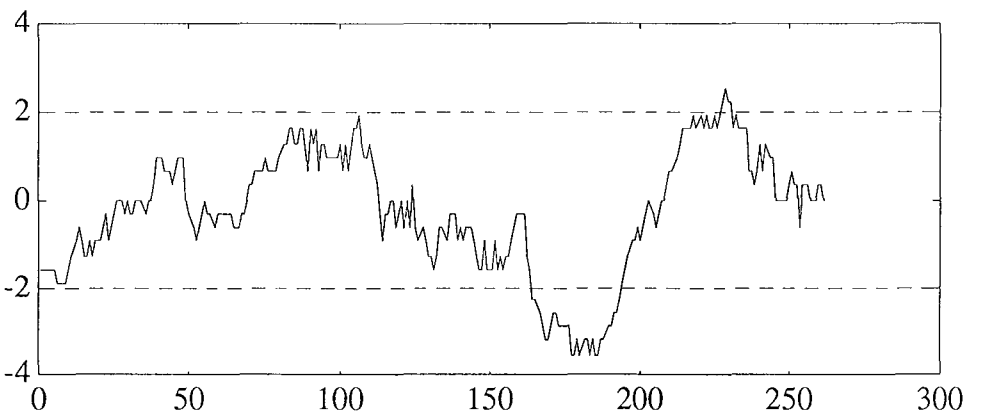


Figure II.4 : variable de test des séquences

II.1.2 - UTILISATION DE DEUX FENETRES NON INDEPENDANTES

La figure II.5 représente l'évolution de la variable de test des signes donnée par l'expression B.2 (annexe II), calculée avec deux fenêtres mobiles non indépendantes de longueurs identiques égales à 30 points. Les changements de moyenne sont détectés avec un retard de quelques points. Mais, par rapport à la variable des séquences, les

fausses détections ne se produisent pas. Pour une détection plus rapide, on pourra fixer le seuil α à 10 %.

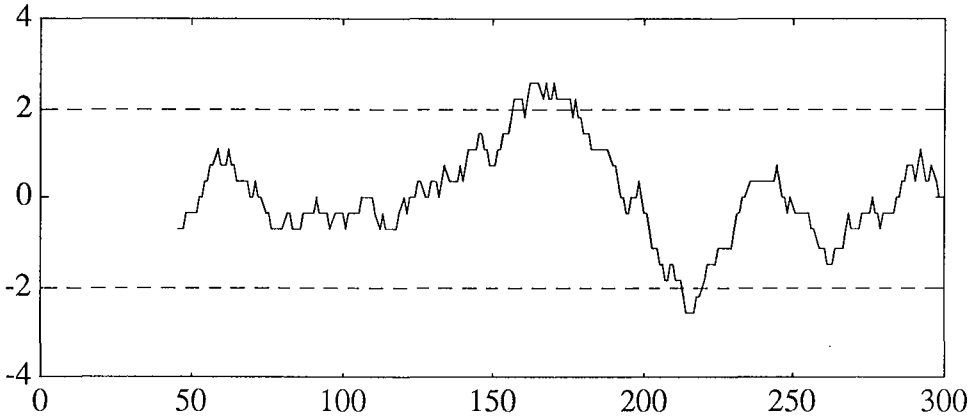


Figure II.5 : variable de test des signes

Comme précédemment, nous avons appliqué au signal de la figure II.3 le test de Wilcoxon dans les mêmes conditions. L'évolution de la variable de test donnée par l'expression B.3 (annexe II) est représentée par la figure II.6. Les changements de moyenne sont détectés avec le même retard de quelques points que précédemment.

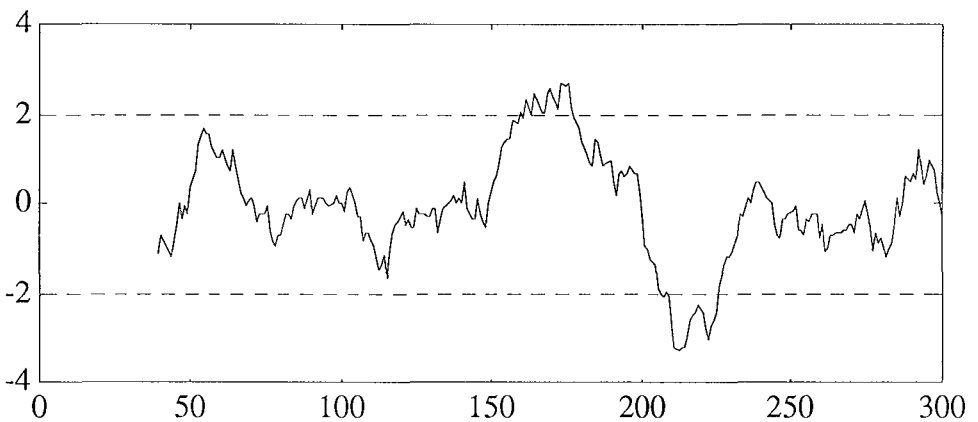


Figure II.6 : variable de test de Wilcoxon

II.1.3 - UTILISATION DE DEUX FENETRES INDEPENDANTES

La figure II.7 montre l'évolution de la variable de test donnée par la relation B.4 (annexe II), calculée avec des fenêtres identiques de 20 points. La détection des changements de moyenne est plus nette que sur les figures précédentes, mais des fausses détections apparaissent au début. Ces fausses détections pourront être supprimées en diminuant la valeur de α vers 2 %, mais on augmentera le retard à la détection.

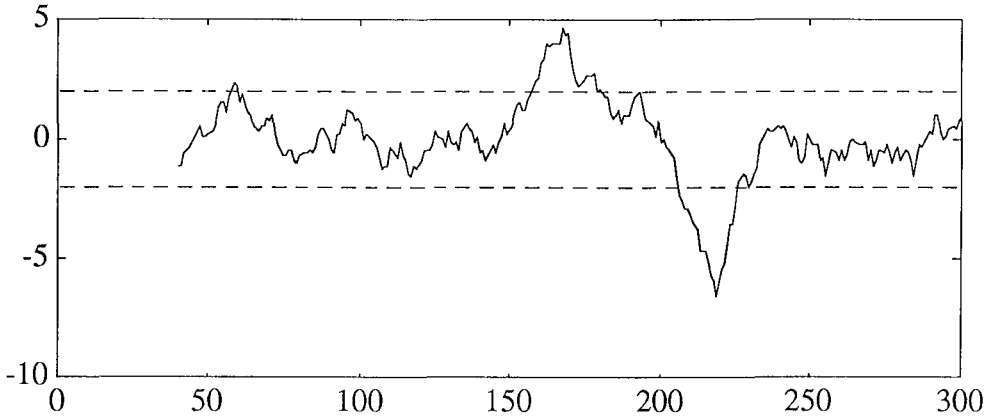


Figure II.7 : variable de test de moyennes

La figure II.8 représente l'évolution de la variable de test de variances donnée par l'expression B.5 (annexe II) avec les limites du test bilatéral fixées pour $\alpha = 5$ %. On remarque sur cette figure que cette variable n'est pas sensible à un défaut de changement de moyenne. Par contre, une modification du bruit des capteurs due au vieillissement aura une influence sur cette variable.

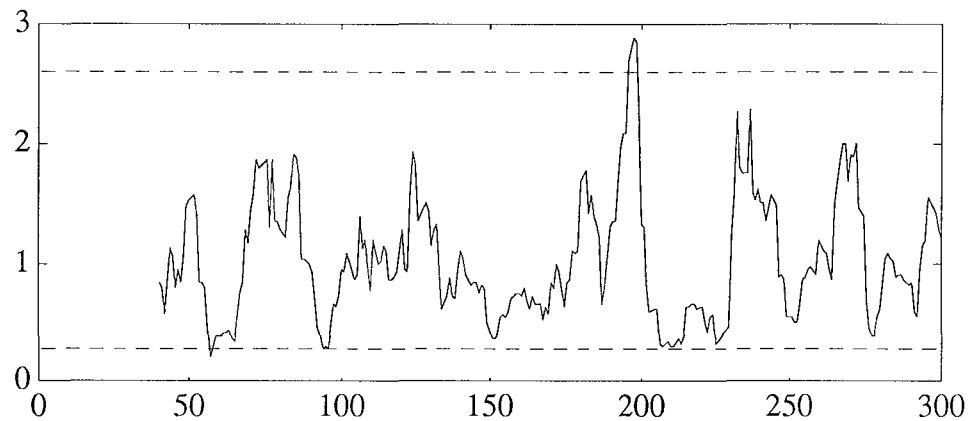


Figure II.8 : variable de test de variances

Les changements de moyenne sont nettement détectés par la variable de test de Mann-Whitney donnée par l'expression B.6 (annexe II) comme le montre la figure II.9. Nous avons utilisé deux fenêtres indépendantes de 20 points chacune. On constate que cette variable a le même comportement que la variable de test de moyennes.

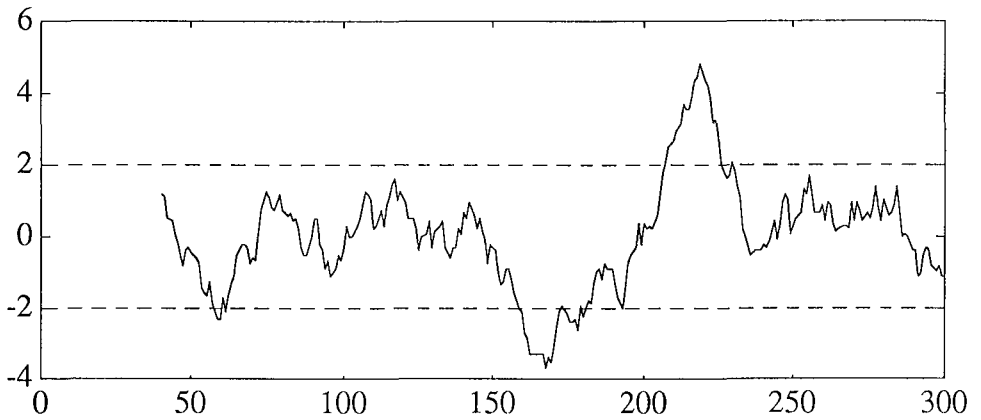


Figure II.9 : variable de test de Mann-Whitney

Conclusion

Lors du fonctionnement normal d'un capteur, les variables de test évoluent dans une zone limitée par les seuils du test bilatéral. L'apparition d'un défaut a pour effet de modifier la valeur de ces variables. En fait certaines variables de test sont complémentaires car celles-ci ne réagissent pas de la même manière suivant le type de défaut. Comme nous l'avons signalé, la variable de test de moyennes est sensible à des biais de capteur tandis que la variable de test de variances permet de détecter, par exemple, un faux contact.

II.2 - ESSAIS SUR PROCEDE PILOTE

II.2.1 - Description des essais

Les tests précédents sont appliqués sur des signaux délivrés par différents types d'instruments de mesure de notre installation pilote dont les descriptions sont données en annexe I de ce document.

Cinq types de défauts sur les capteurs ont été provoqués en régime statique :

- vibrations importantes,

- brèves coupures d'alimentation secteur,

- altérations de l'étalonnage,

- perturbation électromagnétique d'un débitmètre,

- échauffement d'un capteur de niveau.

L'objectif de cette étude est de comparer la performance des variables de test de Wilcoxon, de variances et de Mann-Whitney en présence des défauts cités précédemment. Ces différents tests sont appliqués sur des fenêtres mobiles de 25 points chacune. En outre, nous considérons uniquement le cas où les mesures sont en régime statique. Les mesures effectuées sur le pilote sont données en fonction de leur étendue (0 à 100 %).

II.2.2 - Défaut de vibrations

Sur un capteur de niveau à effet capacitif, nous avons provoqué une légère vibration vers la 500ème observation. L'évolution des mesures est donnée par la figure II.10.

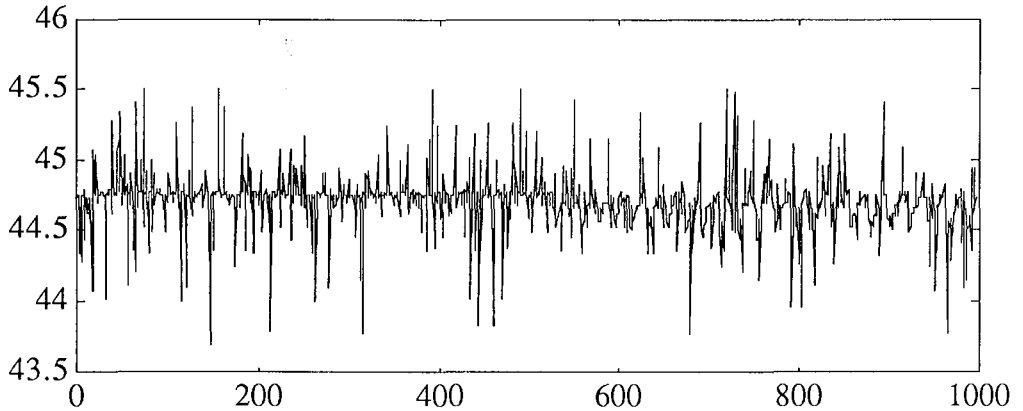


Figure II.10 : signal provenant du capteur de niveau capacitif

Les variables de test de variances et de Wilcoxon n'ont pas détecté cette vibration. Seule la variable de test de Mann-Whithey a pu la détecter. On remarque sur la figure II.11 que des fausses alarmes se produisent en début et en fin de détection.

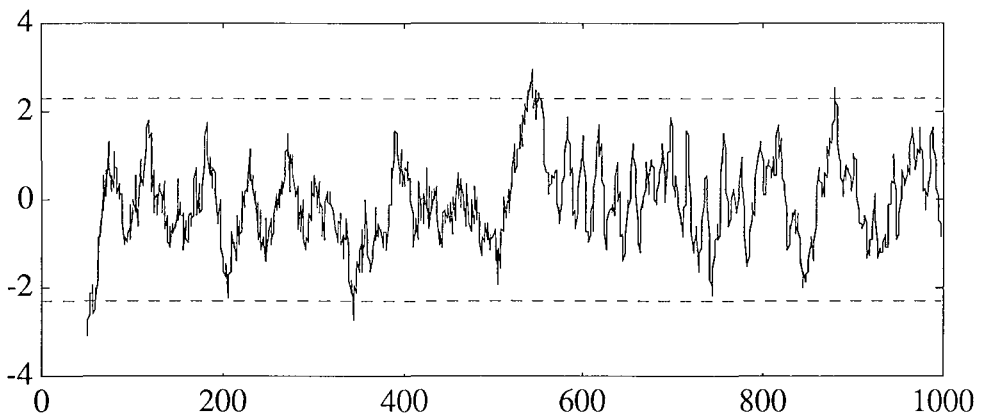


Figure II.11 : variable de test de Mann-Whitney

II.2.3 - Défaut d'alimentation

Nous avons provoqué des brèves coupures d'alimentation secteur sur des capteurs de notre installation. A titre d'exemple, la figure II.12 représente un signal délivré par le capteur de niveau à ultra-sons.

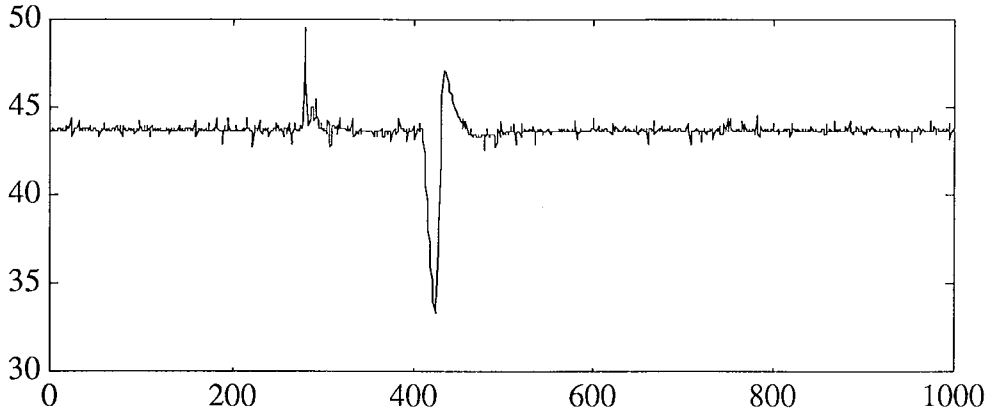


Figure II.12 : signal provenant du capteur de niveau à ultra-sons

Ces défauts ont été détectés par les trois variables de test. Mais on notera quand même que les tests de Wilcoxon et de Mann-Whitney ont détectés ce défaut dès son apparition tandis que le test de variances détecte avec un retard, comme le montre la figure II.13.

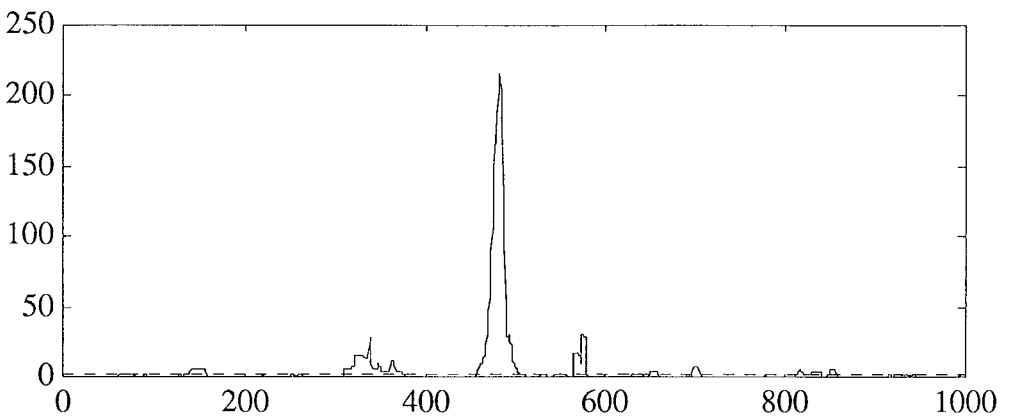


Figure II.13 : variable de test de variances

II.2.4 - Défaut dû à un changement d'étalonnage pleine échelle

Au cours de cet essai, nous avons provoqué un changement de l'étalonnage pleine échelle sur un capteur de niveau. Les mesures qui ont été effectuées sont données par la figure II.14.

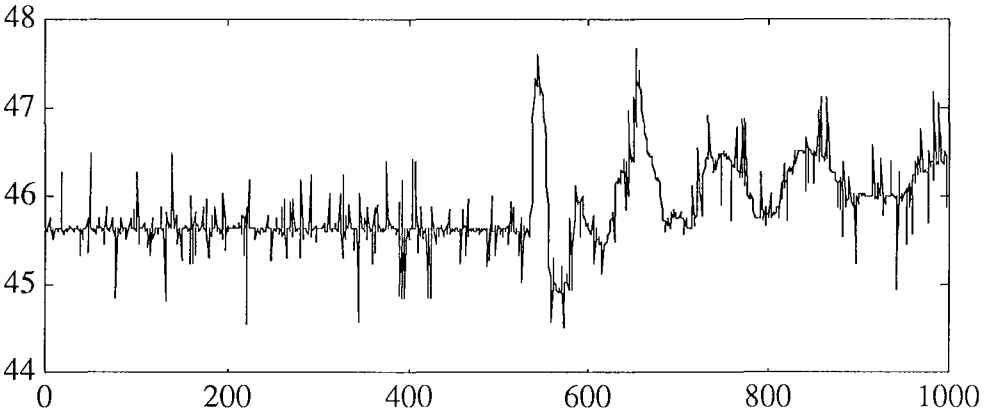


Figure II.14 : signal provenant du capteur de niveau capacitif

Le défaut a été détecté par les trois tests dès son apparition. Cependant des fausses détections se sont produites avec la variable test de variances. A titre d'exemple, l'évolution de la variable test de Mann-Whitney est représentée à la figure II.15.

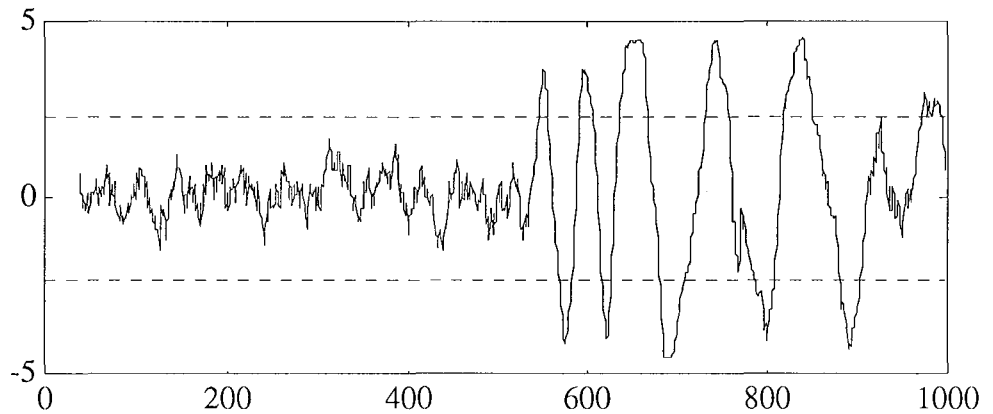


Figure II.15 : variable de test de Mann-Whitney

II.2.5 - Défaut provoqué par des perturbations électromagnétiques

Cet essai a été réalisé en perturbant le fonctionnement normal d'un débitmètre électromagnétique à l'aide d'un gros transformateur. Nous avons provoqué des perturbations à partir de la 300ème observation. L'évolution des mesures de cet essai est donnée à la figure II.16.

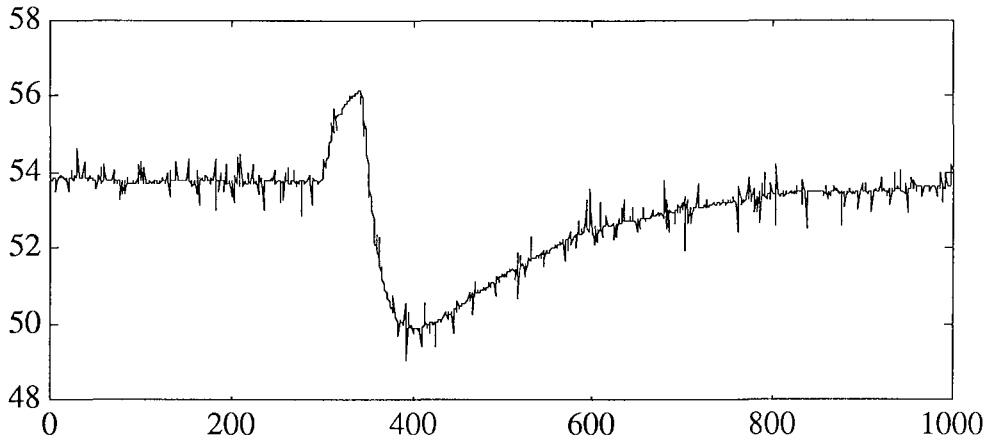


Figure II.16 : signal provenant d'un débitmètre électromagnétique

Les changements sont nettement détectés par la variable de test de Wilcoxon dont l'évolution est donnée par la figure II.17.

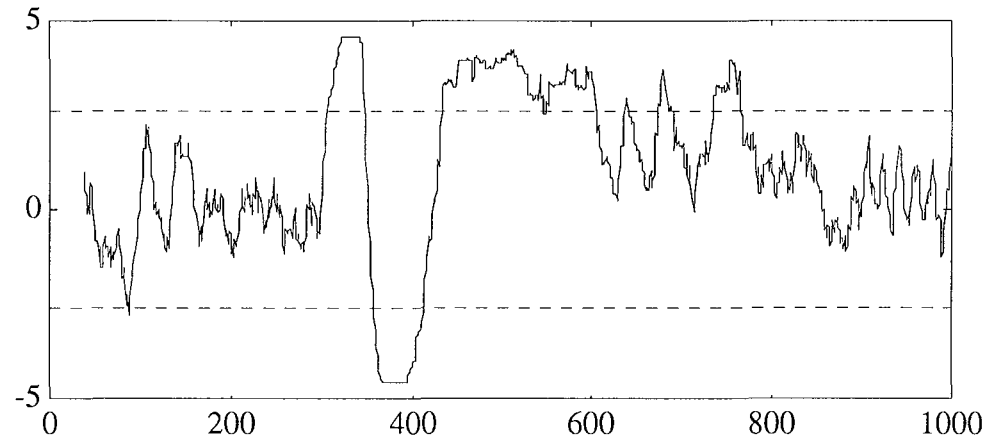


Figure II.17 : variable de test de Wilcoxon

II.2.6 - Défaut dû à un échauffement

De nombreux capteurs possèdent un élément qui permet la compensation des grandeurs d'influence qui modifient sensiblement la mesure. Sur un capteur de niveau à ultra-sons, une sonde de température permet de compenser les variations dues à la température ambiante. La figure II.18 présente l'évolution du signal provenant du capteur à ultra-sons. L'échauffement de la sonde débute vers l'instant 300.

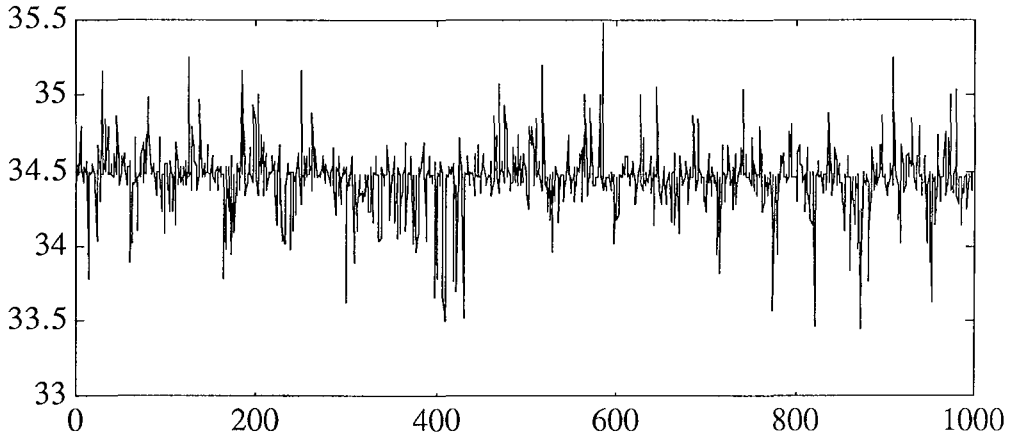


Figure II.18 : signal provenant du capteur à ultra-sons

Les variables de test de Wilcoxon et de Mann-Whitney n'ont pu détecter ce défaut. Par contre, comme le montre la figure II.19, la variable de test de variances a détecté ce type de défaut avec beaucoup de fausses détections dues à des pics de bruits de mesure importants.

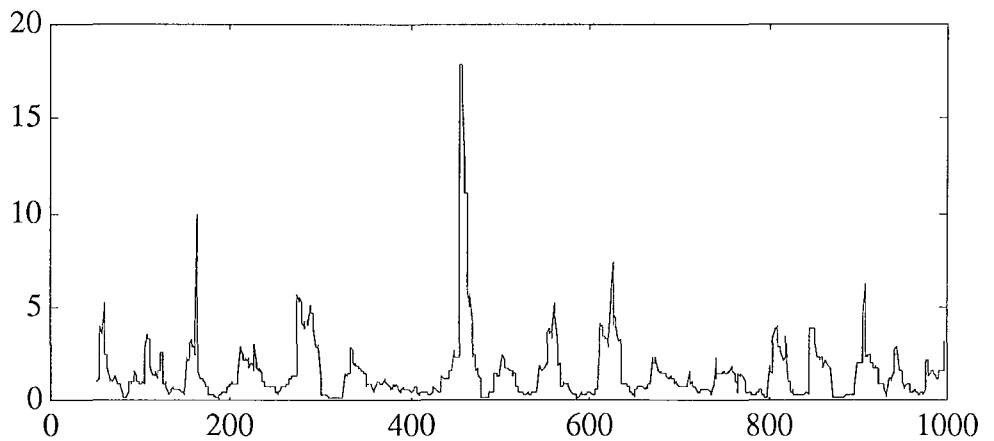


Figure II.19 : variable de test de variances

CONCLUSION

Bien que nous avons présenté que quelques essais réalisés avec ces méthodes de détection de défauts, nous avons pu, sur d'autres essais constater l'efficacité de ces méthodes. Ces méthodes présentent l'avantage d'être extrémement simples à mettre en œuvre. En outre, certaines variables de test de détection, telles que les variables de moyennes et de variances peuvent être calculées récursivement sur les fenêtres mobiles. Nos calculs ayant été effectués par déplacement de fenêtre d'une seule observation, le temps de calcul peut être réduit considérablement si ces fenêtres se déplacent de plusieurs observations. On notera que le calcul des sommes de rangs des tests de Wilcoxon et de Mann-Whitney prend autant de temps qu'un calcul de variance.

Au travers des résultats obtenus, il nous semble intéressant d'utiliser le test de variances avec un des tests sensibles à un changement de moyenne tel que le test de Mann-Whitney pour une détection de tout type de défaut.

Ces méthodes n'offrent pas de redondance liée aux équations des modèles ce qui peut être insuffisant dans certains cas pour permettre en plus de la détection, une localisation efficace des défauts. Nous devons alors avoir recours à d'autres techniques de détection qui utilisent une redondance analytique telles que celles exposées dans le chapitre suivant.

CHAPITRE III

DETECTION PAR LA REDONDANCE ANALYTIQUE STATIQUE DANS LES SYSTEMES LINEAIRES

INTRODUCTION

Après une présentation des méthodes de l'espace de parité, des termes correctifs normalisés et des écarts de fermeture de bilan normalisés, la première partie de ce chapitre concerne la comparaison des performances de la première méthode à celles des autres en fonction de la variation de différents paramètres. Nous démontrons alors l'équivalence entre le vecteur de projection de l'espace de parité et le vecteur des termes correctifs normalisés [35].

Ces méthodes sont appliquées à des exemples de redondance matérielle et analytique. Notre étude est restreinte à la présence d'une, deux et trois mesures biaisées. Lorsque les capteurs en défaut ont été localisés par la méthode de l'espace de parité, une estimation des amplitudes de ces défauts est réalisée au sens des moindres carrés. Nous pouvons ensuite procéder à la réconciliation des mesures restantes (les mesures en défaut étant supprimées). Un exemple numérique illustre cette technique.

En outre, ces méthodes sont testées sur des séries chronologiques de mesure. Pour les comparer, nous prendrons un exemple de dimension suffisante.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous présentons une autre approche basée sur le critère d'information d'AKAIKE [2]. Un algorithme hiérarchique ascendant est associé à cette méthode pour la recherche systématique des mesures aberrantes.

III.1 - COMPARAISON DE LA METHODE DE L'ESPACE DE PARITE AVEC LES METHODES DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES ET DES ECARTS DE FERMETURE DE BILAN.

III.1.1 - HYPOTHESES ET MODELE

Notre étude est restreinte au cas des systèmes linéaires en régime statique. En outre, nous formulons les hypothèses simplificatrices suivantes :

- le modèle utilisé est exact,
- les erreurs de mesures sont distribuées selon une loi normale centrée,
- la matrice de variance-covariance de ces erreurs est connue et diagonale,
- le système est globalement redondant.

En l'absence de défaut, les mesures sont liées linéairement aux grandeurs vraies par la relation suivante :

$$X = HX^* + \varepsilon \qquad \text{(III.1)}$$

où :

X est le vecteur de mesure de dimension v,

H la matrice des gains de mesure de dimension (v.m),

X^* le vecteur des grandeurs vraies de dimension m,

et ε le vecteur des bruits de mesure de dimension v.

Dans le cas où les mesures sont biaisées (présence de défaut), la relation (III.1) s'écrit :

$$X = HX^* + \varepsilon + \delta \qquad \text{(III.2)}$$

où δ est le vecteur de défaut de dimension v.

En fonctionnement normal, le vecteur δ est nul. Si un défaut apparaît sur l'un des capteurs, il devient non nul. Le problème de la détection et localisation de capteurs en défaut consiste à déterminer δ.

III.1.2 - LA METHODE DE L'ESPACE DE PARITE

L'espace de parité est l'espace de dimension (v-m) orthogonal à l'espace engendré par les colonnes de la matrice H. Le vecteur de parité P est lié au vecteur des mesures X par la relation :

$$P = WV^{-1/2}X \qquad \text{(III.3)}$$

où :

V est la matrice de variance des erreurs de mesure de dimension (v.v),

et W la matrice de projection de dimension ((v - m).v).

La matrice W doit satisfaire les conditions imposées par J.E. POTTER et M.C. SUMAN [83] :

$$WV^{-1/2}H = 0 \qquad \text{(III.4)}$$

$$WW^T = I_{v-m} \qquad \text{(III.5)}$$

$$W^TW = I_v - V^{-1/2}H(H^TV^{-1}H)^{-1}H^TV^{-1/2} \qquad \text{(III.6)}$$

En remplaçant (III.1) dans (III.3), la condition (III.4) implique que :

$$P = WV^{-1/2}\varepsilon \qquad \text{(III.7)}$$

Il résulte que le vecteur de parité est indépendant du vecteur de mesure.

La condition (III.6) consiste à relier l'amplitude du vecteur de parité P aux estimations des erreurs de mesure. En effet, soit E le vecteur des estimations des erreurs de mesure au sens des moindres carrés :

$$E = V^{-1/2}(X - H\hat{X})$$
$$= (I - V^{-1/2}H(H^TV^{-1}H)^{-1}H^TV^{-1/2})X$$

$$= W^T W V^{-1/2} X$$
$$E = W^T P$$

La norme de E est alors :

$$E^T E = P^T W W^T P$$
$$E^T E = P^T P \qquad \text{(III.8)}$$

Ces trois conditions sont insuffisantes pour déterminer W de manière unique. Aussi, les auteurs de cette méthode ont, de plus, imposé que W soit définie positive et triangulaire supérieure ou inférieure.

Cette méthode peut être étendue au cas des mesures directes :

$$X = X^* + \varepsilon \qquad \text{(III.9)}$$

où les grandeurs vraies sont liées par les contraintes linéaires :

$$MX^* = 0 \qquad \text{(III.10)}$$

où M représente la matrice d'incidence d'un système linéaire, par exemple, associée à un réseau de transport de matière à n nœuds et v voies.

Ce problème peut être ramené à la formulation (III.1) si les contraintes (III.10) sont éliminées. Pour cela, décomposons la matrice M en deux sous-matrices :

$$M = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 \end{bmatrix} \qquad \text{(III.11)}$$

où M_1 est une sous-matrice régulière de M.

De même le vecteur X^* est décomposé en deux sous-matrices :

$$X^* = \begin{bmatrix} X_1^* \\ X_2^* \end{bmatrix} \qquad \text{(III.12)}$$

En substituant (III.11) et (III.12) dans (III.10) , X_1^* s'écrit :

$$X_1^* = -M_1^{-1} M_2 X_2^* \qquad \text{(III.13)}$$

d'où :

$$X^* = H X_2^* \qquad \text{(III.14)}$$

avec :

$$H = \begin{bmatrix} -M_1^{-1} M_2 \\ I_{v-n} \end{bmatrix} \qquad \text{(III.15)}$$

En d'autres termes, le vecteur de parité peut être calculé à partir d'un système de mesure que les variables soient sous contraintes linéaires ou non.

La relation (III.7) montre qu'en fonctionnement normal, l'amplitude du vecteur de parité est faible (présence de bruit de mesures). Si un défaut apparaît sur l'un des capteurs, le vecteur de parité prend une direction fixe appelée direction de panne caractérisant la défaillance du capteur. Le test de détection est donc relatif à l'amplitude du vecteur de parité.

La densité de probabilité du vecteur P est :

$$f(P) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} P^T P\right) \qquad \text{(III.16)}$$

Comme les composantes du vecteur de parité dépendent linéairement des erreurs de mesure, elles suivent donc aussi une loi normale centrée. De plus, la variable $\chi^2 = P^T P$, somme des carrés de n variables aléatoires normalement distribuées, suit une loi du Khi-2 à n degrés de liberté.

$$\text{Prob}\left(\chi^2 \leq \chi^2_P\right) = 1 - \alpha \qquad \text{(III.17)}$$

où :

α définit le niveau de confiance,

et χ^2_P est lue sur une table de distribution du Khi-2.

Une fois effectuée la détection de biais, nous procédons à leur localisation.

Pour chaque colonne W_j de la matrice de projection, nous calculons la projection du vecteur de parité sur les différentes directions de défaillance :

$$P_j = \frac{W_j^T P}{\| W_j \|} \qquad \text{(III.18)}$$

Si le capteur k est défaillant, alors le vecteur P prend la direction de la $k^{ème}$ colonne de W ce qui correspond à la plus grande projection de P sur les axes. Donc, après avoir détecté un ou plusieurs capteurs défaillants, nous localisons celui qui a la plus grande projection. Ensuite, nous éliminons le capteur suspect et nous appliquons de nouveau le test de détection. Nous arrêtons la procédure lorsque l'amplitude du vecteur P correspondant aux capteurs restants ne vérifie plus le test de détection.

III.1.3 - METHODE DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES

En l'absence de biais et dans le cas de mesures directes on a :

$$X = X^* + \varepsilon \qquad \text{(III.19)}$$

Au sens du maximum de vraisemblance, le meilleur estimateur $\hat{X}$ de X* est celui qui minimise le critère quadratique suivant :

$$\phi = \frac{1}{2} \| \hat{X} - X \|^2_{V^{-1}} \qquad \text{(III.20a)}$$

sous la contrainte $M\hat{X} = 0$ (III.20b)

Le lagrangien associé au problème précédent s'écrit :

$$L = \phi + \lambda^T M\hat{X} \qquad \text{(III.21)}$$

L est stationnaire lorsque :

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{X}} = V^{-1}(\hat{X} - X) + M^T \lambda = 0 \qquad \text{(III.22a)}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = M\hat{X} = 0 \qquad \text{(III.22b)}$$

La solution s'explicite :

$$\hat{X} = \left(I_v - VM^T (MVM^T)^{-1} M\right) X \qquad \text{(III.23)}$$

Le vecteur E_C des termes correctifs de dimension v est :

$$E_C = X - \hat{X}$$

$$E_C = VM^T (MVM^T)^{-1} MX \qquad \text{(III.24)}$$

Son espérance mathématique est :

$$Esp(E_C) = 0 \qquad \text{(III.25)}$$

La matrice de variance-covariance Σ de dimension (v.v) est :

$$\Sigma = Esp(E_C E_C^T)$$

$$= Esp(VM^T(MVM^T)^{-1}MXX^TM^T(MVM^T)^{-1}MV)$$

$$\Sigma = VM^T(MVM^T)^{-1} MV \qquad \text{(III.26)}$$

Ainsi E_C suit une loi normale centrée de matrice de variance-covariance Σ.

Cependant pour comparer les différentes composantes de E_C entre elles, nous définissons le vecteur E_N des termes correctifs normalisés qui suit une loi normale centrée réduite :

$$E_N = \Sigma^{-1/2} E_C \qquad \text{(III.27)}$$

Le test de détection porte sur les composantes du vecteur E_N qui sont comparées à un seuil de probabilité d'erreur de type I. Ainsi si $|E_N(j)| > Z_{\alpha/2}$ (où α est le niveau de confiance), nous concluons qu'il y a un biais dans la voie j.

La valeur critique $Z_C = Z_{\alpha/2}$ est donnée par la probabilité :

$$\text{Prob}\left(|\, Z_C \,| < |\, E_N(j) \,|\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-|E_N(j)|}^{|E_N(j)|} \exp\left(-\frac{(Z_C)^2}{2}\right) dZ_C \qquad \text{(III.28)}$$

La procédure de détection des erreurs de mesure dans le cas d'un seul défaut est la suivante :

- calculer le vecteur des estimées $\hat{X}$ donné par la relation (III.23),

- calculer le vecteur des termes correctifs E_C donné par la relation (III.24),

- calculer la matrice de variance covariance des termes correctifs donnée par la relation (III.26),

- calculer le vecteur des termes correctifs normalisés donné par l'équation (III.27)

- comparer chaque composante $|E_N(j)|$ avec Z_C ; si elle y est supérieure, alors on peut conclure qu'il y a défaut,

- localiser le capteur défaillant (on montre qu'il correspond au terme correctif le plus grand [35]).

La généralisation de cette méthode de détection a été proposée par R.S.H. MAH et A.C. TAMHANE [65]. Le problème général d'équilibrage de bilans linéaires a été formulé comme suit :

chercher le minimum par rapport à $\hat{X}$ de : $\| X - H\hat{X} \|^2_{V^{-1}}$ (III.29a)

sous les contraintes linéaires $M\hat{X} = c$ (III.29b)

Le vecteur des termes correctifs est dans ce cas :

$$E_C = (I_v - HL_2)X - HL_1c \qquad \text{(III.30)}$$

avec :

$$L_1 = (H^T V^{-1} H)^{-1} M^T (M(H^T V^{-1} H)^{-1} M^T)^{-1}$$

$$L_2 = (I_v - L_1 M)(H^T V^{-1} H)^{-1} H^T V^{-1}$$

H étant une matrice de rang plein.

Dans le cas particulier où $H = I_v$ (mesures directes) et $c = 0$, nous avons :

$$L_1 = VM^T(MVM^T)^{-1}$$

$$L_2 = I_v - VM^T (MVM^T)^{-1} M$$

En remplaçant ces deux relations dans (III.30) :

$$E_C = VM^T (MVM^T)^{-1} MX$$

nous obtenons bien l'expression de E_C donnée par la relation (III.24).

A.C. TAMHANE [108] a montré qu'un test meilleur peut être basé sur un vecteur transformé des résidus de mesure :

$$e = V^{-1} E_C \qquad \text{(III.31)}$$

Le vecteur e suit une loi normale centrée de matrice de variance-covariance non diagonale V_e :

$$V_e = V^{-1} \Sigma V^{-1} \qquad \text{(III.32)}$$

Il a montré que la statistique :

$$z_j = \frac{e_j}{\sqrt{V_e(j,j)}} \qquad \text{(III.33)}$$

est la plus puissante pour détecter la présence d'un seul biais, j représentant l'indice de la mesure testée. Dans ce cas, on peut conclure que si :

$$| z_j | > Z_C$$

alors la $j^{ème}$ mesure est biaisée.

Pour prendre en compte l'effet d'exécution de multiples tests, R.S.H. MAH et A.C. TAMHANE [65] ont choisi la valeur critique :

$$Z_C = Z_{\beta/2}$$

où :

$$\beta = 1 - (1-\alpha)^{1/v'} \qquad \text{(III.34)}$$

et v' est le nombre de mesures testées.

pour $v' > 1$, $\beta < \alpha$ et $Z_{\beta/2} > Z_{\alpha/2}$.

III.1.4 - EQUIVALENCE ENTRE PROJECTIONS DU VECTEUR DE PARITE ET TERMES CORRECTIFS NORMALISES

Dans le contexte de l'équilibrage de bilan, effectuons le changement de variable :

$$Y = V^{-1/2} X \qquad \text{(III.35)}$$

On a donc :

$$Var(Y) = I_v$$

Le problème défini en (III.20) revient à chercher le minimum par rapport à $\hat{Y}$ de :

$$\phi = \frac{1}{2} \| Y - \hat{Y} \|^2 \qquad \text{(III.36a)}$$

sous la contrainte $M V^{1/2} \hat{Y} = 0$ (III.36b)

Il est possible de trouver une transformation régulière T telle que la matrice A définie par :

$$A = T\ M V^{1/2} \quad \text{(III.37)}$$

soit orthogonale.

Comme T est régulière, la contrainte (III.36b) peut s'écrire :

$$A \hat{Y} = 0 \quad \text{(III.38)}$$

Le problème (III.36) revient à chercher le minimum par rapport à $\hat{Y}$ de :

$$\phi = \frac{1}{2} \| Y - \hat{Y} \|^2$$

sous la contrainte $A \hat{Y} = 0$

dont la solution est :

$$\hat{Y} = (I_v - A^T A)\ Y \quad \text{(III.39)}$$

Le vecteur des estimées $\hat{X}$ et le vecteur des termes correctifs s'écrivent :

$$\hat{X} = (I_v - V^{1/2} A^T A\ V^{-1/2})\ X \quad \text{(III.40)}$$

$$X - \hat{X} = V^{1/2} A^T A\ V^{-1/2} X \quad \text{(III.41)}$$

La matrice de variance-covariance de $X - \hat{X}$ est :

$$\text{Var}\ (X - \hat{X}) = V^{1/2} A^T A\ V^{1/2} \quad \text{(III.42)}$$

L'expression des termes correctifs normalisés s'écrit :

$$E_N = (\text{Diag}(\text{Var}(X - \hat{X})))^{-1/2} (X - \hat{X})$$

$$E_N = (\text{Diag}(V^{1/2} A^T A V^{1/2}))^{-1/2} V^{1/2} A^T A\ V^{-1/2} X \quad \text{(III.43)}$$

or V est diagonale, cette dernière expression devient :

$$E_N = (\text{Diag}(A^T A))^{-1/2} A^T A\ V^{-1/2} X \quad \text{(III.44)}$$

Suivant la relation (III.18) la projection du vecteur de parité sur l'ensemble des directions de défaillance est :

$$P_r = (\text{Diag}\ (W^T W))^{-1/2} W^T P \quad \text{(III.45)}$$

Pour prouver que la projection du vecteur de parité P_r est équivalente au vecteur des termes correctifs normalisés E_N, rappelons les équations suivantes :

$$W^TW = I_v - V^{-1/2}H(H^TV^{-1}H)^{-1}\,H^TV^{-1/2}$$

$$P = WV^{-1/2}\,X$$

$$H\,(H^TV^{-1}H)^{-1}H^T = I_v - VM^T(MVM^T)^{-1}M$$

$$A = T\;M\;V^{1/2}$$

De ces équations nous pouvons déduire que :

$$W^TW = A^TA$$
$$A^TA\;V^{-1/2}\,X = W^T\,P$$

La matrice A est donc bien une matrice de projection dans l'espace de parité.

III.1.5 - LOCALISATION DES CAPTEURS DEFAILLANTS

Une fois que l'on a détecté le premier défaut, il faut recalculer de nouveau le critère pour rechercher d'éventuels défauts. Plusieurs techniques ont été proposées [18], [25] et [35]. Deux ont retenu notre attention :

- la première consiste à tester si la mesure aberrante est une voie externe ou une voie interne. Dans le premier cas, on forme une nouvelle matrice en supprimant la ligne et la colonne de la matrice d'incidence initiale. Dans le deuxième cas, la voie suspectée relie deux noeuds, ces derniers sont agrégés et on modifie en conséquence la matrice d'incidence. On applique les méthodes de l'espace de parité ou des termes correctifs normalisés sur le réseau ainsi obtenu.

- la deuxième utilise une matrice qui sélectionne des mesures qui ne sont pas en défaut. Cette matrice traduit la présence ou l'absence d'une mesure sur chaque voie. Les voies en défaut sont considérées comme non mesurées.

Formulation de la deuxième technique

Dans le cas de mesures directes, on peut écrire :

$$X_{nd} = SX^* + \varepsilon_{nd} \qquad \text{(III.46)}$$

où :

X_{nd} est le vecteur des mesures qui ne sont pas en défaut de dimension (v-d),

X^* le vecteur des grandeurs vraies de dimension v,

ε_{nd} le vecteur des erreurs de mesure de dimension (v-d),

et S la matrice de sélection des mesures non en défaut de dimension (v-d).v.

Le critère quadratique à minimiser par rapport $\hat{X}$ s'écrit :

$$\phi = \frac{1}{2}\,\| S\,\hat{X} - X_{nd} \|^2_{V_{nd}^{-1}} \qquad \text{(III.47a)}$$

sous la contrainte $M\hat{X} = 0$ (III.47b)

où V_{nd} est la matrice de variance des voies non défaillantes.

En utilisant la technique du lagrangien appliquée au problème défini en (III.47), nous obtenons :

$$\hat{X} = G\left(I_v - M^T (MGM^T)^{-1}MG\right)S^T V_{nd}^{-1} X_{nd} \quad \text{(III.48)}$$

avec :

$$G = (S^T V_{nd}^{-1}S + M^TM)^{-1} \quad \text{(III.49)}$$

L'esprérance mathématique de $\hat{X}$ est :

$$Esp(\hat{X}) = BS^TV_{nd}^{-1} SX^*$$

avec :

$$B = G\left(I_v - M^T (MGM^T)^{-1}MG\right)$$

La matrice de variance-covariance de $\hat{X}$ est :

$$\hat{V} = BS^TV_{nd}^{-1} SB^T \quad \text{(III.50)}$$

Le vecteur E_C des termes correctifs s'écrit :

$$E_C = X_{nd} - S\hat{X}$$

Son espérance mathématique est :

$$Esp(E_C) = (I_{v\text{-}d} - SBS^TV_{nd}^{-1})SX^*$$

Sa matrice de variance-covariance est donnée par la relation suivante :

$$Q = (I_{v\text{-}d} - SBS^TV_{nd}^{-1})V(I_{v\text{-}d} - SBS^TV_{nd}^{-1})^T$$

$$= V_{nd} - S(B + B^T)S^T + S\hat{V}S^T$$

or B est symétrique :

$$Q = V_{nd} - 2S\,BS^T + S\hat{V}S^T \quad \text{(III.51)}$$

Le vecteur des termes correctifs normalisés s'écrit donc :

$$E_N = [\,Diag(Q)]^{-1/2}\,E_C \quad \text{(III.52)}$$

Remarque : La matrice G devient singulière lorsque le système devient inobservable. Pour cette raison, nous avons préféré utiliser la première technique.

III.1.6 - METHODE DES ECARTS DE FERMETURE DE BILAN NORMALISES

III.1.6.1 - Présentation de la méthode

Les mesures collectées sur un procédé industriel sont supposées satisfaire les équations de bilan massique et énergétique en régime statique. A cause de la présence de bruits aléatoires et de biais, ces équations de bilan ne sont généralement pas vérifiées (équation III.10). Les erreurs de mesure des équations de bilan sont caractérisées par le vecteur R de fermeture de bilan ou des résidus de contrainte :

$$R = MX \qquad \text{(III.53)}$$

R est un vecteur de dimension n.

En remplaçant X par son expression (III.9) et en tenant compte de l'équation (III.10), le vecteur R s'écrit :

$$R = M\varepsilon \qquad \text{(III.54)}$$

Comme les erreurs de mesure sont distribuées suivant une loi normale centrée de matrice de variance-covariance V, la matrice de variance-covariance de R est :

$$V_R = MVM^T \qquad \text{(III.55)}$$

Le vecteur des résidus de contrainte normalisés :

$$R_N = [\,\mathrm{Diag}(\,V_R\,)]^{-1/2}\,R \qquad \text{(III.56)}$$

suit une loi normale centrée réduite.

Les résidus normalisés sont comparés à un seuil défini par une probabilité d'erreur de type I. Ainsi, si le résidu normalisé du nœud i dépasse le seuil imposé, toutes les voies adjacentes à ce nœud sont supposées en défaut.

III.1.6.2 - Mise en œuvre de la méthode [61]

Dans une première étape, nous calculons le résidu normalisé correspondant à chaque nœud. Pour chaque nœud, nous regardons si le bilan boucle, c'est-à-dire si le résidu normalisé est inférieur au seuil fixé, nous attribuons alors la valeur 0 aux voies adjacentes à ce nœud et aucune valeur aux autres voies. Lorsque le bilan ne boucle pas, nous attribuons la valeur 1 aux voies adjacentes et aucune valeur aux autres voies.

Dans une deuxième étape, pour chaque agrégation possible de 2, 3, 4, ..., nœuds en défaut, nous calculons le résidu normalisé. Nous procédons de la même manière que l'étape initiale pour attribuer les valeurs aux voies adjacentes.

L'étape finale consiste à faire le produit des coefficients de chaque colonne. Si le produit est égal à l'unité, la mesure de la voie considérée est en défaut sinon elle est considérée comme bonne.

Nous allons expliquer la démarche précédente sur l'exemple d'un réseau de transport de matière donné par la figure III.1 :

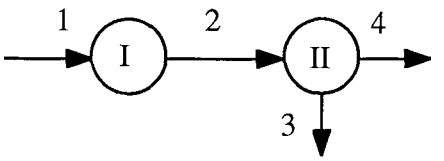


Figure III.1 : réseau de transport de matière

Supposons que les nœuds I et II soient en défaut. En effectuant l'agrégation de ces 2 nœuds, nous constatons que le nœud ainsi obtenu n'est pas en défaut. Nous pouvons alors considérer que la voie 2 est en défaut. Le tableau III.1 permet d'expliciter cette démarche :

Voie	1	2	3	4
Noeud				
I	1	1		
II		1	1	1
I + II	0		0	0
Produit par colonne	0	1	0	0

Tableau III.1 : mise en œuvre de la méthode pour l'exemple de la figure III.1

III.1.7 - ETUDE DE LA ROBUSTESSE

III.1.7.1 - Description des essais

A partir d'un vecteur de grandeurs vraies X^* vérifiant les équations de bilan, nous avons généré un vecteur de mesure X tel que :

$$X = X^* + \varepsilon + \delta \qquad \text{(III.57)}$$

où :

ε est le vecteur des bruits de mesure obtenu par un générateur de nombres pseudo-aléatoires,

et δ le vecteur biais.

Pour chaque voie, nous avons exprimé la précision des mesures sous forme d'un écart-type ; dans le cas des redondances analytiques, cette précision est égale à 5 % de la mesure. La probabilité de détection correspondant au seuil a été fixée à 95 % sauf dans le cas des redondances matérielles où nous avons étudié son influence sur les tests de détection-localisation.

Ensuite, nous avons fait varier, pour les deux types de redondance, les paramètres suivants :

- nombre de biais,

- amplitude de biais,

- nombre de mesures,

puis uniquement dans le cas des redondances analytiques :

- amplitude des mesures,

- amplitude des bruits,

- précision des mesures.

Dans le cas de la redondance matérielle, nous avons pris jusqu'à 7 capteurs redondants. Nous les avons représentés par un réseau de 6 nœuds et 7 voies (figure III.2). Les mesures et les écarts-type sont donnés par le tableau III.2.

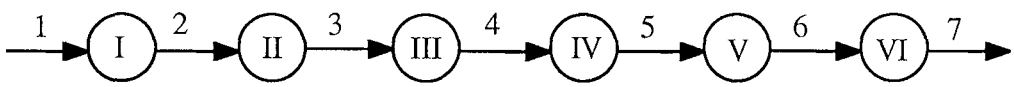


Figure III.2 : représentation du réseau n° 1

voie	mesure	écart-type
1	100,36	3,0
2	99,79	4,0
3	99,64	5,0
4	99,64	3,0
5	102,16	4,1
6	99,49	1,5
7	98,80	2,5

Tableau III.2 : valeurs des mesures et écarts-type du réseau de la figure III.2

Dans le cas de la redondance analytique, nous avons pris un réseau (figure III.3) comportant 9 nœuds et 15 voies. Ce réseau a été choisi en fonction des particularités intéressantes qu'il possède [35].

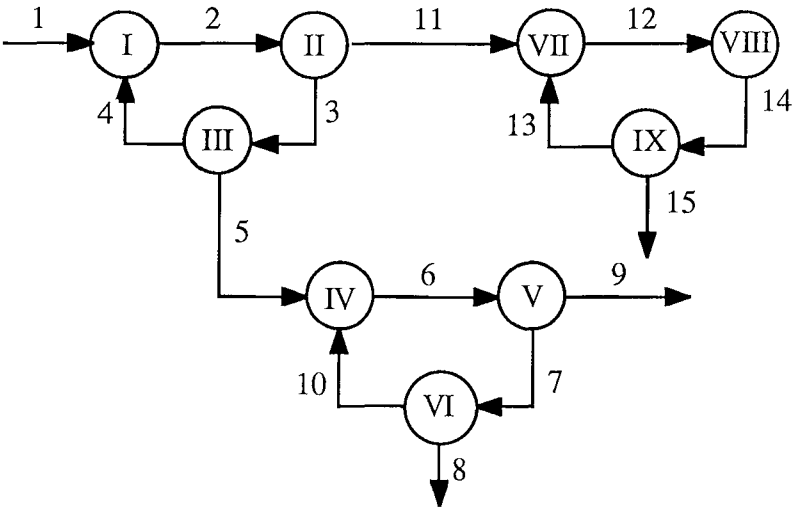


Figure III.3 : représentation du réseau n° 2

Les mesures effectuées sur ce réseau ainsi que leurs écarts-type sont donnés par le tableau suivant :

voie	mesure	écart-type
1	111,30	2,78
2	127,60	3,19
3	106,40	2,66
4	18,20	0,46
5	86,30	2,16
6	110,49	2,76
7	72,20	1,81
8	49,40	1,24
9	37,90	0,95
10	20,50	0,51
11	23,80	0,60
12	36,36	0,91
13	13,60	0,34
14	37,89	0,95
15	25,53	0,64

Tableau III.3 : valeurs des mesures et écarts-type du réseau de la figure III.3

La procédure des tests que nous avons effectués se résume ainsi :

- *Présence d'un seul biais* : nous avons choisi une voie et nous lui avons ajouté un biais d'amplitude de ±50%, ±40%, ±30%, ±20% de la mesure initiale. La procédure a été répétée 120 fois.

- *Présence de deux biais* : nous avons choisi à chaque fois deux voies que nous avons biaisées de (-40%,-40%), (-40%,40%), (40%,-40%) et (40%,40%) des mesures initiales. Cette procédure a été effectuée 420 fois.

- *Présence de trois biais* : nous avons tiré aléatoirement trois voies parmi quinze et nous avons généré trois biais que nous avons ajouté aux mesures choisies. Nous avons répété les tests 500 fois.

III.1.7.2 - Analyse des résultats des simulations

Redondance matérielle

Dans le cas d'un défaut, on constate que les trois tests sont équivalents puisque la détection-localisation se fait pratiquement à 100%. Le test PAR (application de la méthode de l'espace de parité) a été mis en échec dans un seul cas où il n'est pas arrivé à détecter la voie 3 biaisée à plus ou moins 20% pour une probabilité de détection de 99%. L'influence du seuil est peu sensible sur les tests dans le cas des redondances matérielles. Donc ces tests sont performants pour détecter et localiser un seul biais.

Dans le cas de deux défauts, le tableau III.4 résume les résultats obtenus. Nous remarquons que les tests PAR et TCN (application de la méthode des termes correctifs normalisés) donnent des résultats sensiblement équivalents. Par contre, le test EFB (application de la méthode des écarts de fermeture des équations de bilan) détecte d'autant mieux que le nombre de voies est élevé puisque la détection se fait sur les noeuds.

	bonne détection %			aucune détection %			sur-détection %		
	PAR	TCN	EFB	PAR	TCN	EFB	PAR	TCN	EFB
5	100,0	100,0	60,0	0,0	0,0	40,0	0,0	0,0	0,0
6	100,0	98,3	66,7	0,0	0,0	33,3	0,0	1,7	0,0
7	100,0	100,0	71,4	0,0	0,0	28,6	0,0	0,0	0,0

Tableau III.4 : résultats des tests dans le cas de la redondance matérielle (2 défauts)

Redondance analytique

Dans le cas d'un seul défaut (tableau III.5), nous constatons que la méthode PAR n'est pas ou peu sensible à la modification du bruit et donne de meilleurs résultats que les 2 autres tests. De plus, nous remarquons que pour les tests PAR et TCN la modification du bruit entraîne une surdétection au détriment du cas où nous ne détectons pas (une amplitude de bruit trop importante a pu être considérée comme une défaillance d'un capteur).

	Tests	bonne détection %	aucune détection %	fausse détection %	sur-détection %
Sans modification de bruit	PAR	91,7	7,5	0,8	0,0
	TCN	93,3	6,7	0,0	0,0
	EFB	84,2	15,8	0,0	0,0
Avec modification de bruit	PAR	91,7	5,8	0,8	1,7
	TCN	85,8	5,8	1,7	6,7
	EFB	79,2	20,0	0,8	0,0

Tableau III.5 : résultats des tests dans le cas d'un défaut

Les tableaux III.6 et III.7 (13% et 20% des voies du réseau en défaut) montrent que plus le nombre de défauts est important moins bonne est la détection. Les résultats des tests PAR et TCN restent comparables, tandis que nous notons une dégradation dans les résultats du test EFB.

Tests	bonne détection %	aucune détection %	fausse détection %	1 détectée 1 localisée %	2 détectées 1 localisée %	autres situations %
PAR	85,0	0,0	1,2	8,6	4,3	0,9
TCN	84,0	0,2	2,1	8,6	4,2	0,9
EFB	58,6	8,1	1,4	18,1	1,7	12,1

Tableau III.6 : résultats des tests dans le cas de deux défauts

Tests	bonne détection %	aucune détection %	fausse détection %	2 détectées 2 localisées %	3 détectées 1 localisée %	3 détectées 2 localisées %
PAR	65,8	0,0	0,8	16,6	1,0	9,6
TCN	63,6	0,0	1,8	15,6	0,8	8,8
EFB	27,4	5,0	2,2	17,2	0,2	5,4

Tableau III.7 : résultats des tests dans le cas de trois défauts

Une variation de 25% autour de la valeur initiale de la matrice de variance modifie considérablement les résultats (tableau III.8) des tests PAR et TCN tandis que le test EFB reste insensible aux modifications de la précision des capteurs (ceci provient du fait que ce test est dépendant des effets de compensation des erreurs).

	Tests	bonne détection %	aucune détection %	fausse détection %	1 détectée 1 localisée %	2 détectées 1 localisée %	autres situations %
3/4 V	PAR	93,1	0,0	0,7	1,4	4,8	0,0
	TCN	89,8	0,0	1,9	2,1	5,2	1,0
	EFB	60,0	7,4	1,4	17,1	1,9	12,2
5/4 V	PAR	77,6	0,0	1,7	16,9	3,8	0,0
	TCN	78,8	0,2	2,4	14,5	3,1	1,0
	EFB	59,8	7,6	1,4	22,9	1,0	7,3

Tableau III.8 : influence de la précision des mesures sur les tests (deux défauts)

Enfin, le tableau III.9 montre que les résultats dépendent de la configuration du réseau et des amplitudes des mesures. Pour les réseaux 3 et 5, le test EFB surdétecte tandis que les deux autres tests ont une mauvaise détection. Les figures suivantes représentent les réseaux et leurs mesures qui ont été utilisés lors de cette étude.

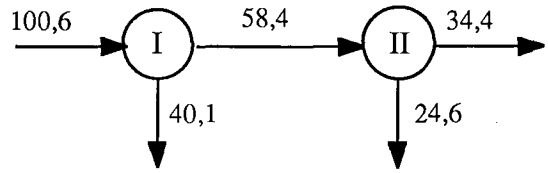


Figure III.4 : représentation du réseau n° 3 avec ses mesures

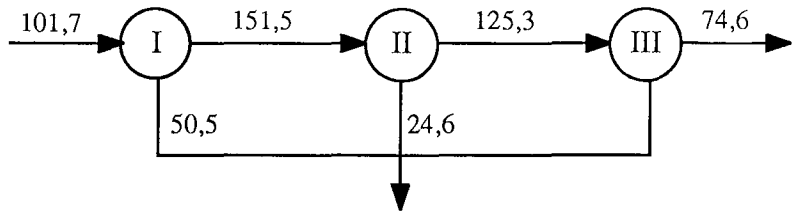


Figure III.5 : représentation du réseau n° 4 avec ses mesures

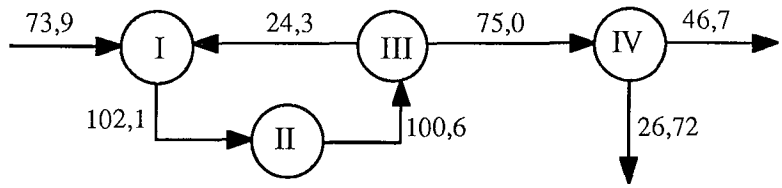


Figure III.6 : représentation du réseau n° 5 avec ses mesures

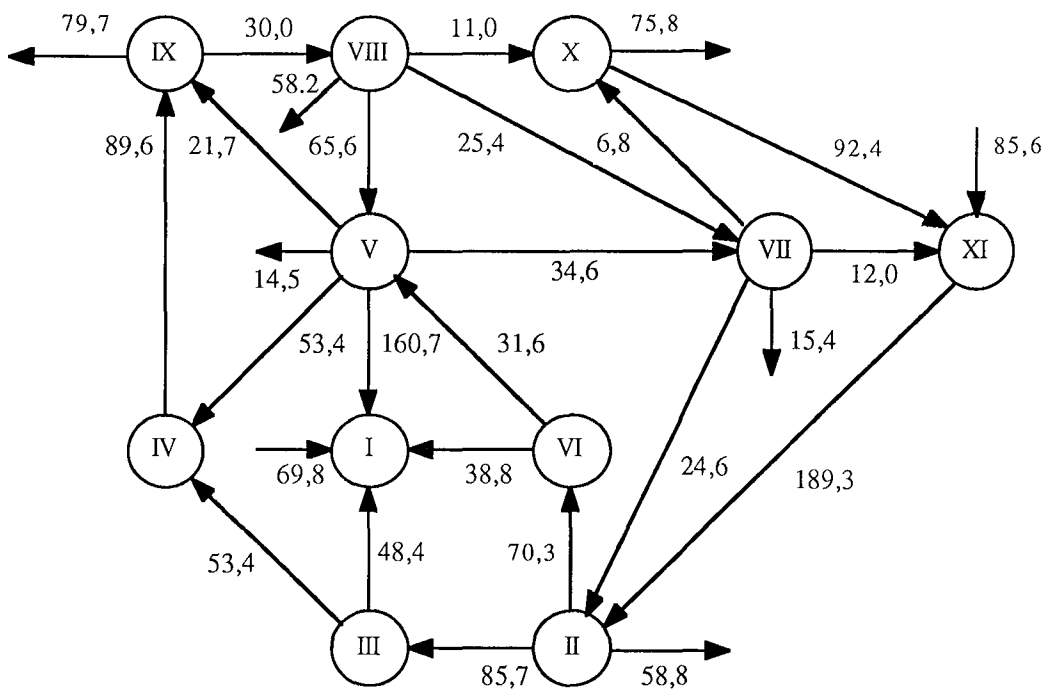


Figure III.7 : représentation du réseau n° 6 avec ses mesures

Numéro de réseau	bonne détection %			aucune détection %			fausse détection %			sur-détection %		
	PAR	TCN	EFB	PAR	TCN	EFB	PAR	TCN	EFB	PAR	TCN	EFB
3	57,5	60,0	20,0	2,5	2,5	7,5	40,0	37,5	0,0	0,0	0,0	72,5
4	93,8	93,8	89,6	6,2	6,2	10,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
5	80,3	83,9	64,3	5,4	3,6	8,9	14,3	12,5	0,0	0,0	0,0	26,8
6	65,6	68,8	60,7	34,4	31,2	39,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tableau III.9 : influence de la taille du réseau dans le cas d'un défaut

III.1.8 - ESTIMATION DE L'AMPLITUDE DES ERREURS

Une fois que les voies en défaut ont été localisées, il reste à identifier les amplitudes des erreurs. Dans un premier temps l'étude porte sur le cas d'un seul capteur en défaut, puis nous l'étendons au cas de plusieurs capteurs en défaut.

Un seul défaut

Après avoir localisé un défaut sur la mesure de la voie i, il faut estimer l'amplitude f de ce défaut. Le vecteur de mesures X de dimension v s'exprime en fonction de l'amplitude de ce défaut :

$$X = HX^* + \varepsilon + fe_i \qquad \text{(III.58)}$$

où e_i est un vecteur de dimension v qui s'écrit sous la forme suivante :

$$e_i = [\ 0 \ \ldots \ 0 \ 1 \ 0 \ \ldots \ 0\ ]^T$$

où la valeur 1 se trouve à la $i^{ème}$ position.

Par substitution de (III.58) dans (III.3), le vecteur P s'écrit :

$$P = WV^{-1/2}\,\varepsilon + fWV^{-1/2}\,e_i \qquad \text{(III.59)}$$

Son espérance mathématique vaut :

$$\begin{aligned} Esp(P) &= WV^{-1/2}Esp(\varepsilon) + fWV^{-1/2}e_i \\ &= fg_i \end{aligned}$$

en posant :

$$g_i = WV^{-1/2}e_i \qquad \text{(III.60)}$$

Sa matrice de variance-covariance vaut :

$$\begin{aligned} Var(P) &= Esp((P - fWV^{-1/2} e_i) (P - fWV^{-1/2} e_i)^T) \\ &= Esp(WV^{-1/2}\varepsilon\varepsilon^T V^{-1/2} W^T) \\ &= WW^T \\ &= I_n \end{aligned}$$

Estimer l'amplitude f du défaut du capteur i revient à chercher le minimum par rapport à un estimateur $\hat{f}$ de f de :

$$\phi = \frac{1}{2} \| P - \hat{f} g_i \|^2 \qquad \text{(III.61)}$$

Une condition nécessaire d'extremum est l'annulation des dérivées partielles premières de la fonction ϕ par rapport à l'estimateur $\hat{f}$ du paramètre inconnu f :

$$\frac{\partial \phi}{\partial \hat{f}} = 0$$

Nous obtenons :

$$- g_i^T (P - \hat{f} g_i) = 0$$

La solution s'écrit :

$$\hat{f} = (g_i^T g_i)^{-1} g_i^T P \qquad \text{(III.62)}$$

Extension à plusieurs défauts

Dans ce cas, en présence de d défauts, le modèle de mesure s'écrit :

$$X = HX^* + \varepsilon + Df_d \qquad \text{(III.63)}$$

où :

D est une matrice de localisation des voies en défaut de dimension (v.d),

et f_d le vecteur contenant les amplitudes des défauts de dimension d.

Le vecteur de parité s'écrit :

$$P = WV^{-1/2}\varepsilon + WV^{-1/2}Df_d \qquad \text{(III.64)}$$

Ses moments d'ordre 1 et 2 sont :

$$Esp(P) = WV^{-1/2}Df_d$$

$$Var(P) = I_n$$

En procédant comme dans le cas d'un seul défaut, nous obtenons :

$$\hat{f}_d = (D^T V^{-1/2} W^T W V^{-1/2} D)^{-1} D^T V^{-1/2} W^T P \qquad \text{(III.65)}$$

Remarque : Une fois que le vecteur $\hat{f}_d$ est obtenu, l'estimation des grandeurs réelles peut être effectuée au moyen de la relation suivante :

$$\hat{X} = [I_v - VM^T(MVM^T)^{-1}M] (X - D\hat{f}_d) \qquad \text{(III.66)}$$

Exemple numérique

Soit le réseau de la figure III.6 contenant quatre nœuds et sept voies. Considérons le cas où les mesures ne sont pas biaisées et le cas où les voies 2 et 5 sont biaisées respectivement de 40% et de -30% de leurs valeurs initiales. Le tableau III.10 regroupe les valeurs des bais et leurs estimées.

voie	valeur du biais	valeur du biais estimé
2	40,83	44,48
5	22,49	21,53

Tableau III.10 : valeurs des biais et leurs estimées.

Pour chaque cas (mesures non biaisées et mesures biaisées), nous calculons le vecteur des estimées $\hat{X}$ et nous déduisons ensuite le taux de correction calculé pour chaque voie :

$$\tau_j = \left| \frac{X_j - \hat{X}_j}{X_j} \right| \text{ en \%.} \qquad j = 1, \ldots, v \qquad \text{(III.67)}$$

où :

X_j représente la mesure de la $j^{ème}$ voie,
et $\hat{X}_j$ l'estimée de la $j^{ème}$ mesure.

Les résultats de la réconciliation sont regroupés sur le tableau III.11.

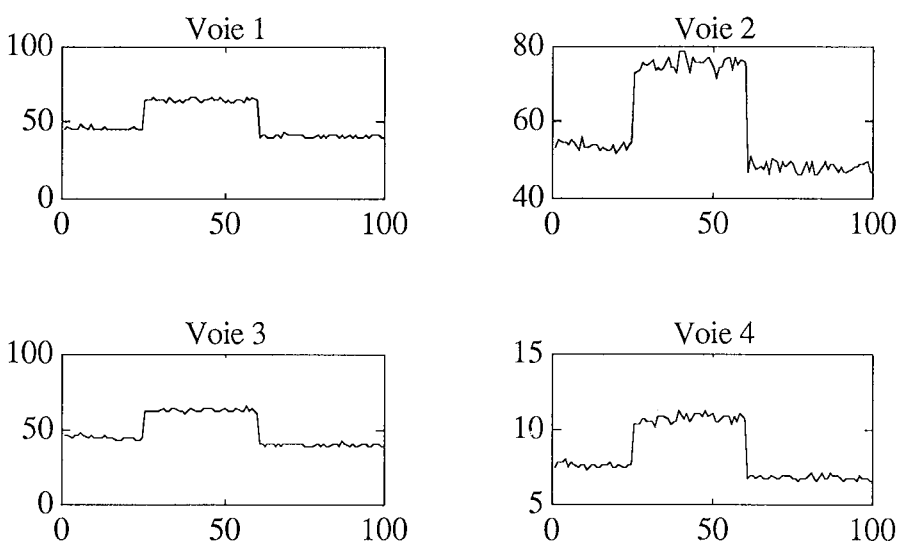
Voie	Mesures non biaisées			Mesures biaisées		
	X	$\hat{X}$	τ	X	$\hat{X}$	τ
1	73,90	74,57	0,91	73,90	74,01	0,15
2	102,06	99,09	2,90	142,89	98,41	31,13
3	100,61	99,09	1,50	100,61	98,41	2,19
4	24,27	24,52	1,05	24,27	24,40	0,53
5	74,97	74,57	0,53	52,48	74,01	41,03
6	26,72	24,06	1,26	26,72	26,89	0,65
7	46,69	47,52	1,78	46,69	47,12	0,92

Tableau III.10 : résultats de la réconciliation

Nous constatons que lorsque les mesures des voies 2 et 5 sont biaisées, celles-ci sont fortement corrigées (31% et 41%) par rapport aux mesures qui n'ont pas été biaisées.

III.1.9 - COMPORTEMENT DES METHODES EN "MULTI-OBSERVATIONS"

Les méthodes que nous avons exposées ont été appliquées dans le cas où nous ne disposons que d'une seule observation. En pratique, on peut disposer d'un ensemble de mesures correspondant à différents régimes de fonctionnement. Ces méthodes vont être appliquées à des exemples de simulation où nous avons juxtaposé trois régimes de fonctionnement. Cent observations ont été simulées pour le réseau de la figure III.3. Les évolutions temporelles des mesures de chaque voie, en régime de fonctionnement normal, sont représentées par la figure III.8.



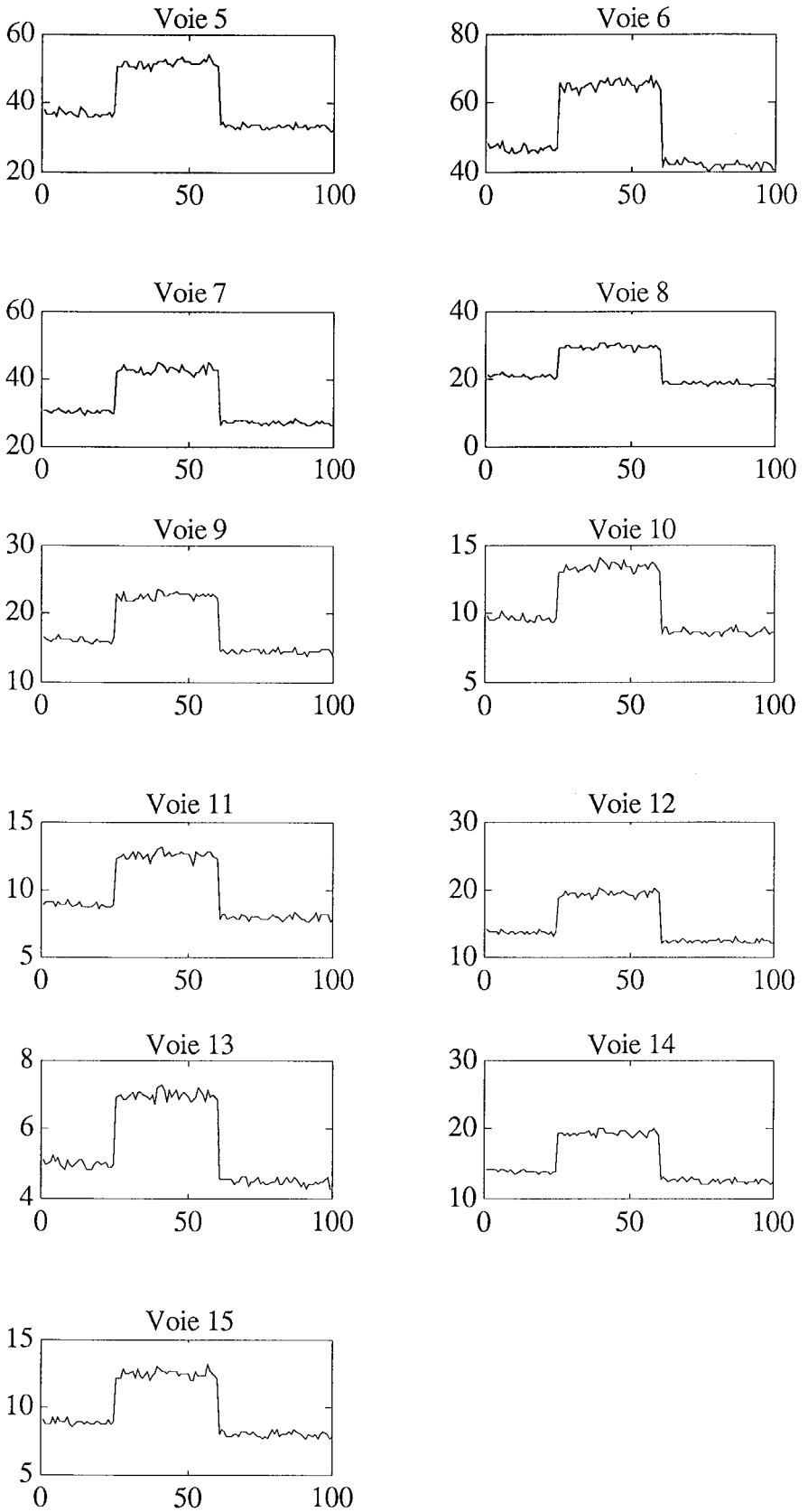


Figure III.8 : évolution temporelle des mesures en fonctionnement normal

Sur le premier exemple, deux défauts en échelon ont été introduits au même instant t = 50 sur la voie 6 avec une amplitude de 25% de la mesure et sur la voie 8 avec

une amplitude de -25%. Les courbes représentant l'évolution temporelle des mesures de ces voies sont données par les figures III.9 et III.10.

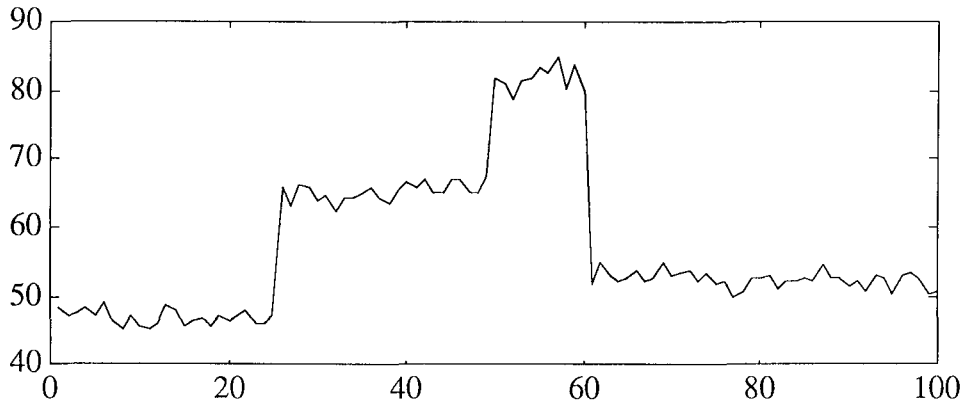


Figure III.9 : évolution temporelle de la mesure de la voie 6

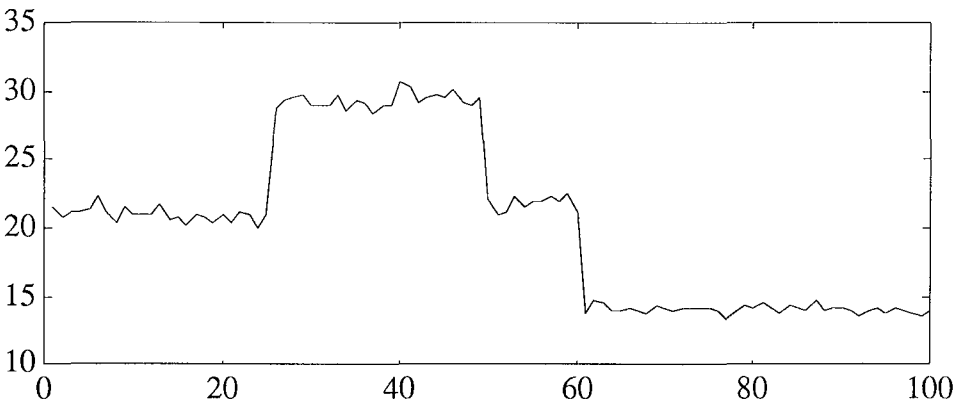


Figure III.10 : évolution temporelle de la mesure de la voie 8

Les tests PAR et TCN détectent et localisent ces deux défauts à tout instant dès leur apparition. Par contre, le défaut à l'instant 75 n'est pas détecté par le test EFB. Cette non-détection s'explique par le phénomène de compensation d'erreurs.

Pour le deuxième exemple, nous avons simulé trois biais variant en échelon. Nous avons introduit un défaut sur la voie 1 avec une amplitude de 50% de la valeur de la mesure initiale à l'instant $t_1 = 30$, sur la voie 3, un défaut avec une amplitude de -30 % de la mesure à l'instant $t_2 = 50$ et sur la voie 11, un défaut avec une amplitude de -35% de la mesure à l'instant $t_3 = 70$; les courbes sont représentées sur les figures suivantes.

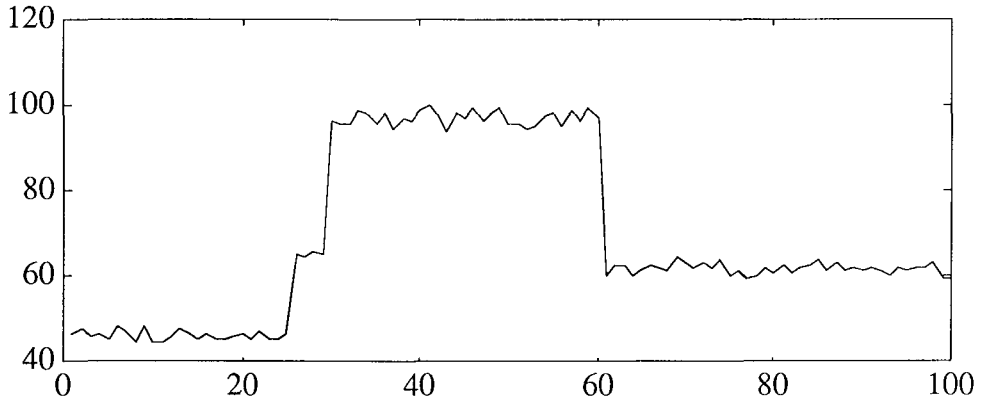


Figure III.11 : évolution temporelle de la mesure de la voie 1

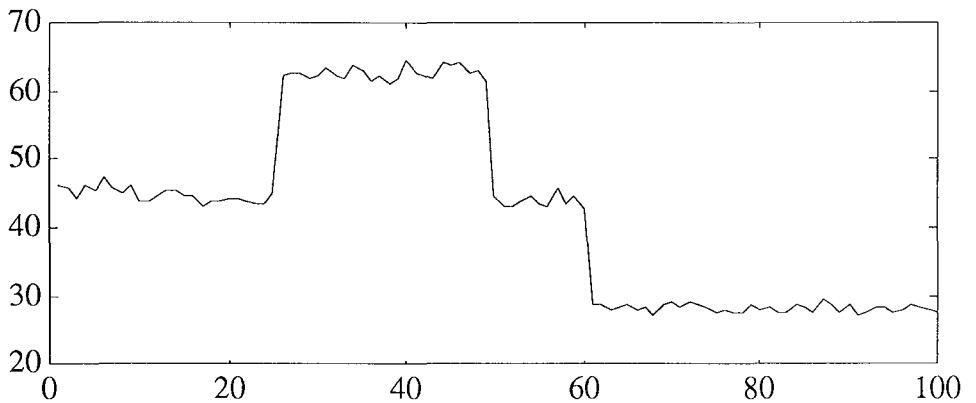


Figure III.12 : évolution temporelle de la mesure de la voie 3

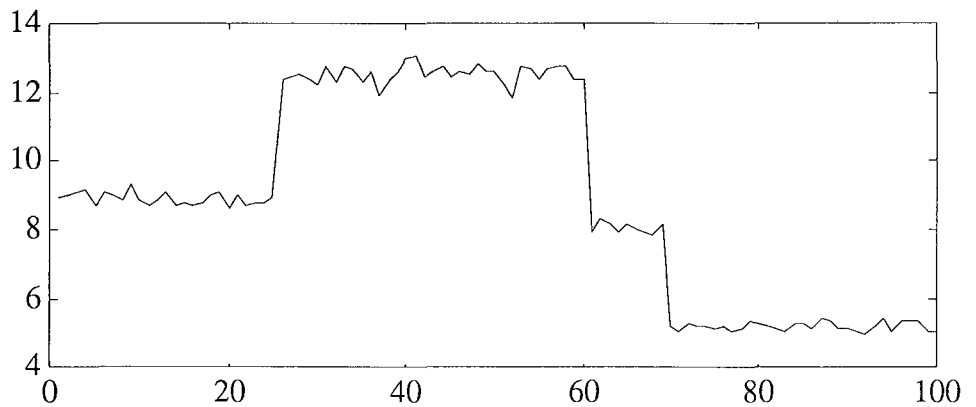


Figure III.13 : évolution temporelle de la mesure de la voie 11

Les défauts présents dans les voies 1, 3 et 11 ont été détectés à tout instant par les trois tests.

III.2 - DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAUT PAR LE CRITERE D'INFORMATION D'AKAIKE

Dans ce paragraphe, nous présentons une méthode systématique de détection et de localisation de biais par minimisation du critère d'information d'AKAIKE [2] qui est lié à la somme des carrés des erreurs de mesure normalisées ; cette méthode est appliquée ici au cas de procédés décrits par des réseaux constitués de nœuds et de voies. Nous avons mis en œuvre un algorithme ascendant hiérarchique pour la recherche des voies suspectes dans un réseau de circulation de matière.

Pour tester l'efficacité de cette méthode, des exemples présentant un défaut dans le cas d'une seule campagne de mesure (mono-observation) ont été traités. Nous avons ensuite étendu les applications de cette méthode à des exemples comportant plusieurs campagnes d'observations.

Les performances de cette méthode ont été comparées avec celle de l'espace de parité dans le cas d'un seul défaut.

III.2.1 - FORMULATION DU PROBLEME

Nous supposons que les erreurs de mesure effectuées sur les différentes voies du réseau sont distribuées selon une loi normale de moyenne υ et de matrice de variance-covariance V :

$$\varepsilon \sim N(\upsilon, V) \qquad \text{(III.68)}$$

En fonctionnement normal, le vecteur υ est nul. Si un défaut apparaît sur l'une des voies, υ devient non nul. Le test de détection peut être relatif à ce paramètre mais en pratique comme l'amplitude du biais υ est inconnue il est difficile de tester ce paramètre directement.

Dans la suite, nous allons utiliser le vecteur des résidus de contrainte défini en (III.53) qui caractérise les erreurs de mesure des équations de bilan. Considérons un réseau décrit par sa matrice d'incidence M formé de n nœuds et v voies.

La normalisation de l'équation (III.54) donne :

$$A\,\varepsilon_N = R_N \qquad \text{(III.69)}$$

avec :

$$\varepsilon_N = V^{-1/2}\,\varepsilon \qquad \text{(III.70)}$$

$$A = [\,\mathrm{Diag}(V_R)]^{-1/2}\,MV^{1/2} \qquad \text{(III.71)}$$

où :

ε_N est le vecteur des erreurs de mesure normalisées de dimension v,

A matrice de dimension (n.v),

R_N le vecteur des écarts de fermeture de bilan normalisés défini en (III.56),

et V_R la matrice de variance-covariance des écarts de fermeture de bilan de dimension (n.n).

En l'absence de biais, le vecteur ε_N suit une loi normale centrée réduite. Si une erreur systématique est présente dans la voie j (j = 1, ..., v), alors ε_{Nj} suit une loi normale de moyenne $\upsilon_j/\sqrt{V_{jj}}$ et de variance unité (V_{jj} est l'élément de la diagonale de la matrice V appartenant à la $j^{ème}$ ligne).

Le vecteur ε_N étant inconnu, nous allons par la suite établir une relation entre ce vecteur et le vecteur des écarts de fermeture de bilan.

III.2.2 - ESTIMATION DES ERREURS DE MESURE NORMALISEES

En pratique, le nombre de voies en défaut d'un réseau est un paramètre inconnu. Pour pouvoir estimer ce paramètre, nous utilisons le critère d'information d'AKAIKE qui est basé sur le logarithme de la fonction de vraisemblance des erreurs normalisées :

$$F = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^{-v}} \exp(-\frac{1}{2} \| \varepsilon_N \|^2) \qquad \text{(III.72)}$$

Le logarithme de cette fonction est :

$$Ln(F) = -\frac{1}{2} \| \varepsilon_N \|^2 - \frac{v}{2} Ln(2\pi) \qquad \text{(III.73)}$$

Cette expression peut s'écrire :

$$Ln(F) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^{v} (\varepsilon_{Nj})^2 - \frac{v}{2} Ln(2\pi) \qquad \text{(III.74)}$$

L'expression (III.74) peut être décomposée sous une forme qui met en évidence les erreurs aléatoires et les défauts :

$$Ln(F) = -\frac{1}{2} [\sum_{j \in U-V_s} \varepsilon_{Nj}^2 - \sum_{j \in V_s} \varepsilon_{Nj}^2] - \frac{v}{2} Ln(2\pi) \qquad \text{(III.75)}$$

où U représente l'ensemble de toutes les voies et V_S l'ensemble des voies contenant les défauts.

Les erreurs de mesure normalisées contenues dans le premier terme de l'équation (III.75) suivent une loi normale centrée réduite tandis que dans le deuxième terme, ces erreurs sont de moyennes non nulles.

Le critère d'information d'AKAIKE [2] est défini par :

$$AIC = -2Ln(F) + 2d \qquad \text{(III.76)}$$

où d est le nombre d'éléments de V_S.

En remplaçant (III.73) dans (III.76), nous obtenons :

$$AIC = \| \hat{\varepsilon}_N \|^2 + 2d + v\, Ln(2\pi) \qquad \text{(III.77)}$$

Considérons la fonction Φ :

$$\Phi = AIC - v\,Ln(2\pi) \qquad \text{(III.78)}$$

En remplaçant (III.77) dans (III.78), nous avons :

$$\Phi = \| \hat{\varepsilon}_N \|^2 + 2d$$

Le problème de détection des voies biaisées consiste à chercher le minimum par rapport à $\hat{\varepsilon}_N$ de :

$$\Phi = \| \hat{\varepsilon}_N \|^2 + 2d \qquad \text{(III.79a)}$$

sous la contrainte $A\,\hat{\varepsilon}_N = R_N$ (III.79b)

Le lagrangien associé à ce problème s'écrit :

$$L = \Phi + \lambda^T (A\,\hat{\varepsilon}_N - R_N) \qquad \text{(III.80)}$$

L est stationnaire si :

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{X}} = 2\,\hat{\varepsilon}_N + A^T \lambda = 0 \qquad \text{(III.81a)}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = A\,\hat{\varepsilon}_N - R_N = 0 \qquad \text{(III.81b)}$$

Nous obtenons :

$$\hat{\varepsilon}_N = A^T (AA^T)^{-1} R_N \qquad \text{(III.82)}$$

En remplaçant (III.82) dans (III.79a), le critère s'écrit :

$$\Phi = R_N^T (AA^T)^{-1} R_N + 2d \qquad \text{(III.83)}$$

On remarquera de plus que le vecteur $\hat{\varepsilon}_N$ s'écrit en fonction du vecteur des grandeurs estimées, du vecteur des mesures et de la matrice de variance des erreurs de mesure :

$$\hat{\varepsilon}_N = V^{-1/2} (X - \hat{X}) \qquad \text{(III.84)}$$

De même R_N s'écrit :

$$R_N = AV^{-1/2}X \qquad \text{(III.85)}$$

III.2.3 - DETECTION ET LOCALISATION DE BIAIS

Calcul du critère

Dans cette étape, nous allons rechercher les voies suspectes, en calculant la valeur du critère lorsqu'un nombre c de voies est supprimé. Si pour un certain ensemble de voies supprimées le critère est minimal, alors on considèrera ces voies comme présentant effectivement un défaut. La technique utilisée est celle qui est exposée au paragraphe III.1.5 qui consiste à supprimer la voie et le nœud correspondant.

Le critère s'écrit :

$$\Phi_u = R_{Nu}^T (A_u A_u^T)^{-1} R_{Nu} + 2c \qquad \text{(III.86)}$$

où :

R_{Nu} est le nouveau vecteur des résidus de bilan normalisés de dimension (n-c),

A_u la nouvelle matrice normalisée de dimension ((n-c).u),

et $u = v-c$ le nombre de voies restantes.

Si la valeur de critère est minimal, nous pouvons conclure que les c voies éliminées sont en défaut.

Nous allons procéder d'une manière systématique pour la suppression des voies en utilisant un algorithme agrégatif hiérarchique.

Algorithme agrégatif hiérarchique

Nous proposons une procédure de détection et localisation de biais basée sur une recherche hiérarchique des voies suspectes.

La procédure de détection et localisation de défaut est la suivante :

étape 1 : c = 0. On calcule le critère Φ donné par la relation (III.83) lorsqu'aucune voie (aucun nœud) du réseau n'a été supprimée.

étape 2 : c = 1. On écarte une voie et on calcule le critère donné par l'expression (III.86). Le calcul est effectué autant de fois que le réseau comporte des voies. La valeur du critère le plus faible est comparée à celle calculée à l'étape 1 et si elle est supérieure, aucune mesure n'est reconnue aberrante, sinon on passe à l'étape suivante.

étape 3 : $c \geq 2$. La voie appartenant au sous-ensemble U_{c-1} est associée avec une autre voie de l'ensemble U et on calcule à chaque fois le critère pour cette agrégation. On détermine ensuite le sous-ensemble U_c dont la valeur du critère est minimale.

étape 4 : n=1. On arrête le processus d'agrégation lorsque la matrice d'incidence obtenue pour un des sous-ensembles ne contient qu'un nœud.

étape 5 : Le sous-ensemble dont la valeur du critère est minimale contient les voies en défaut.

Exemple numérique

Considérons le réseau de la figure III.14 formé de trois nœuds et six voies pour lequel les mesures et les variances des erreurs de mesure sont données dans le tableau III.12. La mesure de la voie 2 a été biaisée de 30% de sa valeur initiale.

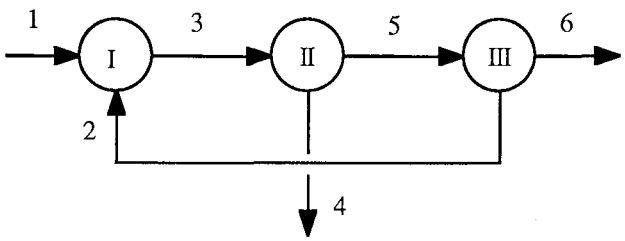


Figure III.14 : réseau élémentaire de transport

voie	mesure	variance
1	101,66	6,46
2	65,46	1,59
3	151,46	14,34
4	24,63	0,38
5	125,29	9,81
6	74,56	3,47

Tableau III.12 : valeurs des mesures et leurs variances

Etape 1 : c = 0. Calculons la valeur du critère explicitée par la relation (III.83)

La matrice A donnée par l'équation (III.71) est :

$$A = \begin{bmatrix} 0,5371 & 0,2666 & -0,8002 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,7645 & -0,1243 & -0,6325 & 0 \\ 0 & -0,3271 & 0 & 0 & 0,8121 & -0,4832 \end{bmatrix}$$

Le vecteur R_N des écarts de fermeture de bilan normalisés calculé à partir de l'équation (III.85) s'écrit :

$$R_N = \begin{bmatrix} 3,3408 \\ 0,3099 \\ -3,8544 \end{bmatrix}$$

L'inverse de la matrice de variance-covariance normalisée des résidus de bilan est :

$$(AA^T)^{-1} = \begin{bmatrix} 2.4585 & 2.1927 & 1.3406 \\ 2.1927 & 3.3140 & 1.8934 \\ 1.3406 & 1.8934 & 2.0894 \end{bmatrix}$$

Le critère Φ prend la valeur :

$\Phi = 24,29$

Etape 2 : c = 1. On commence par la voie 1. Celle-ci étant une voie externe, on forme la nouvelle matrice d'incidence en supprimant la ligne et la colonne correspondante.

$$A_{u1} = \begin{bmatrix} 0 & 0,7645 & -0,1243 & -0,6325 & 0 \\ -0,3271 & 0 & 0 & 0,8121 & -0,4832 \end{bmatrix}$$

La valeur du critère correspondant Φ_{u1} donnée par la relation (III.86) est :

$\Phi_{u1} = 20.64$

Avant de supprimer la voie 2 qui est une voie intermédiaire, on agrège les nœuds un et trois. Dans ce cas la matrice normalisée s'écrit :

$$A_{u2} = \begin{bmatrix} 0 & 0,7645 & -0,1243 & -0,6325 & 0 \\ -0,4353 & -0,6486 & 0 & 0,5365 & -0,3193 \end{bmatrix}$$

Le critère prend la valeur :

$\Phi_{u2} = 2.68$

Nous réitérons cette procédure pour calculer les valeurs du critère données dans le tableau III.13, en supprimant à chaque fois une autre voie (3, ... , 6).

voie supprimée	valeur du critère
{1}	20,64
{2}	2,68
{3}	20,58
{4}	25,95
{5}	13,68
{6}	22,02

Tableau III.13 : valeurs du critère lors de la suppression d'une voie

La valeur du critère minimal donne la voie qui peut contenir une mesure aberrante.

Nous constatons, d'après le tableau III.13, que la valeur du critère est minimale lorsque la voie 2 a été supprimée. Le test de détection va porter sur la comparaison de cette valeur avec celle calculée dans le cas où aucune voie n'a été éliminée. Comme Φ_{u2} est inférieur à Φ, nous déduisons qu'il y a présence de biais dans les mesures.

Etape 3 : c = 2. Ainsi la voie 2 supposée suspecte va être associée avec l'ensemble des voies restantes. Nous procédons de la même manière que précédemment pour calculer les valeurs du critère lors de la suppression de ces ensembles de voies. Le sous-ensemble contenant les voies supprimées et donnant la valeur du critère minimale sera associé avec les voies restantes. Le tableau III.14 regroupe les valeurs du critère calculées pour les sous-ensembles contenant deux voies supprimées.

voies supprimées	valeur du critère
{2,1}	4,10
{2,3}	4,59
{2,4}	4,03
{2,5}	4,59
{2,6}	4,10

Tableau III.14 : valeurs du critère lors de la suppression de deux voies

Etape 4 : n = 1. Le tableau III.14 montre que, parmi les cinq sous-ensembles de deux voies, c'est l'ensemble {2,4} qui donne la valeur du critère la plus faible. La formation des sous-ensembles ayant trois voies n'est plus possible puisque la matrice d'incidence obtenue dans ce cas ne contient qu'un seul nœud. Le processus d'agrégations est arrêté.

Etape 5 : Nous pouvons conclure de ces résultats que l'ensemble {2} est en défaut.

Une fois que la voie 2 a été supprimée, nous pouvons déduire les valeurs des estimées $\hat{X}$ données par le tableau III.15.

voie	$\hat{X}$
1	100,13
2	50,49
3	150,61
4	24,74
5	125,87
6	75,38

Tableau III.15 : valeurs des estimées

Remarque : Le nombre de sous-ensembles utilisé est de 11. Si nous avions utilisé un algorithme de recherche exhaustive, ce nombre serait de $\frac{v.(v+1)}{2} = 21$.

III.2.4 - APPLICATION DE LA METHODE

mono-observation

Cette méthode a été testée sur le réseau n° 2 de la figure III.3 et le réseau n° 6 de la figure III.7. Ceux-ci sont de dimension suffisante et présentent des configurations et des amplitudes de mesure différentes. Les résultats des tests sont rassemblés dans le tableau III.16. A travers ces résultats, nous constatons que sur le réseau 6, la localisation se fait à plus de 90% et que sur le réseau 2 la localisation est légèrement moins bonne ; les différences sur les performances de détection sont essentiellement dues à la structure de la matrice d'incidence.

réseau	bonne détection %	fausse détection %	aucune détection %	surdétection %
2	85,00	2,50	0,83	11,67
6	91,07	5,80	3,13	0,00

Tableau III.16 : résultats du test dans le cas d'un défaut

multi-observations

Nous avons repris le premier exemple du paragraphe III.1.9.

Les défauts sont détectés par le test dès leur apparition. La figure III.13 représente l'évolution du critère ; celui-ci est calculé lorsqu'aucune voie n'est supprimée. Nous remarquons que la valeur du critère augmente avec le nombre de défauts.

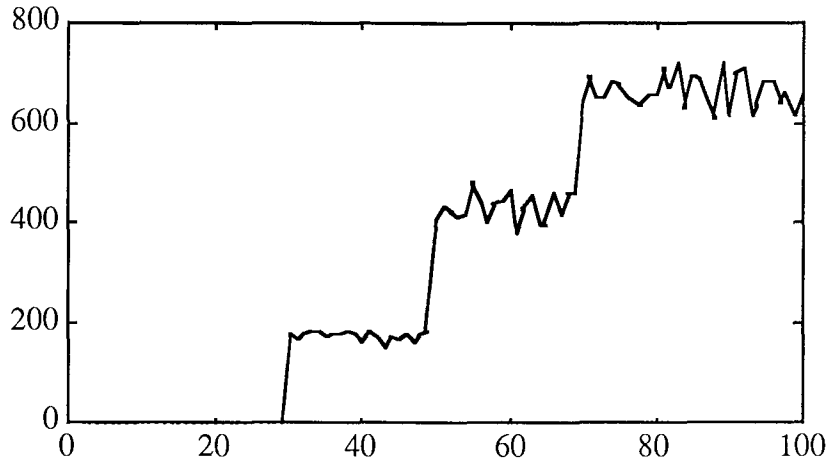


Figure III.13 : évolution du critère

CONCLUSION

Des techniques de détection et de localisation de défaut sont appliquées aux processus physiques linéaires en régime de fonctionnement statique. La méthode de l'espace de parité a été appliquée essentiellement à la redondance matérielle, nous avons étendu son application à la redondance analytique. En outre, nous avons considéré que toutes les voies sont mesurées et que les erreurs de mesure sont de moyenne nulle et de variance connue.

Les performances de cette méthode ont été comparées aux méthodes des termes correctifs normalisés et écarts de fermeture de bilan normalisés en tenant compte de la variation de différents paramètres significatifs. Les résultats de cette étude montrent, sur des exemples de simulation, que les performances de la méthode de l'espace de parité pour la détection de défaut sont, en général, proches de la méthode des termes correctifs normalisés et meilleures que celle des écarts de fermeture de bilan normalisés.

La méthode de détection basée sur le critère d'information d'AKAIKE associée à un algorithme agrégatif hiérarchique a été proposée. A travers les quelques résultats que nous avons obtenu, nous pouvons dire que celle-ci est beaucoup plus fiable que les trois autres puisqu'elle est basée sur une démarche systématique (calcul de tous les sous-ensembles pouvant contenir des voies suspectes). Cependant, la méthode de l'espace de parité est numériquement plus efficace que celle-ci puisqu'elle demande beaucoup moins de temps de calcul.

D'autre part, nous avons constaté que la puissance des tests étudiés diminue lorsque le nombre de défaut augmente. Nous pouvons conclure que tous nos résultats sont en concordance avec ceux obtenus par R.W. SERTH et al. [102] et J. ROSENBERG et al. [100].

CHAPITRE IV

DETECTION DE DEFAUTS UTILISANT UNE ESTIMATION RECURSIVE

INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous développons deux approches pour détecter et localiser d'éventuels défauts. Cette détection est basée sur un calcul récursif des estimées des grandeurs réelles en régime statique.

La première approche est très simple à mettre en œuvre. En effet, les estimées sont fonctions de la moyenne des mesures et des variances de celles-ci. Sur un horizon temporel, nous pouvons alors calculer récursivement les estimées des grandeurs réelles. Nous calculons ensuite, pour chaque voie, le terme correctif normalisé. La détection consiste à comparer le terme correctif avec un seuil.

La deuxième approche est basée sur une détection séquentielle de défauts de capteurs. Cette méthode estime de façon récursive les grandeurs réelles par élimination de la contrainte linéaire. La détection consiste à comparer l'amplitude de l'innovation normalisée, calculée pour chaque voie, avec un seuil.

L'objectif de notre étude est :

- de détecter et de localiser les défauts,

- de déterminer l'instant d'apparition de ces défauts.

IV.1 - APPROCHE UTILISANT UNE ESTIMATION RECURSIVE EN FONCTION DE LA MOYENNE DES MESURES

IV.1.1 - EXPOSE DE LA METHODE

Considérons un procédé schématisé sous forme d'un réseau décrit par sa matrice d'incidence M et formé de n nœuds et v voies. Lorsque nous disposons de plusieurs observations, le problème de l'équilibrage de bilan se formule par :

chercher le minimum par rapport à $\hat{X}_i$ de :

$$\phi = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \| \hat{X} - X_i \|^2_{V^{-1}} \qquad \text{(IV.1a)}$$

sous la contrainte $M\hat{X} = 0$ (IV.1b)

où :

X_i représente le vecteur de mesure de dimension v correspondant à la $i^{ème}$ observation,

$\hat{X}$ l'estimée des grandeurs réelles de dimension v,

V la matrice de variance des erreurs de mesure de dimension (v.v),

et N le nombre d'observations considérées.

Le lagrangien associé au problème s'écrit :

$$L = \phi + \lambda^T M\hat{X}$$

L est stationnaire quand :

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{X}} = V^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\hat{X} - X_i) + M^T \lambda = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = M\hat{X} = 0$$

La solution de ce système est :

$$\hat{X} = P_R \bar{X} \qquad \text{(IV.2)}$$

avec :

$$P_R = I_v - VM^T(MVM^T)^{-1}M$$

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} X_i \qquad \text{(IV.3)}$$

L'estimée étant liée à la moyenne des mesures, elle peut être calculée sur une fenêtre mobile de longueur N. La disposition de la fenêtre mobile est celle de la figure IV.1.

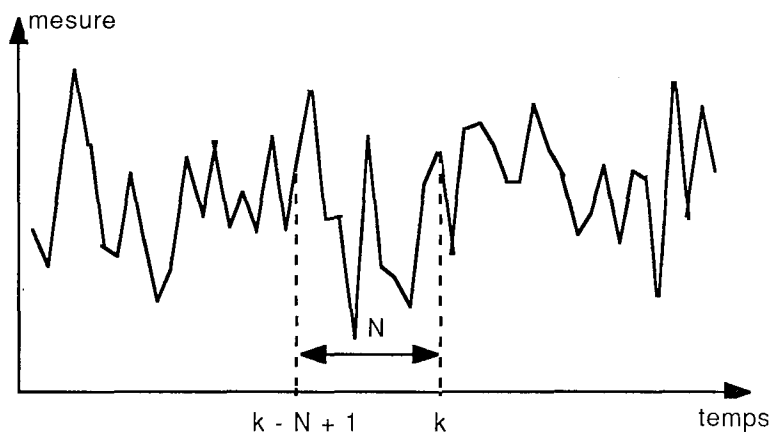


Figure IV.1 : disposition de la fenêtre mobile

A un instant k, le vecteur des estimées $\hat{X}_k$ peut s'écrire :

$$\hat{X}_k = \frac{1}{k} P_R \sum_{i=1}^{k} X_i \qquad k \le N$$

$$\hat{X}_k = \frac{1}{N} P_R \sum_{i=k-N+1}^{k} X_i \qquad k > N$$

Ces deux expressions peuvent être évaluées de façon récursive. Nous avons alors :

$$\hat{X}_k = \frac{(k-1)\hat{X}_{k-1} + P_R X_k}{k} \qquad k \le N \qquad \text{(IV.4)}$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k-1} + \frac{1}{N} P_R (X_k - X_{k-N}) \qquad k > N \qquad \text{(IV.5)}$$

Ces deux dernières relations définissent complètement l'estimation récursive des grandeurs réelles.

IV.1.2 - DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAUTS

Compte tenu des hypothèses faites sur les erreurs de mesure et les variances de ces erreurs qui sont supposées connues et constantes, la matrice de variance-covariance des estimées est :

$$\hat{V} = P_R V$$

Nous pouvons exprimer le terme correctif calculé pour la $i^{ème}$ voie à l'instant k :

$$E_{C_k}^{(i)} = X_k^{(i)} - \hat{X}_k^{(i)} \qquad \text{(IV.6)}$$

où :

$X_k^{(i)}$ est la mesure de la $i^{ème}$ voie à l'instant k,

et $\hat{X}_k^{(i)}$ est l'estimée de la grandeur réelle de la $i^{ème}$ voie au même instant.

Le terme correctif est normalisé en le divisant par son écart-type :

$$E_{N_k}^{(i)} = \frac{E_{C_k}^{(i)}}{\sqrt{V_{ii} - \hat{V}_{ii}}} \qquad \text{(IV.7)}$$

où :

V_{ii} est l'élément de la diagonale de la matrice V appartenant à la $i^{ème}$ ligne,

et $\hat{V}_{ii}$ est l'élément de la diagonale de la matrice $\hat{V}$ appartenant à la $i^{ème}$ ligne.

Le terme correctif normalisé calculé pour chaque voie est distribué selon une loi normale centrée et réduite. L'hypothèse de nullité du terme correctif normalisé est testée au seuil α par un test bilatéral. Un terme correctif normalisé hors de l'intervalle de confiance ($-1.96 < E_{N_{k+1}}^{(i)} < 1.96$ pour $\alpha = 5\%$) est révélateur de la présence d'un éventuel défaut.

IV.1.3 - APPLICATIONS

Nous avons appliquer la méthode au réseau élémentaire de la figure III.3 constitué de 9 nœuds et 15 voies. Cent observations ont été simulées en régime statique.

Nous avons introduit une dérive sur la voie 8 à partir de l'instant 40 avec une pente de 25% et un biais sur la voie 6 avec une amplitude de 30% de la mesure à partir de l'instant 60.

Les évolutions temporelles des mesures des voies 6 et 8 qui ont été mises en défaut sont représentées aux figures IV.2 et IV.3.

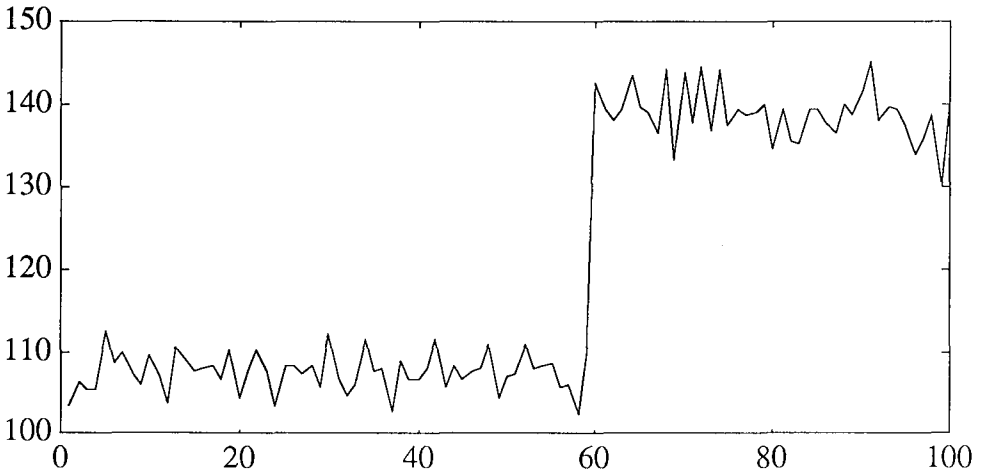


Figure IV.2 : évolution temporelle de la mesure de la voie 6

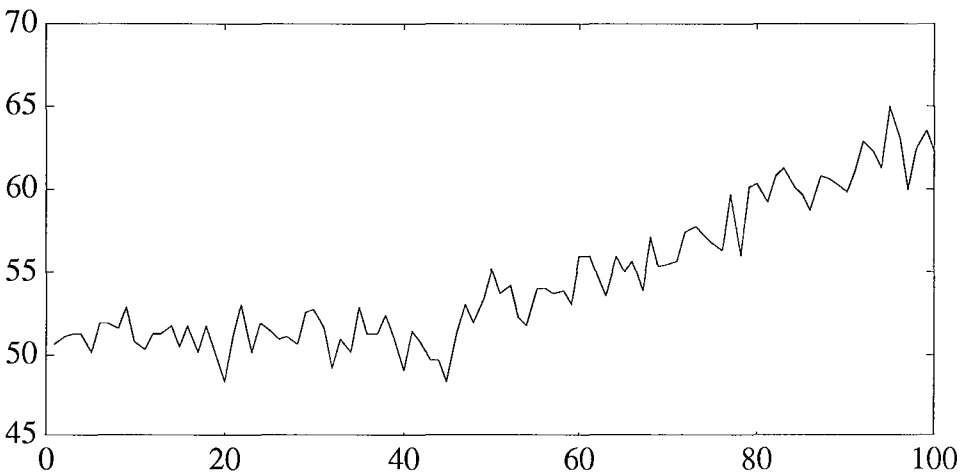


Figure IV.3 : évolution temporelle de la mesure de la voie 8

L'évolution des termes correctifs normalisés des voies 6 et 8 sont représentées par les figures IV.4 et IV.5.

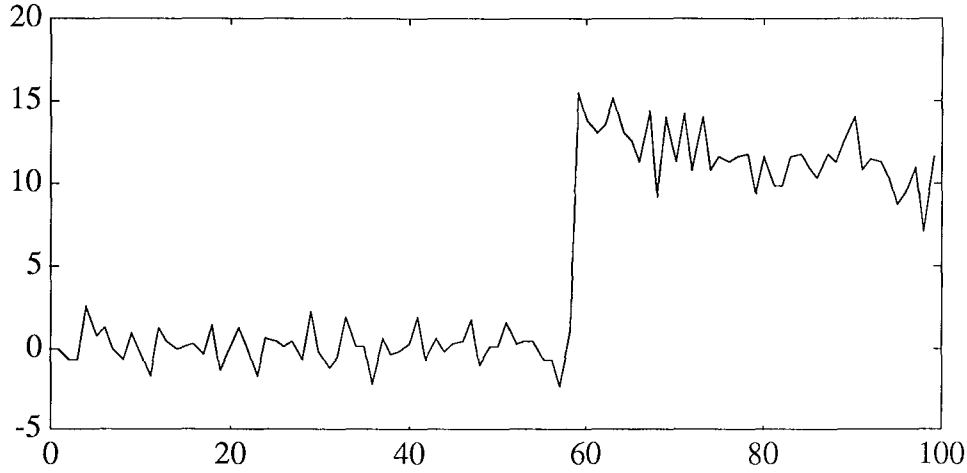


Figure IV.4 : évolution du terme correctif normalisé de la voie 6

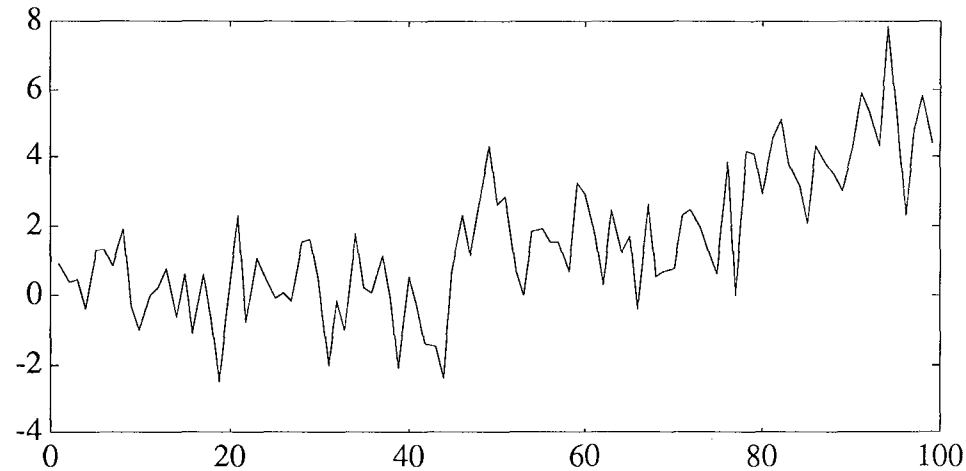


Figure IV.5 : évolution du terme correctif normalisé de la voie 8

Les défauts ont été détectés dès leur apparition. Les moments d'apparition de détection de défaut ont été localisés sans aucun retard pour la voie 6 et un retard de quelques points pour la voie 8. Sur cet exemple, la fenêtre mobile a une longueur de 10 points.

IV.2 - APPROCHE UTILISANT UNE ELIMINATION DE CONTRAINTE

IV.2.1 - MISE EN ŒUVRE DE LA METHODE

Lorsque les mesures sont collectées en ligne, à l'instant k, le problème de l'équilibrage de bilan est de chercher le minimum par rapport à $\hat{X}_k$ de :

$$\phi = \frac{1}{2} \| \hat{X}_k - X_k \|^2_{V^{-1}} \qquad \text{(IV.8a)}$$

sous la contrainte $M\hat{X}_k = 0$ (IV.8b)

La matrice M peut être décomposée en deux blocs :

$$M = [\, M_1 \; M_2 \,]$$

où M_1 est une sous-matrice régulière de dimension (n.n) et M_2 une sous-matrice de dimension (n.(v-n)).

En accord avec cette décomposition, le vecteur $\hat{X}_k$ peut s'écrire :

$$\hat{X}_k = \begin{bmatrix} \hat{X}_{1,k} \\ \\ \hat{X}_{2,k} \end{bmatrix}$$

avec $\hat{X}_{1,k}$ vecteur de dimension n et $\hat{X}_{2,k}$ vecteur de dimension (v-n).

La contrainte (IV.8b) s'écrit :

$$M_1\hat{X}_{1,k} + M_2\hat{X}_{2,k} = 0$$

$\hat{X}_{1,k}$ peut s'écrire en fonction de $\hat{X}_{2,k}$:

$$\hat{X}_{1,k} = -M_1^{-1}M_2\hat{X}_{2,k}$$

Le vecteur $\hat{X}_k$ s'exprime alors uniquement en fonction de $\hat{X}_{2,k}$:

$$\hat{X}_k = C\hat{X}_{2,k} \qquad \text{(IV.9)}$$

en posant :

$$C = \begin{bmatrix} -M_1^{-1}M_2 \\ I_{v-n} \end{bmatrix} \qquad \text{(IV.10)}$$

Le problème (IV.8) revient donc à chercher le minimum par rapport à $\hat{X}_{2,k}$ de :

$$\phi = \frac{1}{2} \| C\hat{X}_{2,k} - X_k \|^2_{V^{-1}}$$

La solution de ce problème est donnée par :

$$\hat{X}_{2,k} = (C^T V^{-1} C)^{-1} C^T V^{-1} X_k \qquad \text{(IV.11)}$$

Cette expression peut s'écrire :

$$\hat{X}_{2,k} = P_k C^T V^{-1} X_k \qquad \text{(IV.12)}$$

où P_k représente la matrice de variance-covariance de $\hat{X}_{2,k}$.

$$P_k = (C^T V^{-1} C)^{-1}$$

A l'instant k+1, intéressons-nous uniquement à la mesure de la $i^{ème}$ voie et notons celle-ci $X_{k+1}^{(i)}$.

En tenant compte de cette mesure, formons le nouveau vecteur de mesure suivant :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_k \\ X_{k+1}^{(i)} \end{bmatrix}$$

La nouvelle matrice de variance des erreurs de mesure s'écrit en fonction de V et de la variance de la voie ajoutée q :

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} V & 0 \\ 0 & q \end{bmatrix}$$

La nouvelle matrice de transformation est :

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C \\ c^T \end{bmatrix}$$

où c^T est un vecteur de dimension (v-n), donnée par la $i^{ème}$ ligne de la matrice C.

A l'instant k+1, la relation (IV.12) s'écrit :

$$\hat{X}_{2,k+1} = P_{k+1}\mathbf{C}^T\mathbf{U}^{-1}\mathbf{X}$$

En remplaçant $\mathbf{C}$, $\mathbf{U}$ et $\mathbf{X}$ par leurs expressions, on a :

$$\hat{X}_{2,k+1} = P_{k+1}\begin{bmatrix} C \\ c^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} V^{-1} & 0 \\ 0 & q^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_k \\ X_{k+1}^{(i)} \end{bmatrix}$$

$$\hat{X}_{2,k+1} = P_{k+1}(C^TV^{-1}X_k + q^{-1}cX_{k+1}^{(i)}) \qquad \text{(IV.13)}$$

L'inverse de la matrice de variance-covariance des estimées de $\hat{X}_{2,k+1}$ s'écrit :

$$P_{k+1}^{-1} = P_k^{-1} + q^{-1}cc^T \qquad \text{(IV.14)}$$

En appliquant un lemme d'inversion classique [35] sur l'expression (IV.14), nous trouvons :

$$P_{k+1} = P_k - P_kc(q + c^TP_kc)^{-1}c^TP_k \qquad \text{(IV.15)}$$

En remplaçant (IV.15) dans (IV.13), nous obtenons :

$$\hat{X}_{2,k+1} = P_k(C^T V^{-1} X_k + q^{-1} c X_{k+1}^{(i)}) - P_k c(q + c^T P_k c)^{-1} c^T P_k (C^T V^{-1} X_k + q^{-1} c X_{k+1}^{(i)})$$

En posant $a = (q + c^T P_k c)^{-1}$ et sachant que $\hat{X}_{2,k} = P_k C^T V^{-1} X_k$, l'expression précédente s'écrit :

$$\hat{X}_{2,k+1} = \hat{X}_{2,k} - P_k c\, a\, c^T \hat{X}_{2,k} + P_k c X_{k+1}^{(i)} - P_k c\, a\, c^T P_k c X_{k+1}^{(i)})$$

$$= \hat{X}_{2,k} - P_k c\, a\, c^T \hat{X}_{2,k} + P_k c(1 - a\, c^T P_k c) X_{k+1}^{(i)}$$

Or $P_k c(1 - a\, c^T P_k c) = P_k c\, a$, la relation précédente devient :

$$\hat{X}_{2,k+1} = \hat{X}_{2,k} + P_k c\, a\, (X_{k+1}^{(i)} - c^T \hat{X}_{2,k})$$

En remplaçant a par son expression, $\hat{X}_{2,k+1}$ s'écrit finalement :

$$\hat{X}_{2,k+1} = \hat{X}_{2,k} + P_k c\, (q + c^T P_k c)^{-1} (X_{k+1}^{(i)} - c^T \hat{X}_{2,k}) \qquad \text{(IV.16)}$$

En résumé :

$$P_{k+1} = P_k - P_k c(q + c^T P_k c)^{-1} c^T P_k$$

$$\hat{X}_{2,k+1} = \hat{X}_{2,k} + P_k c(q + c^T P_k c)^{-1} (X_{k+1}^{(i)} - c^T \hat{X}_{2,k})$$

$$\hat{X}_{1,k+1} = -M_1^{-1} M_2 \hat{X}_{2,k+1}$$

$$\hat{X}_{k+1} = C \hat{X}_{2,k+1}$$

Ces quatre relations définissent complètement l'estimation récursive lors de l'ajout d'une mesure.

IV.2.2 - DETECTION ET LOCALISATION DES ERREURS DE MESURE

Le principe de la détection des erreurs de mesure consiste à calculer l'écart entre la mesure du $i^{ème}$ capteur et la valeur estimée, soit :

$$\gamma_{k+1}^{(i)} = X_{k+1}^{(i)} - c^T \hat{X}_{2,k} \qquad \text{(IV.17)}$$

Compte tenu des hypothèses faites sur les erreurs de mesure, cet écart appelé généralement innovation suit une loi normale centrée. Plusieurs techniques appliquées sur l'innovation peuvent être envisagées pour détecter d'éventuels défauts [63]. En effet, une fois que nous avons calculé l'amplitude de l'innovation, nous pouvons alors tester par rapport à un seuil, soit :

- l'amplitude de l'innovation normalisée de moyenne nulle et de variance unité,

- la moyenne de l'innovation calculée sur un horizon mobile ; le fonctionnement normal correspond à une innovation de moyenne nulle et de variance connue et le fonctionnement présentant des anomalies correspond à un signal de moyenne non nulle et de même variance.

- la variance de l'innovation calculée sur un horizon mobile : le fonctionnement normal correspond à une innovation de moyenne nulle et de variance connue et le fonctionnement anormal correspond à une innovation de moyenne nulle et de variance inconnue différente de la variance de référence.

Par la suite, nous nous intéressons à détecter des biais ou de dérives de capteurs, un test portant sur l'amplitude de l'innovation normalisée suffit.

A l'instant (k+1), l'amplitude de l'innovation normalisée du $i^{ème}$ capteur s'écrit :

$$\eta_{k+1}^{(i)} = \frac{\gamma_{k+1}^{(i)}}{\sigma_{k+1}^{(i)}} \qquad \text{(IV.18)}$$

où $\sigma_{k+1}^{(i)}$ représente l'écart-type de l'innovation du $i^{ème}$ capteur que nous calculerons sur une fenêtre croissante.

Nous pouvons résumer la détection et la localisation de défauts ainsi que l'estimation des grandeurs par les étapes suivantes :

Etape 1 : Déterminer les sous-matrices M_1, M_2 et le vecteur de permutation qui permet d'isoler la sous-matrice régulière M_1 ; en déduire alors la matrice de transformation C donnée par l'expression (IV.10).

Etape 2 : Choisir la longueur de la fenêtre croissante sur laquelle on calcule la variance de l'innovation de chaque capteur et les estimées initiales.

Etape 3 : A chaque acquisition d'une observation, calculer la variance de l'innovation sur la fenêtre croissante, en déduire l'innovation normalisée pour chaque capteur et la comparer à un seuil.

Etape 4 : Si l'innovation normalisée est inférieure à ce seuil, le capteur concerné n'est pas en défaut ; calculer les estimées pour l'observation considérée.

Etape 5 : Par contre, si elle dépasse le seuil, le capteur concerné est déclaré défaillant et l'estimée n'est pas calculée à cet instant et elle est égale à l'estimée à l'instant immédiatement précédent.

IV.2.3 - APPLICATIONS

Dans un premier temps, nous avons appliqué la méthode au réseau élémentaire de la figure III.11 constitué de 3 nœuds et 6 voies. Ensuite, nous l'avons appliquée au réseau de la figure III.3 constitué de 9 nœuds et 15 voies. Cent observations ont été simulées sur une seule plage de régime statique pour les deux exemples.

Premier exemple

La matrice d'incidence de ce réseau s'écrit :

$$M = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

La sous-matrice régulière M_1 est :

$$M_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

La sous-matrice M_2 s'écrit :

$$M_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

La matrice de transformation C donnée par la relation (IV.7) s'écrit :

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Nous avons introduit, un défaut sur la voie 2 avec une amplitude de 25% de la mesure à partir de l'instant 40, un défaut sur la voie 4 avec une amplitude de -30% de la mesure à partir de l'instant 60 et un défaut sur la voie 6 avec une amplitude de 25% de la mesure à partir de l'instant 80. Les évolutions temporelles des mesures sont données par la figure IV.6.

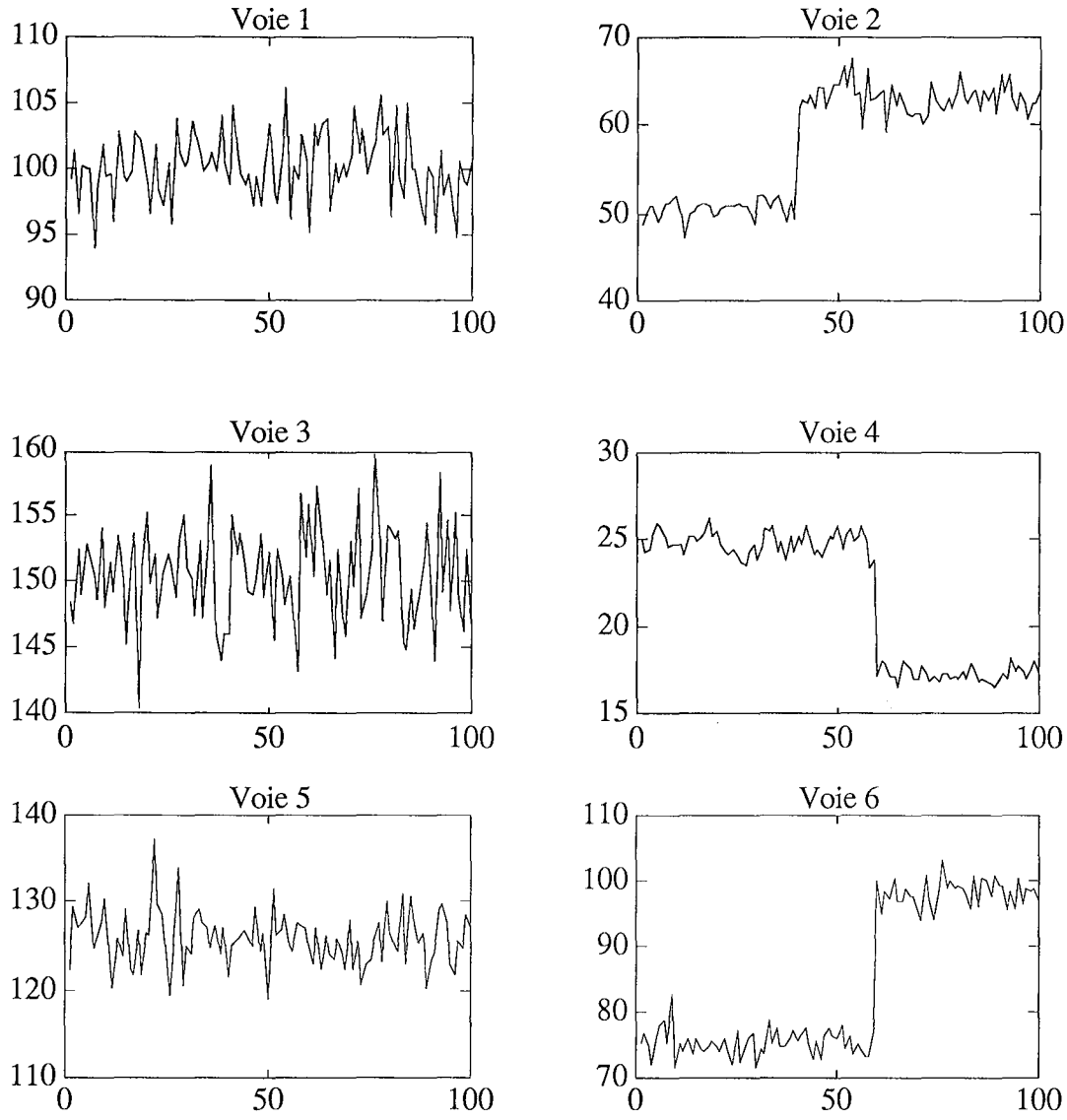


Figure IV.6 : évolutions temporelles des mesures

A titre d'exemple, nous avons représenté les amplitudes des innovations normalisées des voies 2 et 4 aux figures IV.7 et IV.8.

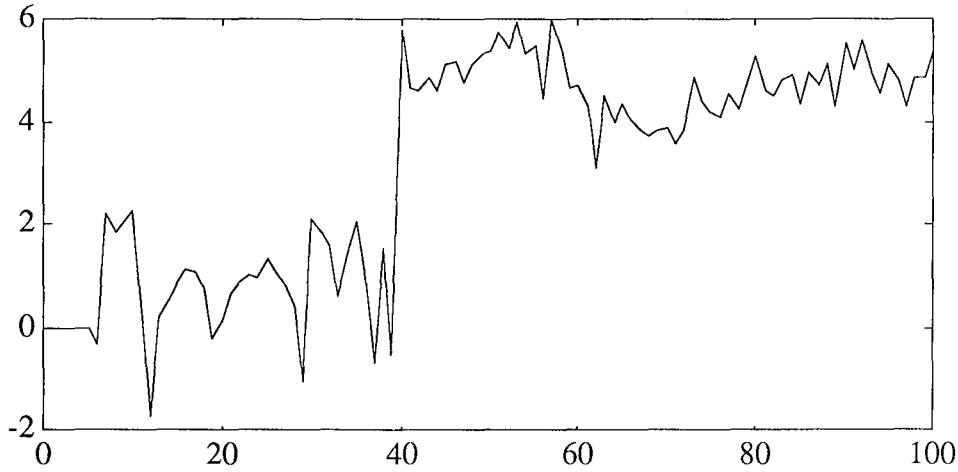


Figure IV.7 : amplitude de l'innovation normalisée de la voie 2

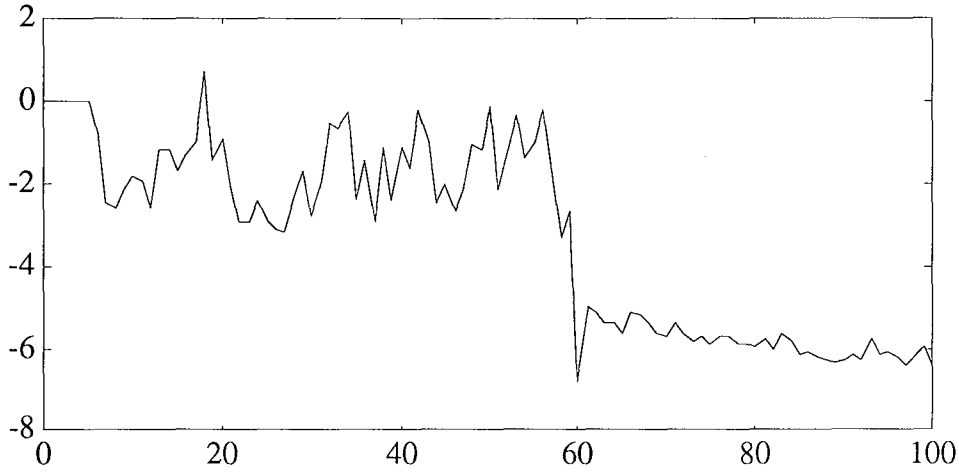


Figure IV.8 : amplitude de l'innovation normalisée de la voie 4

Les défauts ont été détectés dès leur apparition par le test. Les moments d'apparition de détection de défaut ont été localisés sans aucun retard grâce au choix de la taille de la fenêtre croissante que nous avons prise égale à 5.

Deuxième exemple

Nous avons appliqué la méthode au réseau de la figure III.3. Les évolutions temporelles des mesures des voies en défaut, ayant été données aux figures IV.2 et IV.3, nous montrons l'évolution de l'amplitude de l'innovation normalisée de chaque voie.

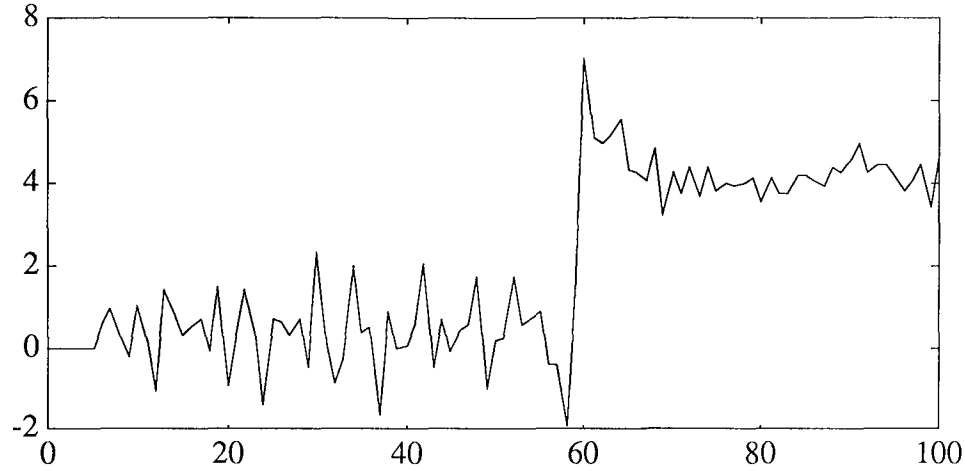


Figure IV.9 : amplitude de l'innovation normalisée de la voie 6

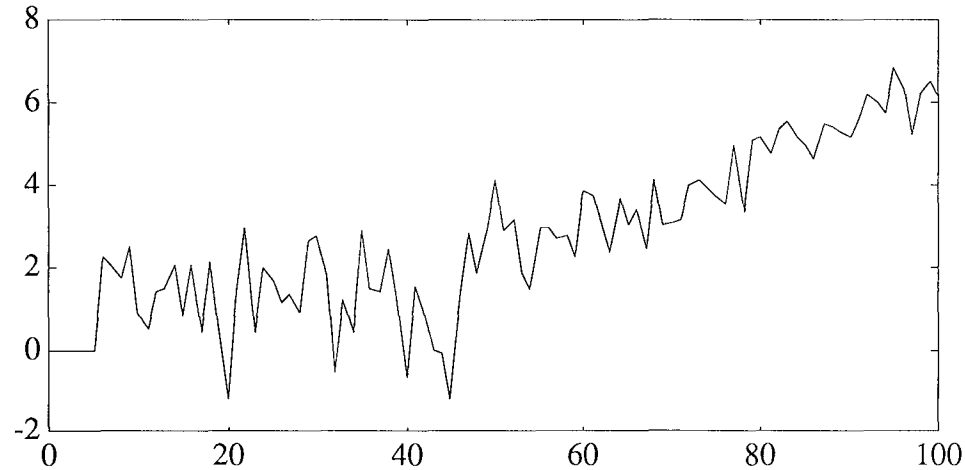


Figure IV.10 : amplitude de l'innovation normalisée de la voie 8

Nous constatons sur cet exemple que l'évolution de l'amplitude de l'innovation normalisée est sensiblement la même que l'évolution de l'amplitude du terme correctif normalisé.

CONCLUSION

Nous avons développé deux approches de détection et localisation de défauts en utilisant une estimation récursive des grandeurs réelles. Au travers d'un exemple de simulation, nous avons constaté que les deux méthodes donnent des résultats très proches l'une de l'autre. Cependant la première approche est plus simple à mettre en œuvre et demande moins de temps de calcul que la deuxième.

CHAPITRE V

DETECTION DE DEFAUTS DANS LES SYSTEMES BILINEAIRES

INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser au cas des systèmes décrits par des équations de type bilinéaire. Dans la plupart des procédés de transport de matière, on dispose de mesures telles que les débits, les teneurs, les températures, les concentrations ... Par la suite, nous nous intéressons aux débits massiques et aux teneurs qui sont liés entre eux par des équations de type bilinéaire.

Plusieurs techniques de détection de défauts peuvent être appliquées à ce type de procédé, en particulier les méthodes exposées dans le troisième chapitre utilisées pour les systèmes linéaires et la méthode utilisant une matrice de projection [18].

La méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés peut être étendue au cas des systèmes bilinéaires. Pour localiser d'éventuels défauts, plusieurs techniques peuvent être appliquées telles que :

- la technique utilisant une fusion de nœud exposée dans le troisième chapitre,

- la technique basée sur une comparaison de signatures de pannes [86].

La technique de localisation de défauts utilisant une fusion de nœuds est étendue au cas des systèmes bilinéaires. Cette méthode est appliquée à un réseau de dimension suffisante.

La méthode des termes correctifs normalisés peut être étendue au cas de ces systèmes en estimant préalablement les grandeurs des débits et celles des teneurs.

Pour résoudre le problème d'estimation de ces grandeurs sous contraintes linéaire-bilinéaire, plusieurs méthodes ont été proposées ([35], [68]) :

- la méthode utilisant une linéarisation des équations de contrainte,

- la méthode utilisant un changement de variable,

- la méthode utilisant l'estimation par suppression de couplages,

- la méthode utilisant l'estimation par relaxation.

Par la suite, pour détecter d'éventuels défauts par la méthode des termes correctifs normalisés, nous procédons d'abord à une linéarisation des équations de contrainte. Cette méthode est appliquée au réseau de la figure III.3.

V.1 - FORMULATION DU PROBLEME D'ESTIMATION DES GRANDEURS

Avant de formuler le problème d'estimation des grandeurs réelles au cas des systèmes bilinéaires, rappelons les hypothèses suivantes :

- les modèles sont structurellement exacts,

- les erreurs de mesure sont distribuées selon une loi normale centrée,

- la variance de ces erreurs est connue,

- les voies en débit et en teneur sont toutes mesurées.

Dans le cas des systèmes bilinéaires, nous désignerons par X le vecteur qui regroupe l'ensemble des mesures de débit massique et par Y le vecteur qui regroupe l'ensemble des mesures de teneur. Dans le cas de mesures directes, on a :

$$X = X^* + \varepsilon_x \qquad (V.1)$$

$$Y = Y^* + \varepsilon_y \qquad (V.2)$$

avec :

X^* : vecteur des grandeurs réelles de débit,
Y^* : vecteur des grandeurs réelles de teneur,
ε_x : vecteur des erreurs de mesure de débits,
ε_y : vecteur des erreurs de mesure de teneurs.

Tous ces vecteurs sont de dimension v.

Le problème d'estimation des grandeurs vraies revient à chercher le minimum par rapport à $\hat{X}$, $\hat{Y}$ de :

$$\Phi = \frac{1}{2} \|\hat{X} - X\|^2_{Vx^{-1}} + \|\hat{Y} - Y\|^2_{Vy^{-1}} \qquad (V.3a)$$

Sous les contraintes linéaire $M\hat{X} = 0$ (V.3b)
Et bilinéaire $M\hat{X} * \hat{Y} = 0$ (V.3c)

V_x et V_y sont respectivement les matrices de variance des débits et des teneurs.

Le produit * représente le produit de Hadamard de deux vecteurs.

V.2. - METHODE DES RESIDUS DE BILAN NORMALISES

V.2.1 - EXPOSE DE LA METHODE

Les vecteurs de mesures X et Y ne vérifient pas les équations de contrainte (V.3b) et (V.3c) :

$R_x = M X$
$R_{xy} = M X * Y$

où R_x et R_{xy} représentent les vecteurs des écarts de fermeture de bilan de dimension n.

Cette dernière équation peut s'écrire :

$$R_w = MW \qquad (V.4)$$

en posant :

$$W = X * Y$$

W peut s'écrire en fonction des grandeurs vraies et des erreurs de mesure :

$$W = (X^* + \varepsilon_x) * (Y^* + \varepsilon_y)$$

Si les infiniment petits du deuxième ordre, cette relation s'écrit :

$$W = X^* * Y^* + X^* * \varepsilon_y + Y^* * \varepsilon_y$$

En supposant que les mesures sont proches des grandeurs vraies, nous pouvons donner une estimation de la matrice de variance-covariance de W :

$$V_w = D_x V_y D_x + D_y V_x D_y \qquad (V.5)$$

D_x et D_y étant des matrices diagonales de dimension (v.v) dont les diagonales sont formées respectivement des composantes des vecteurs X et Y.

Disposant d'une estimation de la matrice de variance-covariance de W, nous pouvons alors calculer le vecteur des écarts de fermeture de bilan normalisés :

$$R_{Nw} = [\, \mathrm{Diag}(V_{Rw}) \,]^{-1/2} R_w \qquad (V.6)$$

avec :

$$V_{Rw} = M V_w M^T \qquad (V.7)$$

La détection et la localisation est faite de façon indépendante sur les débits et sur les débits partiels W. La détection consiste à comparer chaque écart de fermeture de bilan normalisé (calculé pour un nœud) à un seuil défini par une probabilité d'erreur de type I. Si cet écart dépasse la valeur de seuil, alors les voies adjacentes au nœud considéré sont suspectes.

La technique présentée dans le troisième chapitre (cf. paragraphe III.1.6.2) appliquée de façon indépendante sur X et W, permet de localiser d'éventuels défauts en X et en W. Une fois que l'on a procédé à la localisation des voies en X et W, un test logique sur ces voies, permet, d'une part, de confirmer que les voies en X sont en défaut ou non et, d'autre part, de déduire les voies en Y qui sont éventuellement en défaut. La procédure de déduction des voies en débit et en teneur qui sont en défaut est résumée par le tableau V.1. Lorsqu'une voie est en défaut, on lui affecte le coefficient 1 et dans le contraire, on lui affecte le coefficient 0.

Résultats de la détection		Déduction	
débit	débit partiel	débit	teneur
0	0	0	0
0	1	0	1
1	0	1	1
1	1	1	-

Tableau V.1 : résultats de la détection en débit et en teneur

La troisième ligne de ce tableau, montre que lorsque nous détectons un défaut de débit et aucun défaut de débit partiel, nous pouvons conclure qu'il y a un défaut sur le débit et un défaut sur la teneur. En effet, comme nous n'avons rien détecté sur le débit partiel, les défauts de débit et de teneur se compensant, nous pouvons conclure que la teneur considéré est en défaut. La situation représentée par la quatrième ligne de ce tableau, montre que lorsque nous détectons simultanément en débit et en débit partiel, nous ne pouvons rien dire sur la détection de teneur.

V.2.2 - ESSAIS REALISES EN SIMULATION

Les mesures de débit et de teneur effectuées sur le réseau de la figure III.1 ainsi que leurs écarts-type sont donnés par le tableau V.2.

voie	débit	teneur	écart-type débit	écart-type teneur
1	111,19	13,04	2,67	0,61
2	131,32	11,19	3,07	0,59
3	102,07	11,62	2,60	0,61
4	17,38	0,82	0,38	0,04
5	86,80	14,47	2,02	0,64
6	106,45	13,78	2,40	0,62
7	70,96	14,70	1,69	0,81
8	51,70	17,99	1,27	0,92
9	35,66	9,03	0,84	0,43
10	18,51	6,43	0,50	0,35
11	25,15	6,12	0,54	0,32
12	36,00	5,04	0,97	0,25
13	12,18	2,25	0,31	0,12
14	36,07	4,70	0,86	0,25
15	23,79	5,76	0,61	0,29

Tableau V.2 : valeurs des mesures et écarts-type

La procédure des tests que nous avons effectués se résume ainsi :

Un défaut en débit massique ou un défaut en teneur

- Nous avons choisi une voie en débit massique et nous lui avons ajouté un défaut d'amplitude de ±50%, ±40%, ±30%, ±20% de la mesure initiale. La procédure a été répétée 120 fois.

- Nous avons procédé de la même manière que précédemment mais en biaisant la mesure d'une teneur.

Un défaut en débit massique et un défaut en teneur

- Nous choisissons une mesure de débit que nous biaisons de -30% de sa valeur initiale. Nous lui ajoutons ensuite un biais correspondant à 50% de la mesure, successivement sur toutes les mesures de teneur, hormis celle correspondant à la voie déjà biaisée en débit. Seules certaines mesures de débit ont été biaisée : la voie externe 1 (mesure de forte amplitude), la voie externe 8 (mesure de moyenne amplitude), la voie externe 15 (mesure de faible amplitude), la voie interne 2 (mesure de forte amplitude), la voie interne 14 (mesure de moyenne amplitude) et la voie interne 13 (mesure de faible amplitude). Le nombre d'essais réalisés est de 84.

V.2.3 - ANALYSE DES RESULTATS

Dans le cas du défaut d'un débit, les résultats de détection sont sensiblement identiques au cas linéaire (84,2% de bonne détection). En revanche, l'analyse des résidus de bilan partiels ne confirme la présence de ce défaut que dans 70% des cas.

Dans le cas du défaut d'une teneur, celui-ci n'affecte que le débit partiel W. Dans ce cas, comme aucun défaut n'est détecté sur les débits, on peut supposer que seules les mesures de teneur sont en défaut. En analysant les résultats obtenus sur W, nous constatons que les mesures de teneur de faibles amplitudes n'ont pas été détectées.

Dans le cas d'un défaut sur une mesure d'un débit massique et d'un défaut sur une mesure d'une teneur, le tableau V.3 résume les résultats obtenus. Tous les débits qui ont été mis en défaut ont été détectés par la méthode. Sur le tableau V.3, nous avons présenté le nombre de détections en débits partiels qui correspondent aux bonnes détections en débit massique et en teneur.

débit	nombre de détections en débits partiels
1	10
2	9
8	10
13	10
14	9
15	10

Tableau V.3 : résultats de la détection

Au travers des résultats obtenus sur l'exemple de la figure III.3, nous pouvons conclure que la méthode des écarts de fermeture de bilan appliquées en bilinéaire permet dans certains cas de confirmer la présence de défauts de débits et de déduire les teneurs qui sont en défaut. Comme nous l'avons signalé dans le cas linéaire, la méthode reste sensible à l'amplitude des mesures ; les mesures de faibles amplitudes risquent de ne pas être détectées. Cependant, certaines de ces mesures peuvent être détectées en augmentant le niveau de confiance (fixé à 5% dans cette étude) mais des fausses détections risquent d'apparaître.

V.3 - METHODE DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES

V.3.1 - ESTIMATION DES GRANDEURS PAR LINEARISATION DES EQUATIONS DE CONTRAINTE

Pour résoudre le problème (V.3a), nous utilisons la méthode de linéarisation des équations de contrainte [35]. La technique consiste à supposer que les valeurs des estimées de débit et de teneur sont suffisamment proches des mesures pour que les infiniment petits du deuxième ordre d'un développement limité soient négligés.

Si $\hat{X}_1$ et $\hat{Y}_1$ sont les solutions du problème (V.3), les contraintes linéaires (V.3b) et les contraintes bilinéaires (V.3c) s'écrivent en fonction de ces grandeurs :

$$M\hat{X}_1 = 0$$
$$MY * \hat{X}_1 + MX * \hat{Y}_1 = MX * Y$$

Ainsi, si nous formulons de nouveau le problème d'estimation (V.3) par rapport à $\hat{X}_1$ et $\hat{Y}_1$, celui-ci revient à minimiser le critère quadratique par rapport à la variable $\hat{Z}_1$:

$$\Phi = \frac{1}{2} \| \hat{Z}_1 - Z \|^2_{Vz^{-1}}$$

sous la contrainte linéaire $M_1 \hat{Z}_1 = a_1$

avec :

$$\hat{Z}_1 = [\, \hat{X}_1 \;\; \hat{Y}_1 \,]^T, \qquad \hat{Z} = [\, \hat{X} \;\; \hat{Y} \,]^T, \qquad V_Z = \begin{bmatrix} V_x & 0 \\ 0 & V_y \end{bmatrix},$$

$$M_1 = \begin{bmatrix} M & 0 \\ M * Y & M * X \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad a_1 = [\, 0 \quad M X * Y \,]^T$$

La solution de ce problème est donnée par :

$$\hat{Z}_1 = P_{R_1} Z + V_Z M_1^T (M_1 V_Z M_1^T)^{-1} a_1$$

où :

$$P_{R_1} = I_{2v} - V_Z M_1^T (M_1 V_Z M_1^T)^{-1} M_1$$

Ensuite, on recherche une solution $\hat{Z}_2$, proche de $\hat{Z}_1$, mais meilleure que celle-ci et ainsi de suite, jusqu'à ce que les estimées $\hat{Z}_k$ calculées à la $k^{ème}$ itération tendent vers la solution optimale. La solution à la $k^{ème}$ itération s'écrit en fonction de la solution de la $(k-1)^{ème}$ itération :

$$\hat{Z}_k = P_{R_k} \hat{Z}_{k-1} + V_Z M_k^T (M_k V_Z M_k^T)^{-1} a_k \qquad (V.8)$$

avec :

$$P_{R_k} = I_{2v} - V_Z M_k^T (M_k V_Z M_k^T)^{-1} M_k$$

$$M_k = \begin{bmatrix} M & 0 \\ M * \hat{Y}_{k-1} & M * \hat{X}_{k-1} \end{bmatrix}, \quad a_k = [\, 0 \quad M \, \hat{X}_{k-1} * \hat{Y}_{k-1} \,]^T$$

et $\hat{Z}_k = [\, \hat{X}_k \;\; \hat{Y}_k \,]^T$

V.3.2 - DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAUTS

Les estimées des mesures de débit et de teneur contenues dans le vecteur Z ayant été calculées par la technique précédente, nous calculons ensuite le vecteur des termes correctifs :

$$E_Z = Z - \hat{Z}$$

La matrice de variance-covariance de ce vecteur est :

$$Var(E_Z) = V_Z - \hat{V}_Z$$

avec :

$$\hat{V}_Z = P_R V_Z$$

où P_R est la matrice de projection calculée lors de l'obtention de l'estimée optimale $\hat{Z}$.

Le vecteur des termes correctifs normalisés s'écrit :

$$E_{Nz} = [Var(E_Z)]^{-1/2} E_Z$$

La procédure de détection et localisation de défauts peut être résumée par les étapes suivantes :

- calculer les estimées $\hat{Z}$

- calculer la matrice de variance-covariance $\hat{V}_Z$

- calculer le vecteur des termes correctifs normalisés E_{Nz}

- déterminer la plus grande composante de E_{Nz}

- comparer cette valeur à un seuil (relation III.34)

- si elle y est supérieure, en déduire le capteur défaillant de débit ou de teneur et supprimer la voie correspondante. Pour la suppression des nœuds, on procèdera comme au paragraphe III.1.5.

- si cette valeur est inférieure au seuil, arrêter la procédure.

V.3.3 - INTERPRETATION DES RESULTATS

Dans le cas d'un défaut d'un débit massique, les résultats obtenus sont identiques au cas linéaire (93.3 % de bonne détection). Par contre, lorsqu'un défaut est présent dans une teneur, les résultats de bonne détection ne sont que de 85 %. Les voies 4 et 10 n'ont pas été détectées même pour des biais de fortes amplitudes (±50%).

Dans le cas d'un défaut sur une mesure de débit massique et d'un défaut sur une mesure de teneur, le tableau V.4 résume les résultats obtenus.

débit	nombre de détections en débit et teneur
1	11
2	10
8	10
13	11
14	11
15	11

Tableau V.4 : résultats de la détection

Tous les débits qui ont été mis en défaut ont été détectés par la méthode.

Comme dans le cas d'un défaut, les teneurs de voies de faibles amplitudes n'ont pu être détectées par cette méthode pour un niveau de confiance $\alpha = 5\%$.

Au travers des résultats obtenus sur l'exemple de la figure III.3, nous pouvons conclure que la méthode des termes correctifs normalisés utilisant une linéarisation des équations de contrainte linéaire-bilinéaire est sensible à l'amplitude des mesures des teneurs.

V.4 - RECONCILIATION DES DONNEES

Après avoir déterminé les débits et les teneurs qui sont en défaut par les techniques précédentes, nous procédons à l'estimation des amplitudes de ces défauts.

En présence de défaut, les équations (V.1) et (V.2) sont modifiées :

$$X = X^* + \varepsilon_x + B_x d_x \qquad (V.9)$$

$$Y = Y^* + \varepsilon_y + B_y d_y \qquad (V.10)$$

avec :

B_x : matrice de localisation des débits en défaut de dimension (v.ndx),
B_y : matrice de localisation des teneurs en défaut de dimension (v.ndy),
d_x : vecteur des débits en défaut de dimension ndx,
d_y : vecteur des teneurs en défaut de dimension ndy.

Le problème de réconciliation de données consiste à chercher le minimum par rapport à $\hat{X}$, $\hat{Y}$, $\hat{d}_x$ et $\hat{d}_y$ du critère quadratique :

$$\Phi = \frac{1}{2} \|\hat{X} + B_x\hat{d}_x - X\|^2_{V_x^{-1}} + \|\hat{Y} + B_y\hat{d}_y - Y\|^2_{V_y^{-1}} \qquad (V.11a)$$

sous les contraintes linéaire $M\hat{X} = 0$ (V.11b)

et bilinéaire $M\hat{X} * \hat{Y} = 0$ (V.11c)

Le lagrangien associé au problème s'écrit :

$$L = \Phi + \lambda^T M\hat{X} + \mu^T M\hat{X} * \hat{Y}$$

où λ et μ représentent les paramètres de Lagrange.

L est extrémal lorsque :

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{X}} = V_x^{-1}(\hat{X} + B_x\hat{d}_x - X) + M^T\lambda + N_y^T\mu = 0 \qquad (V.12a)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{Y}} = V_y^{-1}(\hat{Y} + B_y\hat{d}_y - Y) + N_x^T\mu = 0 \qquad (V.12b)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{d}_x} = B_x^T V_x^{-1}(\hat{X} + B_x\hat{d}_x - X) = 0 \qquad (V.12c)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{d}_y} = B_y^T V_y^{-1}(\hat{Y} + B_y\hat{d}_y - Y) = 0 \qquad (V.12d)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = M\hat{X} = 0 \qquad (V.12e)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = N_x\hat{Y} = 0 \qquad (V.12c)$$

avec :

$N_y = M * \hat{Y}$

$N_x = M * \hat{X}$

En supposant μ et $\hat{Y}$ connus, nous pouvons exprimer $\hat{X}$ et λ à l'aide des équations (V.12a) et (V.12e) :

$$\hat{X} = (I_v - V_xM^T(MV_xM^T)^{-1}M)(X - B_x\hat{d}_x - V_xN_y^T\mu)$$

$$\lambda = (MV_xM^T)^{-1}M(X - B_x\hat{d}_x - V_xN_y^T\mu)$$

En remplaçant $\hat{X}$ par son expression dans (V.12c), $\hat{d}_x$ s'écrit :

$$\hat{d}_x = (B_x^T M^T (M V_x M^T)^{-1} M B_x)^{-1} B_x^T M^T (M V_x M^T)^{-1} M)(X - V_x N_y^T \mu)$$

De même en supposant $\hat{X}$ et λ connus, nous pouvons exprimer $\hat{Y}$ et μ à l'aide des équations (V.12b) et (V.12d) :

$$\hat{Y} = (I_v - V_y N_x^T (N_x V_x N_x^T)^{-1} N_x)(Y - B_y \hat{d}_y)$$

$$\mu = (N_x V_x N_x^T)^{-1} N_x (Y - B_y \hat{d}_y)$$

En remplaçant $\hat{Y}$ par son expression dans (V.12f), $\hat{d}_y$ s'écrit :

$$\hat{d}_y = (B_y^T N_x^T (N_x V_y N_x^T)^{-1} N_x B_y)^{-1} B_y^T N_x^T (N_x V_y N_x^T)^{-1} N_x) Y$$

La résolution de ce problème s'effectue selon une structure hiérarchisée à deux niveaux :

- premier niveau : calcul de $\hat{d}_x$, λ et $\hat{X}$ à partir de μ initialisé à zéro et de $\hat{Y}$ initialisé à Y,

- deuxième niveau : calcul de $\hat{d}_y$, μ et $\hat{Y}$ à partir de $\hat{X}$ transmis par le premier niveau.

Le test d'arrêt sera effectué sur les dérivées premières du lagrangien.

Exemple numérique

Considérons le réseau de la figure III.3 constitué de 15 voies et de 9 nœuds dont les mesures de débit et de teneur non biaisées sont données par le tableau V.1. Nous avons biaisé l'amplitude du débit de la voie 6 de -30% et les amplitudes des teneurs des voies 8 et 11 respectivement de -30% et de 40%. Le tableau V.5 regroupe les valeurs des biais et leurs estimées.

voie	valeur du biais en débit	valeur du biais en teneur	valeur du biais estimé en débit	valeur du biais estimé en teneur
6	31,94		32,64	
8		5,40		5,67
11		2,45		2,58

Tableau V.5 : valeurs des biais et leurs estimées.

Les résultats obtenus après réconciliation sont regroupés dans le tableau V.6.

voie	débit	teneur	débit estimé	teneur estimée
1	111,19	13,04	111,75	12,67
2	131,32	11,19	129,12	11,07
3	102,07	11,62	104,71	12,26
4	17,38	0,82	17,38	0,81
5	86,80	14,47	87,33	14,53
6	74,52	13,78	105,94	13,11
7	70,96	14,70	70,41	15,14
8	51,70	12,59	51,80	18,27
9	35,66	9,03	35,53	9,09
10	18,51	6,43	18,61	6,44
11	25,15	8,57	24,42	6,00
12	36,00	5,04	36,47	4,76
13	12,18	2,25	12,06	2,26
14	36,07	4,70	36,47	4,76
15	23,79	5,76	24,42	6,00

Tableau V.6 : valeurs des mesures biaisées et des estimées

Comme dans le cas linéaire, nous avons calculé le taux de correction défini par la relation (III.67) pour les débits et les teneurs. Nous constatons que les mesures des voies qui ont été biaisées sont fortement corrigées par rapport aux mesures qui n'ont pas été biaisées. Par exemple, pour les teneurs des voies 1 (mesure non biaisée) et 8 (mesure biaisée), nous obtenons respectivement 2,83 % et 45,12 %.

V.6 - COMPORTEMENT DE LA METHODE DES TERMES CORRECTIFS NORMALISES EN "MULTI-OBSERVATIONS"

Nous présentons seulement le comportement de la méthode des termes correctifs normalisés en multi-observations puisque celle-ci a donnée de meilleurs résultats de détection que les deux autres méthodes.

Nous avons simulé des mesures de débit et de teneur sur le réseau de la figure III.3. Cent observations sur une seule plage de fonctionnement ont été simulées. Nous n'avons représenté que les évolutions temporelles des débits et des teneurs que ont été biaisés.

Les évolutions chronologiques des mesures de débit de la voie 6, des mesures de teneur des voies 8 et 11, en régime de fonctionnement normal, sont représentées respectivement par les figures V.1, V.2 et V.3.

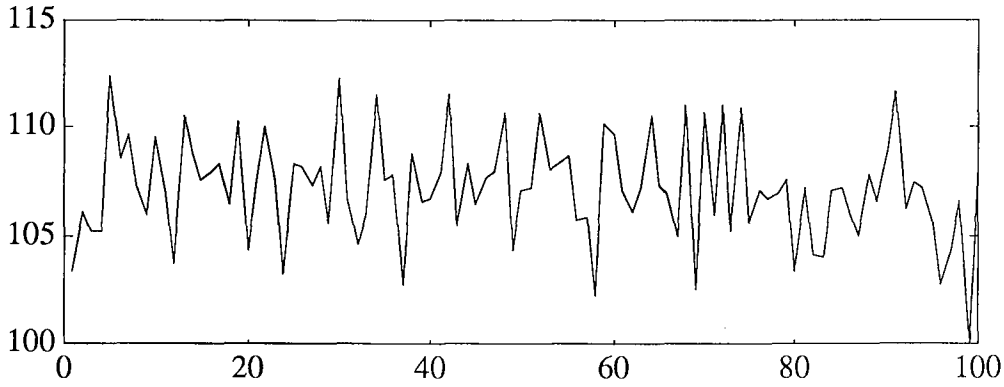


Figure V.1 : évolution temporelle du débit de la voie 6

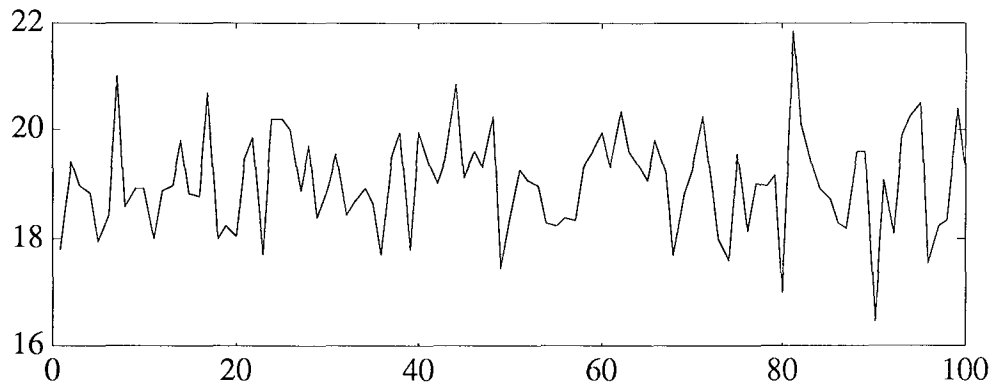


Figure V.2 : évolution temporelle de la teneur de la voie 8

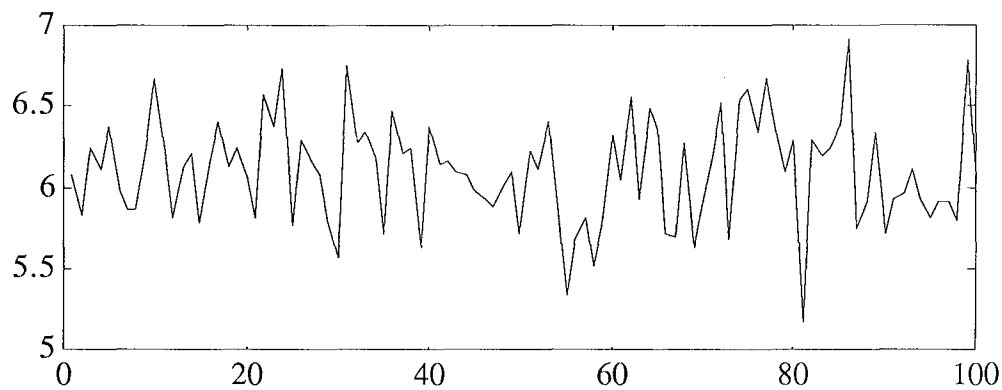


Figure V.3 : évolution temporelle de la teneur de la voie 11

Trois défauts en échelon ont été introduits. Un défaut sur la mesure de débit de la voie 6 a été placé à l'instant 50 avec une amplitude de 30 % de la mesure. Au même instant, nous avons introduit un défaut sur la mesure de la teneur de la voie 8 avec une amplitude de -30 %. A l'instant 75, nous avons introduit un défaut avec une amplitude de 40 % de la mesure de la teneur de la voie 11. Les courbes représentant les évolutions temporelles de ces voies sont données par les figures suivantes.

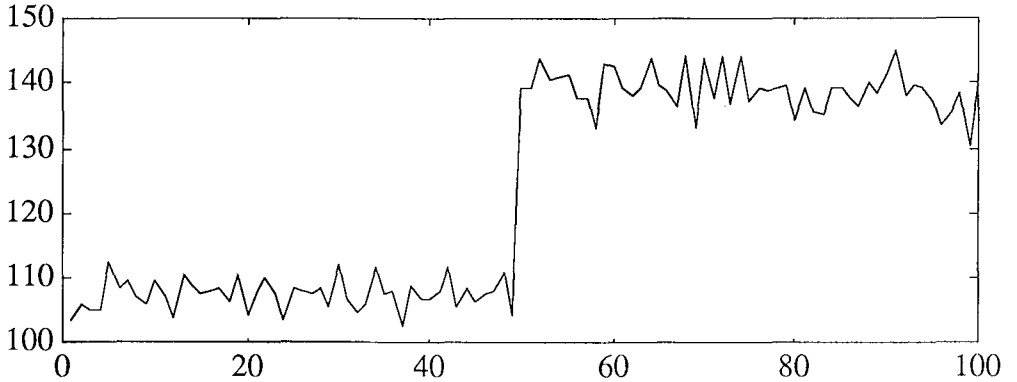


Figure V.4 : évolution temporelle du débit de la voie 6

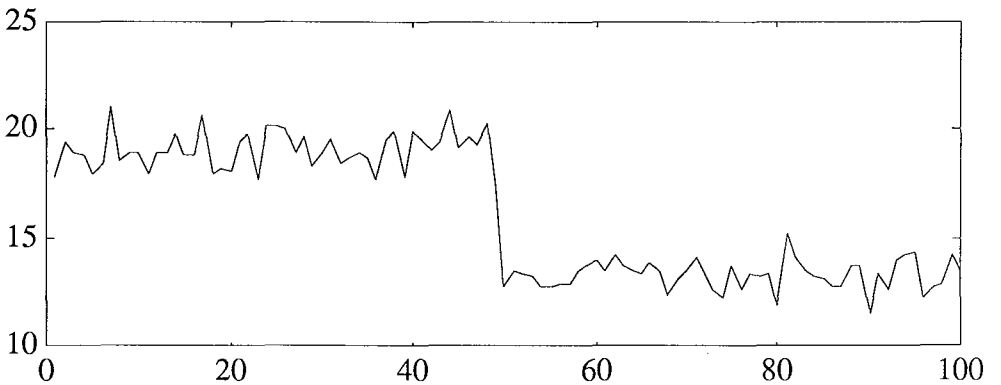


Figure V.5 : évolution temporelle de la teneur de la voie 8

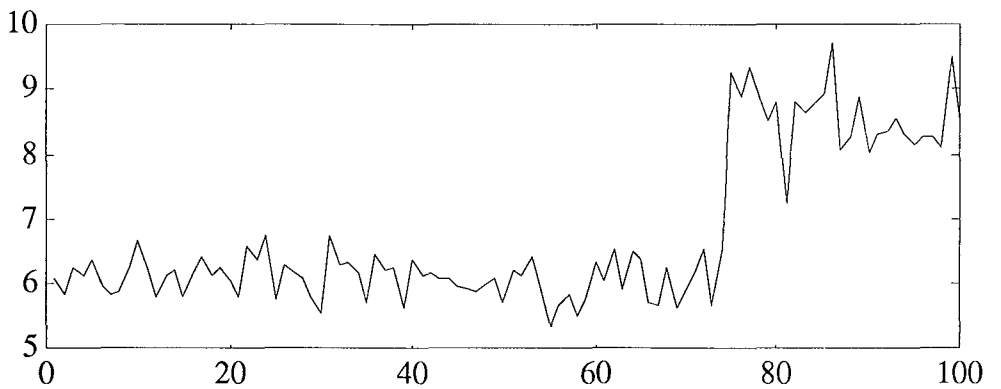


Figure V.6 : évolution temporelle de la teneur de la voie 11

Les défauts présents sur les mesures de débit et de teneur ont été détectées à tout instant dès leur apparition. Cependant deux surdétections sont apparues aux instants 58 et 94. A l'instant 58, nous avons surdétecté la teneur de la voie 2 et à l'instant 94, nous avons surdétecté la teneur de la voie 5.

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au problème de la détection et localisation de défauts dans les systèmes bilinéaires.

Nous avons étendu la méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés aux systèmes bilinéaires. La technique de localisation de défauts envisagée c'est-à-dire la technique utilisant une fusion de nœud a montrée, au travers d'un exemple que celle-ci donne de moins bons résultats que la méthode des termes correctifs normalisés. Cependant, dans certains cas, des biais de faibles amplitudes ont été détectés par la méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés alors que la méthode des termes correctifs n'a pu les détecter.

Nous avons montré au travers d'un exemple de simulation, que les résultats de bonne détection obtenus par la méthode des termes correctifs normalisés utilisant une linéarisation des équations de contrainte sont raisonnables. Cependant, la technique de localisation de défauts que nous avons envisagée ne permet pas de détecter simultanément les débits et les teneurs sur une même voie. La technique de localisation de défauts utilisant une matrice de sélection exposée dans le troisième chapitre peut être envisagée afin d'éliminer cette inconvénient. Dans le cas bilinéaire, une matrice de sélection de débits en défauts et une matrice de sélection de teneurs en défaut sont nécessaires. Par contre, comme nous l'avons signalé dans le cas linéaire, un problème d'observabilité risque d'apparaître en utilisant cette méthode ; un choix alors doit être effectué.

Nous avons ensuite présenté une technique d'estimation de l'amplitude des défauts des débits et des teneurs. Cette technique utilise une structure hiérarchisée à deux niveaux pour résoudre le problème d'estimation. Cette méthode de réconciliation de données en présence de défauts peut être généralisée aux systèmes multilinéaires.

Dans la dernière partie de ce chapitre, nous avons testé le comportement de la méthode des termes correctifs normalisés en multi-observations. Au travers d'un exemple simulé, nous avons constaté que des fausses détections peuvent apparaître.

CONCLUSION

Différentes méthodes de détection de défauts ont été utilisées pour valider les informations délivrées par des capteurs d'un procédé en régime de fonctionnement statique, décrit par des équations linéaires ou bilinéaires structurellement exactes. Toutes ces méthodes supposent que la matrice de variance est connue ou estimée dans le cas où l'on dispose de plusieurs campagnes de mesure.

Différents tests statistiques développés sur horizons temporels mobiles ont été appliqués à la détection de défauts d'instruments de mesure de l'installation pilote de notre laboratoire. Plusieurs types de défauts ont été créés afin d'éprouver l'efficacité de ces tests. Il a été montré sur plusieurs essais effectués sur le site pilote que, pour détecter ces défauts, il est nécessaire de coupler deux tests : le test de variance mobile et un test statistique sensible à une modification de moyenne tels que ceux que nous avons utilisés.

Dans le cas des systèmes linéaires, l'approche de l'espace de parité a été comparée aux méthodes des termes correctifs normalisés et la méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés. Cette comparaison a permis de conclure que la méthode des résidus de bilan normalisés donne de moins bons résultats que les deux autres approches. Cependant, ces deux dernières méthodes sont très sensibles à une modification de la variance des erreurs de mesure. Dans le cas où la variance des erreurs de mesure est mal connue, il est préférable d'utiliser la méthode des résidus de bilan normalisés. Des techniques de localisation de défaut de capteurs ont été présentées soit par suppression ou agrégation de nœud, soit par utilisation de matrice de sélection de capteurs non défaillants.

La technique basée sur le critère d'information d'AKAIKE a été développée. Il a été montré que le critère utilisé est sensible aux nombre de défauts. Un algorithme hiérarchique a été utilisé pour la localisation de défauts. Les résultats obtenus par cette méthode sont légèrement meilleurs que ceux obtenus par la méthode de l'espace de parité. Cependant, cette méthode ne peut être utilisée en ligne surtout si les réseaux sont de grande dimension. On utilisera alors indifféremment la méthode de l'espace de parité ou la méthode des termes correctifs normalisés qui sont numériquement plus rapides.

Bien que certaines des méthodes précédentes peuvent être utilisées en ligne, il est préférable de disposer des méthodes s'appuyant sur des calculs récursifs. La deuxième approche basée sur une élimination de la contrainte linéaire, permet d'estimer les grandeurs réelles lorsqu'on ajoute une mesure. Un autre test de détection plus robuste peut être utilisé à la place de celui de l'amplitude de l'innovation normalisée par exemple le test séquentiel de rapport de vraisemblance (SPRT).

Dans le cas des systèmes bilinéaires, les méthodes de résidus de bilan normalisés et termes correctifs normalisés ont été utilisés. Cette dernière utilisant une estimation par linéarisation de contrainte est bien adaptée au cas des systèmes bilinéaires. Par contre, la méthode des résidus de bilan normalisés a donné de moins bons résultats.

Disposant des estimations des grandeurs réelles des systèmes multi-linéaires, la méthode des termes correctifs normalisés utilisant une linéarisation de contrainte se généralise facilement à la détection et la localisation de défauts de tels types de système. De plus, la technique de réconciliation de données basée sur un calcul hiérarchisé, développée dans le cas d'un système bilinéaire, peut être étendue à un système multi-linéaire.

Nous n'avons pas effectué des essais sur des systèmes linéaires ou bilinéaires partiellement observés. Cependant, nous avons présenté trois approches dans le cas des systèmes linéaires qui permettent de résoudre le problème d'observabilité et de se ramener alors à un réseau globalement redondant.

Des problèmes restent à résoudre tels que :

- appliquer les tests statistiques sur horizons mobiles en temps réel sur le site pilote,

- étudier les propriétés statatistiques de l'estimateur de l'amplitude de défaut dans le cas bilinéaire,

- étendre la détection de défauts au cas des systèmes n-linéaires à variance connue et inconnue.

ANNEXES

ANNEXE I

PRESENTATION DE L'INSTALLATION PILOTE

INTRODUCTION

La mise au point de méthodes de détection de pannes de capteur, dans le but d'accroître la disponibilité et la sûreté de fonctionnement des processus industriels, ne peut se faire uniquement sur des procédés simulés. Il s'est avéré nécessaire de construire une installation pilote couvrant une large gamme de processus industriels [115]. Le pilote que nous avons réalisé possède toutes les caractéristiques d'une installation de type industriel :

- procédé physique,

- capteurs,

- actionneurs et régulateurs,

- appareils de saisie et de traitement de données.

De véritables défauts de capteur et de procédé peuvent être ainsi créés permettant ensuite de tester les algorithmes mis en œuvre. Il est à noter qu'actuellement l'installation ne permet pas de tester les algorithmes basés sur la redondance analytique. Pour parer à cet inconvénient, nous avons prévu des emplacements où de nouveaux capteurs pourront être installés.

A.1 - DESCRIPTION DE L'INSTALLATION

Compte tenu de l'expérience que possède le laboratoire dans le domaine minéralurgique, le système pilote réalisé est un processus de ce type.

Les informations issues des instruments de mesure sont saisies par un micro-ordinateur. Ce dernier permet de les traiter et d'actionner les organes de commande du procédé.

Le processus minéralurgique représenté par la figure A.1 se compose :

- de quatre cuves,

- de deux hydrocyclones,

- de capteurs,

- de deux pompes à débit variable.

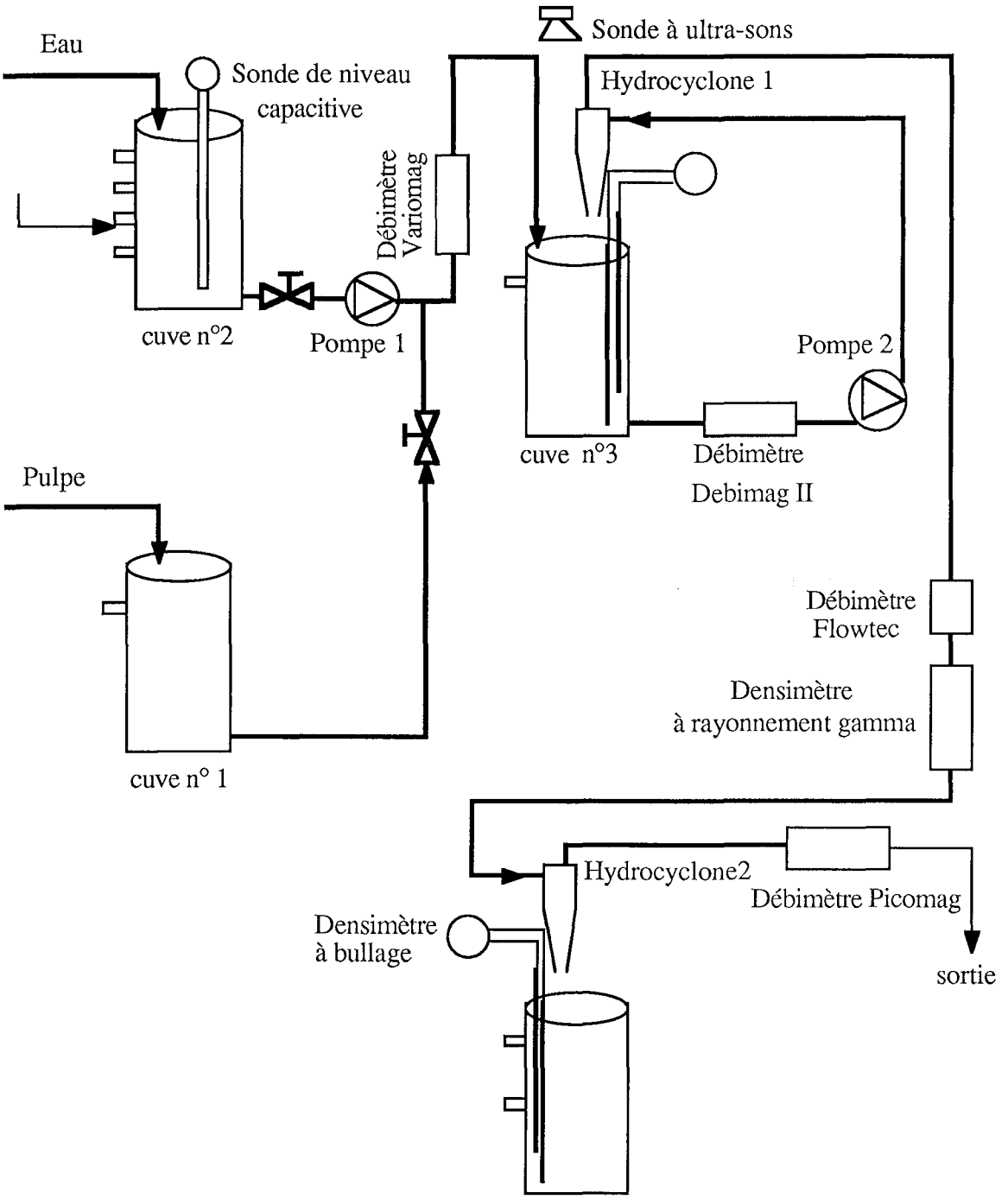


Figure A.1 : schéma de l'installation pilote

A.2 - DESCRIPTION DU PROCESSUS

A.2.1 - Fonctionnement de l'hydrocyclone

L'hydrocyclone est un appareil qui permet de trier des particules minérales provenant en général d'un broyeur.

Il est formé dans sa partie supérieure par un cylindre et dans sa partie inférieure par un cône d'axe vertical commun.

Comme le montre la figure A.2, on distingue :

sur le cylindre :

- l'entrée de la pulpe (mélange d'eau et de minerai),

- la sortie de produits fins de taille inférieure à la maille de libération (taille maximale de particules variant entre 10 et 200 μm). Cette sortie est appelée la surverse.

sur le cône :

- la sortie de gros grains appelée la souverse.

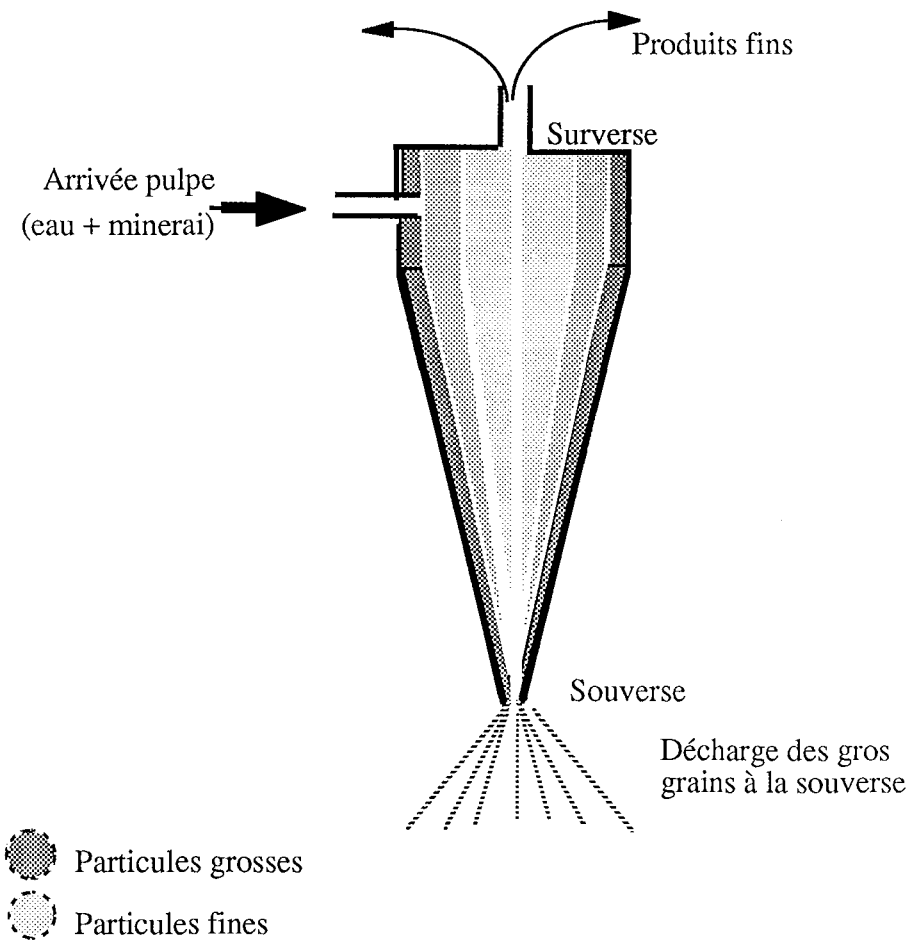


Figure A.2 : coupe verticale de l'hydrocyclone

La pulpe à traiter est injectée sous pression dans l'hydrocyclone, tangentiellement à la partie cylindrique par une buse.

Les grosses particules tournent le long de la paroi, elles sont soumises à l'action de la pesanteur, elles sortent par la partie conique (buse de souverse).

Les produits fins forment un courant le long de l'axe central et sont éliminés par la buse de la surverse avec l'essentiel de l'eau de la pulpe.

L'hydrocyclone est caractérisé par sa dimension de coupure granulométrique. Par exemple pour un hydrocyclone de coupure 12 µm, si on injecte une pulpe dont la taille des grains est comprise entre 0 et 100 µm, on obtient sur la surverse essentiellement des grains de taille inférieure ou égale à 12 µm et sur la souverse des grains de taille supérieure à 12 µm.

Le granulomètre à laser que nous utilisons permettant la mesure de 16 tranches granulométriques de 1 à 196 µm centrées sur 12 µm, la dimension de coupure des hydrocyclones doit être choisie voisine de 12 µm.

Caractéristiques techniques de l'hydrocyclone :

dimension de coupure	: 10 - 12 µm.
débit d'alimentation	: 0,6 - 1,2 m3/h.
perte de charge	: 1 - 4 bars.

A.2.2 - Instrumentation utilisée

Quatre types de mesure sont réalisés sur le processus :

- des mesures de débit,

- des mesures de niveau,

- des mesures de densité,

- des mesures de granulométrie.

Les instruments de mesure utilisés sont les suivants :

- débitmètre électromagnétique,

- capteur de niveau capacitif,

- capteur de niveau à ultra-sons,

- détecteur de niveau tout ou rien,

- densimètre à bullage,

- densimètre à rayonnement gamma,

- granulomètre à laser.

Nous allons présenter les différents capteurs que nous avons installés sur le procédé. Nous décrirons d'abord le principe de fonctionnement et nous donnerons les caractéristiques techniques de chaque appareil.

- Débitmètre électromagnétique

Il s'agit du principe de Faraday. Lorsqu'un conducteur se déplace dans un champ magnétique, celui-ci est le siège d'une force électromotrice proportionnelle à l'intensité du champ et à la vitesse du déplacement.

Si la pulpe s'écoulant dans un tube non conducteur placé dans un champ magnétique est suffisamment conductrice, alors elle est le siège d'une force électromotrice. On peut écrire l'équation suivante :

$$U = k\,H\,d\,v$$

avec $k = 10^{-8}$ si :

U = tension induite en volts

H = intensité du champ magnétique en gauss

d = diamètre de la conduite en cm

v = vitesse de la pulpe en cm/s.

La tension induite est mesurée par deux électrodes isolées par rapport au tube de mesure (figure A.3).

Le signal collecté, sous l'influence d'un champ magnétique connu, est très faible et nécessite donc une amplification sous très haute impédance.

A la sortie de cet amplificateur, la tension est appliquée à un convertisseur tension-courant qui délivre un signal proportionnel compris entre 4-20 mA (ou 0-20 mA).

Partant de la vitesse v et du diamètre d, on obtient le débit volumétrique si le tube de mesure est entièrement rempli de pulpe.

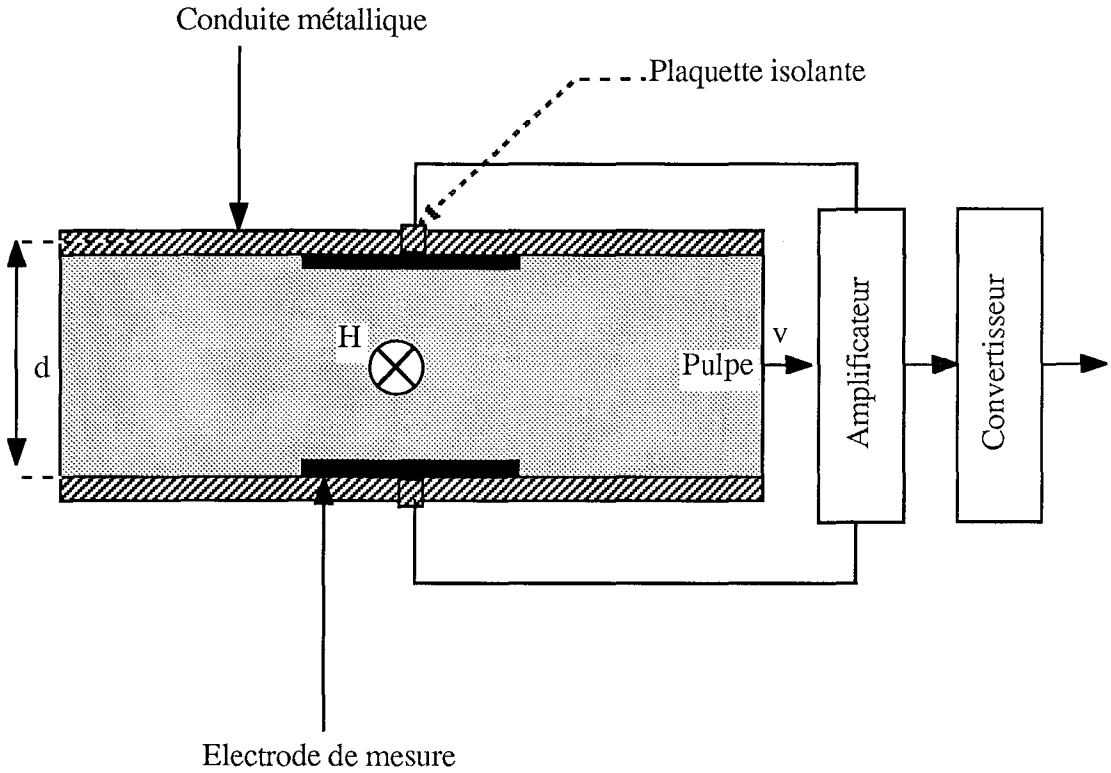


Figure A.3 : schéma de principe du débitmètre électromagnétique

Le tableau A.1 regroupe quelques caractéristiques techniques de trois débitmètres électromagnétiques qui ont été utilisés.

Caractéristiques	PICOMAG	FLOWTEC	DEBIMAG II
Diamètre nominal	15 mm	5 mm	15 mm
Pression nominale	40 bars	16 bars	40 bars
Conductivité nominale	1 µs/cm	1 µs/cm	1 µs/cm
Sortie courant	0/4 ... 20 mA	4 ... 20 mA	4 ... 20 mA
Plage de mesure	0 ... 1500 l/h	0 ... 1000 l/h	0 ... 1500 l/h
Température ambiante	-10 ... 50 °C	-10 ... 50 °C	-10 ... 50°C
Constante de temps	0,5 ... 60 s	0,5 ... 60 s	0,5 ... 60 s
Précision par rapport à la gamme de mesure	± 1 %	± 0,5 %	± 1 %
Reproductibilité par rapport à l'échelle	± 0,1 %	± 0,1 %	± 0,2 %

Tableau A.1 : caractéristiques techniques des débitmètres utilisés

Les caractéristiques techniques du débitmètre VARIOMAG sont identiques au débitmètre PICOMAG mise à part que la plage de mesure est de 0 à 400 l/h.

- Sonde de niveau capacitive

Une électrode recouverte d'un matériau isolant (tube de masse) est plongée dans une cuve non métallique constituant ainsi l'une des armatures d'un condensateur. L'autre armature est formée par le contact de la pulpe conductrice. La capacité C d'un condensateur est fonction de la distance d entre les deux armatures, de la surface S de ces deux électrodes et du coefficient diélectrique ε du matériau placé entre les deux armatures suivant la relation :

$$C = \varepsilon \frac{S}{d}$$

Sur ce capteur, on utilise la variation de la hauteur du matériau s'intercalant entre les deux armatures du condensateur.

Le niveau de pulpe entre les armatures modifie la capacité de l'ensemble permettant, après étalonnage, une mesure du niveau.

On mesure la capacité de ce condensateur en appliquant aux bornes de ses armatures et de sa paroi externe une tension sinusoidale à fréquence élevée et constante.

Le préamplificateur, présenté sur la figure A.4, convertit la variation de capacité de la sonde en une variation de fréquence et fournit au boîtier de conditionnement du signal un courant proportionnel à cette variation.

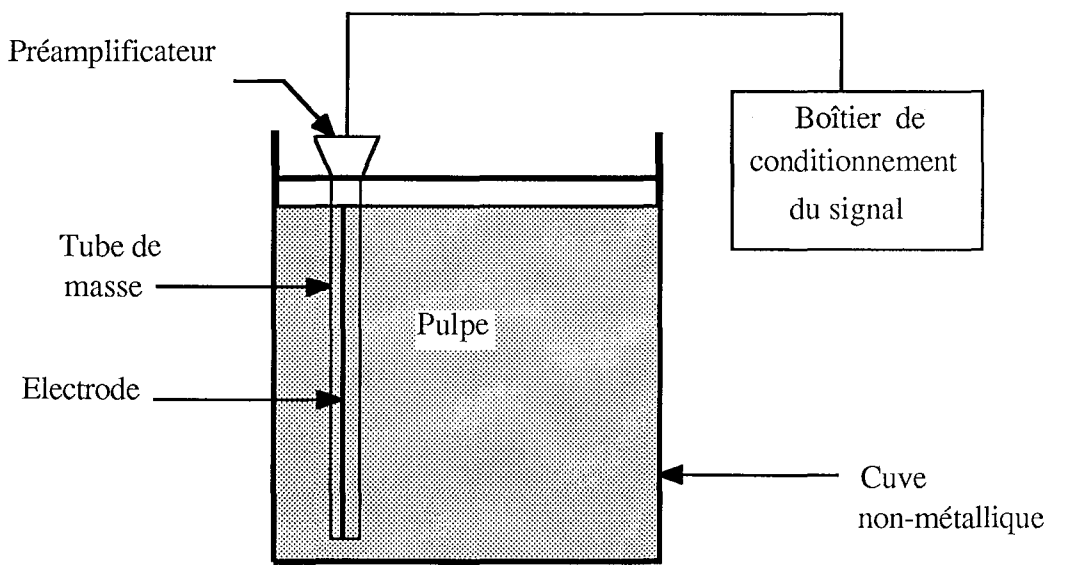


Figure A.4 : sonde de niveau capacitive

- Sonde de niveau à ultra-sons

Lorsqu'un train d'onde ultra-sonore se propage dans un milieu donné et heurte l'interface d'un milieu différent, il y a réflexion partielle ou totale. Connaissant la vitesse de propagation de l'onde dans le premier milieu, si l'on mesure le temps que met

l'onde ultra-sonore à retourner à son point d'origine on peut déterminer la distance parcourue.

Une sonde de température incorporée au capteur compense automatiquement les erreurs de mesure dues à la variation de la vitesse de l'onde en fonction de la température.

Le tableau A.2 regroupe les caractéristiques techniques de ces deux appareils :

Caractéristiques	Sonde capacitive	Sonde à ultra-sons
Sortie-courant	4 - 20 mA	0/4 ... 20 mA
Sortie-tension	0 - 5 V	0 - 10 V
Température ambiante admissible	-20 ... 60 °C	-20 ... 80 °C
Précision à 100 % de l'étendue de mesure	± 1,5 %	± 1 %
Plage de mesure	0 ... 1100 mm	0 ... 1100 mm
Fréquence de travail	46 khz	1000 khz
Temps d'intégration	10 à 60 s réglable	0,5 s
Dimension de la sonde	450 mm	

Tableau A.2 : caractéristiques des deux sondes de niveau

- Détecteur de niveau tout ou rien

L'appareil comprend un élément vibrant et un ensemble électronique ; l'élément vibrant est amené à sa fréquence de résonance par effet piezo-électrique.

Lorsqu'il est plongé dans un liquide, la variation de la fréquence de résonance est détectée et transmise à l'utilisateur par un signal tout ou rien.

Son principal avantage est qu'il ne possède aucune pièce mécanique et qu'il n'est pas perturbé par la présence de mousse ou d'émulsion.

- Densimètre à bullage

Cet instrument est surtout utilisé pour contrôler la densité dans les réservoirs de pulpe. Il est donc nécessaire de bien homogéniser cette pulpe.

Son principe repose sur la mesure de la différence de pression ΔP entre deux plans horizontaux distants d'une hauteur connue Δh :

$$\Delta P = \rho \, g \, \Delta h$$

avec :

ΔP : pression différentielle entre les deux niveaux,

ρ : masse spécifique du fluide,

g : accélération de la pesanteur.

L'appareil est constitué de deux cannes de bullage dont les extrémités sont distantes d'une hauteur connue Δh (figure A.5). Un transducteur de pression différentielle transforme ΔP en un signal électrique proportionnel à d.

Sur chaque tube se trouve un rotamètre que l'on règle de façon à avoir un débit de fuite. Un régulateur de pression différentielle, assure un débit constant (procédé dit bulle à bulle) dans le circuit à contrôler ; quelles que soient les variations de pression, un régulateur de pression différentielle et un rotamètre permettent d'assurer un débit de fuite constant.

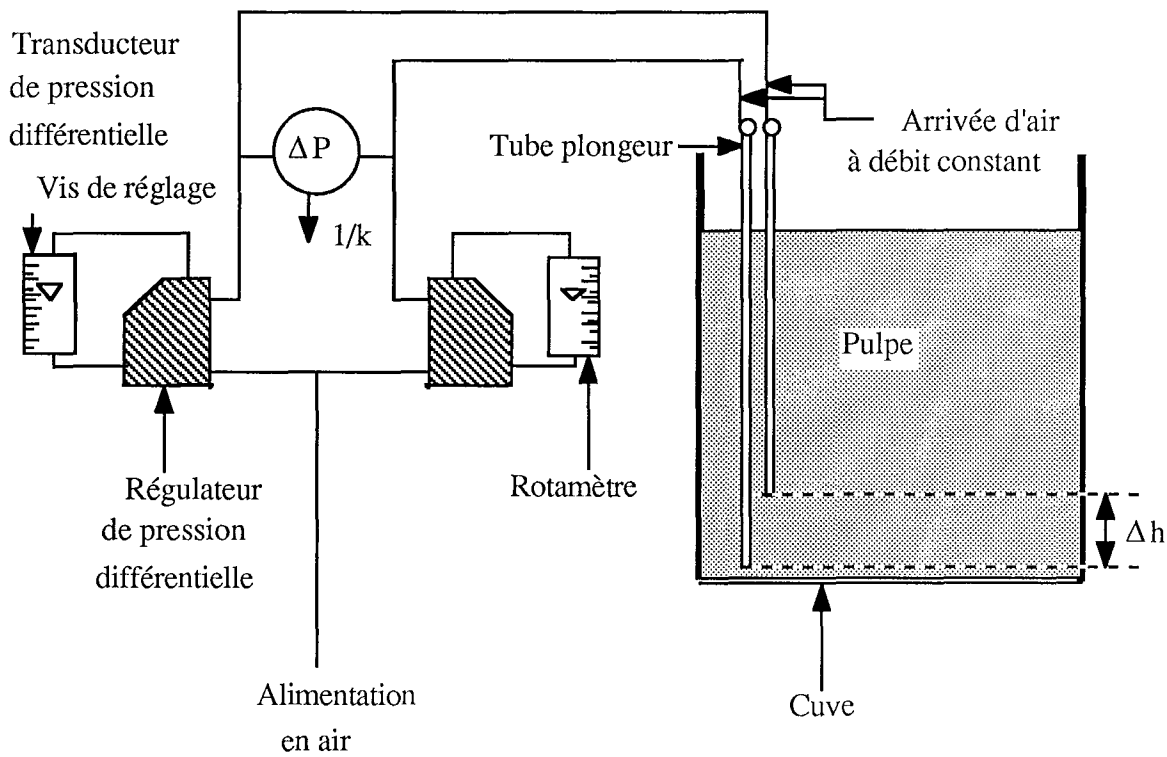


Figure A.5 : densimètre à bullage

- Densimètre à rayonnement gamma

Cet appareil est surtout utilisé pour les pulpes en circulation.

L'appareil est un ensemble de mesure destiné à évaluer la densité de certains matériaux industriels en utilisant le phénomène d'absorption des rayonnements gamma .

Il permet d'effectuer la mesure dans le cas où la pulpe est en circulation sans modification de l'installation.

L'appareil comprend un radio-isotope, source émettrice de rayonnement gamma, placé d'un côté de la canalisation à l'intérieur d'une enveloppe protectrice en plomb. Cette source fabriquée en décembre 1980 est constituée par du césium 137 de demi-vie 33 ans et d'activité 95 millicuries.

De l'autre côté de la canalisation dans le même plan diamétral, on place un détecteur de radiation logé également dans une enveloppe protectrice en plomb. Le corps principal contient une chambre d'ionisation. C'est la partie active du détecteur.

La chambre d'ionisation (bouteille remplie d'argon à 150 atmosphères) délivre un courant proportionnel au flux du rayonnement gamma qu'elle reçoit après passage au travers de la matière. Ce flux dépend de l'activité de la source radio-active, de la disposition géométrique du montage, de la distance entre la source et le détecteur et de la masse du produit interne.

Le signal de sortie I du capteur est une fonction de la densité. En effet :

$$I = I_0 \exp^{-kd}$$

avec :

I_0 l'intensité lorsque la canalisation est pleine d'eau pure,

I l'intensité lorsque la canalisation est pleine de pulpe,

d la densité du matériau,

k est une constante dépendant de l'inverse d'une densité de référence.

L'application, à l'entrée de l'électronique, d'une contre réaction permet de n'appliquer que la partie du signal correspondant aux variations utiles de densité.

Les caractéristiques techniques du densimètre à bullage et du densimètre à rayonnement gamma (DG 5 de Schlumberger) sont regroupées dans le tableau A.3.

Caractéristiques	Densimètre à bullage	Schlumberger DG 5
Sortie-courant	4 - 20 mA	
Sortie-tension		0 - 10 V
Température ambiante admissible	-20 ... 80 °C	
Précision à 100 % de l'étendue de mesure	0,2 %	0,3 %
Temps de réponse	1,2 s	1 à 60 s réglable

Tableau A.3 : caractéristiques des deux densimètres

A.3 - ORGANES DE COMMANDE DU PROCEDE

Deux pompes à débit variable assurent le remplissage des cuves :

- une pompe volumétrique (GUINARD CAC 22HLR3) entraînée par un moteur asynchrone de puissance 2,2 Kw (LEROY-SOMER) commandé par un variateur de vitesse (2SF MV2-STB 3,5 M). La variation de vitesse est réalisée en agissant simultanément sur la fréquence et la tension d'alimentation.

- une pompe centrifuge entraînée par un moteur à courant continu.

A.4 - ACQUISITION ET TRAITEMENT DES SIGNAUX

Le micro-ordinateur est équipé d'une carte d'acquisition de données DATA TRANSLATION (DT 2801) comprenant :

- 2 voies de sortie analogiques configurées en 0-10 V,

- 16 voies d'entrées/sorties tout ou rien modulables,

- 16 ou 8 voies d'entrées analogiques que l'on peut configurer respectivement en mode commun ou en mode différentiel.

Les voies d'entrées analogiques ont été configurées en mode différentiel et en 0-5V.

Cette carte peut être associée à plusieurs logiciels d'acquisition de données tels que PCLAB, ASYST et LT CONTROL par exemple.

ANNEXE II

TESTS STATISTIQUES UTILISES

INTRODUCTION

Dans cette annexe, nous rappelons certaines statistiques non paramétriques, c'est-à-dire des statistiques qui ne requièrent pas que l'on pose des hypothèses concernant à la distribution de la population et certaines statistiques paramétriques. Ces techniques peuvent s'appliquer aussi bien à des petits qu'à des grands échantillons ; cependant, nous nous limiterons presque exclusivement à l'examen des situations comportant des échantillons de taille supérieure à 20. Dans le cas de petits échantillons, la démarche à suivre est différente et l'on pourra consulter par exemple la référence [17].

En outre, nous envisagerons le cas où nous disposons :

- d'un échantillon unique,

- de deux échantillons non indépendants,

- et de deux échantillons indépendants.

Dans le cas d'un seul échantillon, nous utiliserons le test des séquences. Le test des signes et le test signé de Wilcoxon seront appliqués pour deux échantillons dépendants. De même, dans le cas de deux échantillons indépendants, nous emploierons les tests classiques de comparaison de moyennes et de variances ainsi que le test de Mann-Whitney. Les conditions d'emploi de chaque test seront rappelées.

Avant de présenter ces tests, nous rappelons les principes généraux d'un test statistique.

B.1 - PRINCIPE DES TESTS

Un test statistique se ramène à l'étude de l'hypothèse à contrôler H_0 (appelée hypothèse nulle) suivant laquelle tous les résultats sont tirés d'une même population de caractéristiques connues. Pour cela il faut choisir une fonction discriminante qui présente les particularités suivantes :

- sa distribution est connue quand H_0 est réalisée,

- sa distribution diffère le plus possible de la précédente et peut être calculée lorsque H_0 n'est pas réalisée.

Les tests que nous examinons par la suite se limitent à des tests de signification, c'est-à-dire que l'hypothèse nulle sera acceptée ou rejetée.

Au point de vue méthodologique, tout test de signification comporte les étapes suivantes :

- l'énoncé de l'hypothèse nulle que l'on accepte provisoirement,

- le recours à une fonction discriminante,

- la détermination d'une valeur critique calculée d'après la loi de probabilité de cette fonction discriminante et d'après le seuil de signification du test α,

- le calcul, tiré de l'échantillon (ou des échantillons) observé, de la valeur prise par la fonction discriminante,

- la décision qui rejettera l'hypothèse nulle ou l'acceptera.

B.2 - UTILISATION D'UN ECHANTILLON

Test de séquences

On utilise un test de séquences pour déterminer s'il existe ou non une structure dans une suite d'observations. Les données dans un test de séquences proviennent d'un échantillon unique.

Si on considère n observations rangées par ordre chronologique, on peut partager ces résultats en deux classes : on distingue n_1 éléments dont la valeur est supérieure à la médiane et n_2 éléments dont la valeur est inférieure à celle-ci.
Les valeurs égales à la médiane peuvent être placées dont l'une ou l'autre de ces classes.

Si l'un des nombres n_1 ou n_2 est au moins égal à 20 et l'autre est supérieur à 10, on peut admettre que la variable :

$$u = (R - 1 - \frac{2n_1n_2}{n}) \sqrt{\frac{n^2(n-1)}{2n_1n_2(2n_1n_2 - n)}} \qquad (B.1)$$

suit la loi normale centrée réduite.

R représente le nombre de séquences de signe.

B.3 - UTILISATION DE DEUX ECHANTILLONS NON INDEPENDANTS

B.3.1 - Test des signes

Le test des signes repose sur le signe positif ou négatif des différences observées entre des paires de données ordinales ; une donnée ordinale est toute donnée indiquant le rang qu'occupe un élément à l'intérieur d'un ensemble. Les données proviennent de deux échantillons dépendants d'effectifs identiques n. Dans ce test, on considère essentiellement le sens des différences sans se préoccuper de leur grandeur.

Si n est est supérieur à 25, on peut admettre que la variable :

$$u = \frac{(2X^+ - n)}{\sqrt{n}} \qquad (B.2)$$

suit une loi normale centrée réduite.

X^+ est le nombre de signes positifs.

B.3.2 - Test de rang signé de Wilcoxon

Le test de Wilcoxon tient compte autant de la grandeur que du signe des différences entre les paires de données ordinales. Les données proviennent de deux échantillons dépendants d'effectifs identiques n.

Si n est supérieur à 25, on peut admettre que la variable u :

$$u = \frac{W^+ - \frac{n(n+1)}{4}}{\sqrt{\frac{n(n+1)(2n+1)}{24}}} \qquad (B.3)$$

suit une loi normale centrée réduite.

W^+ est la somme des rangs positifs.

B.4 - UTILISATION DE DEUX ECHANTILLONS INDEPENDANTS

Dans ce qui suit, nous envisageons une comparaison directe de paramètres statistiques calculés sur deux échantillons d'effectifs n_1 et n_2.

B.4.1 - Test de comparaison de moyennes

Considérons deux échantillons indépendants, normalement distribués, d'effectifs n_1 et n_2. Soit m_1 et m_2 leurs moyennes et s_1^2 et s_2^2 leurs variances estimées.

Si les effectifs n_1 et n_2 sont supérieurs à 20, on peut admettre que la fonction discriminante :

$$u = \frac{m_1 - m_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \qquad (B.4)$$

suit une loi normale centrée réduite.

B.4.2 - Test de comparaison de variances

Au lieu d'employer la différence entre les deux variances estimées sur chaque échantillon, il a été montré qu'il est préférable d'utiliser le rapport :

$$F = \frac{s_1^2}{s_2^2} \qquad (B.5)$$

qui suit une loi de Fisher à $(n_1 - 1)$ et $(n_2 - 1)$ degrés de liberté.

Remarque : les conditions d'emploi de ce test restent semblables au test de comparaison de moyennes mis à part le fait que la taille des échantillons est quelconque.

B.4.3 - Test de Mann-Whitney

Le test de Mann-Whitney est un test de rang où les paires d'observations proviennent de deux échantillons indépendants.

Considérons deux échantillons indépendants d'effectifs n_1 et n_2. On réunit dans un même ensemble les données des deux échantillons et on assigne un rang à chaque donnée. Les rangs sont additionnés à l'intérieur de chaque échantillon. Soit V_2 la somme des rangs du deuxième échantillon calculée par rapport à l'ensemble des observations. Si l'effectif n_2 est supérieur à 25, on peut admettre que la variable :

$$u = \frac{W_2 - n_2 \frac{n_1+n_2+1}{2}}{\sqrt{n_1 n_2 \frac{n_1+n_2+1}{12}}} \qquad \text{(B.6)}$$

suit une loi normale centrée réduite.

B.5 - LIMITES DE DETECTION

La variable de test u suit une loi normale centrée réduite. Si u_c représente la valeur particulière prise par u, la probabilité critique est définie par :

$$P_c = \text{Prob}(|u| > u_c)$$

Pour un niveau de confiance α et un test bilatéral, l'hypothèse H_0 est rejetée si :

$$u < -u_{1-\alpha/2} \quad \text{ou} \quad u > u_{1-\alpha/2}$$

En considérant par exemple, un niveau de confiance $\alpha = 5\%$, c'est à dire une probabilité de 5% de rejeter H_0 alors qu'elle est vraie, on a :

$$u_{1-\alpha/2} = 1.96.$$

Dans le cas de la variable de Fisher F, l'hypothèse H_0 est rejetée si :

$$F < F_{\alpha/2} \quad \text{ou} \quad F > F_{1-\alpha/2}$$

Par exemple, pour un niveau de confiance $\alpha = 5\%$ et les degrés de liberté n1-1=10 et n2-1=20, on a :

$$F_{1-\alpha/2} = F_{.975} = 2.9$$

$$\text{et } F_{\alpha/2} = F_{.025} = \frac{1}{3.7} = 0.27$$

ANNEXE III

TROIS APPROCHES POUR RESOUDRE LE PROBLEME DES DONNEES MANQUANTES

INTRODUCTION

En général, les procédés industriels ne sont que partiellement instrumentés, il est donc nécessaire de prendre en compte ce cas. Pour contourner cette nouvelle difficulté, plusieurs méthodes ont été développées parmi lesquelles :

- l'approche utilisant une décomposition matricielle [68],

- l'approche utilisant une matrice de projection [18],

- l'approche graphique [113] et [64].

L'objectif de ces méthodes est de supprimer toutes les variables non mesurées pour construire un nouveau réseau ne contenant que des variables mesurées. Les méthodes décrites dans le cadre de la validation de données restent valables et peuvent être appliquées à ce nouveau réseau.

Avant de présenter ces trois techniques, rappelons que lorsque les grandeurs sont toutes mesurées directement, en l'absence de défaut, le modèle de mesure et l'équation de contrainte sont donnés respectivement par les relations suivantes :

$$X = X^* + \varepsilon \qquad (C.1)$$

$$MX^* = 0 \qquad (C.2)$$

où :

X est le vecteur de mesure de dimension v,
X^* le vecteur des grandeurs vraies de dimension v,
ε le vecteur des erreurs de mesure de dimension v,
et M la matrice d'incidence de dimension (n.v).

C.1 - APPROCHE UTILISANT UNE DECOMPOSITION MATRICIELLE

Cette méthode repose sur une décomposition de la matrice d'incidence M du réseau. Celle-ci est partitionnée en deux blocs :

$$M = [\, M_1 \quad M_2 \,] \tag{C.3}$$

où :

M_1 est la sous-matrice de la partie mesurée de dimension (n.m),

et M_2 la sous-matrice de la partie non mesurée de dimension (n.(v-m)).

La matrice M_2 est décomposée de façon à extraire une sous-matrice régulière M_{21} de rang maximum :

$$M_2 = \begin{bmatrix} M_{21} & M_{22} \\ M_{23} & M_{24} \end{bmatrix} \tag{C.4}$$

La matrice M_1 est partitionnée selon la décomposition précédente :

$$M_1 = \begin{bmatrix} M_{11} \\ \\ M_{12} \end{bmatrix} \tag{C.5}$$

L'équation (C.2) devient :

$$M_1 X_1^* + M_2 X_2^* = 0 \tag{C.6}$$

où :

X_1^* est le vecteur de la partie mesurée de dimension m,

et X_2^* le vecteur de la partie non mesurée de dimension (v-m).

En remplaçant M_1 et M_2 par leurs expressions et en partitionnant X_2^* de la même manière que M_2, l'équation (C.6) devient :

$$M_{11}\, X_1^* + M_{21}\, X_{21}^* + M_{22}\, X_{22}^* = 0$$

$$M_{12}\, X_1^* + M_{23}\, X_{21}^* + M_{24}\, X_{22}^* = 0$$

Par combinaison linéaire des équations précédentes, nous obtenons :

$$(M_{12} - M_{23}\, M_{21}^{-1}\, M_{11})\, X_1^* = 0 \tag{C.7}$$

Le problème de la validation de mesures devient :

Chercher le minimum de ϕ, par rapport à l'estimée $\hat{X}_1$, de :

$$\Phi = \| \hat{X}_1 - X_1 \|^2_{V_1^{-1}} \tag{C.8}$$

sous la contrainte $B\hat{X}_1 = 0$ (C.9)

avec :

$B = M_{12} - M_{23} M_{21}^{-1} M_{11}$ (C.10)

et V_1 la matrice de variance des voies mesurées de dimension (m.m).

Remarque : la démarche de cette méthode est expliquée en détails dans [62].

C.2 - APPROCHE UTILISANT UNE MATRICE DE PROJECTION

C.M. CROWE et al. [18] proposent d'utiliser une matrice de projection pour éliminer les variables non mesurées.

L'équation (C.6) peut être prémultipliée par une matrice de projection P_1 de dimension (n-r).n telle que :

$P_1 M_2 = 0$ (C.11)

La matrice P_1 est orthogonale à M_2 ; 0 est une matrice nulle de dimension (n-r).v. Il est à noter que r représente le rang de M_2 que nous supposons inférieur à n.

En tenant compte de (C.11), l'expression (C.6) s'écrit :

$P_1 M_1 X_1^* = 0$ (C.12)

Le problème de la validation de données s'écrit dans ce cas :

$$\min \Phi = \| \hat{X}_1 - X_1 \|^2_{V_1^{-1}}$$

Sous la contrainte $B_1 \hat{X}_1 = 0$

en posant :

$B_1 = P_1 M_1$ (C.13)

La construction de la matrice de projection n'est pas unique. Nous proposons une procédure qui permet de la calculer.

Par permutation des colonnes de la matrice M_2, celle -ci s'écrit :

$M_2 = [\, M_0 \quad M_{01} \,]$ (C.14)

où :

M_0 est une matrice de rang r.

On partitionne ensuite la matrice M_0 :

$$M_0 = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} \qquad (C.15)$$

où :

A_1 est une matrice régulière de dimension (r.r),

et A_2 une matrice de dimension (n-r).r.

La matrice de projection P_1 s'écrit :

$$P_1 = (-A_2 A_1^{-1} \quad I)U \qquad (C.16)$$

où U est la matrice de permutation de dimension (n.n) permettant d'isoler la matrice régulière A_1.

C.3 - APPROCHE UTILISANT LA NOTION DE GRAPHE

V. VACLAVEK [113] utilise la théorie des graphes pour transformer le réseau initial en un autre ne contenant que des variables mesurées. La procédure utilisée consiste à :

- éliminer les nœuds comportant des voies externes non mesurées,

- agréger les nœuds possédant des voies communes non mesurées.

Après l'application de ces deux règles, le sous-réseau restant ne contient plus les voies non mesurées.

R.S.H. MAH et al. [64] ont utilisé une démarche similaire pour supprimer les voies non mesurées.

C.4 - EXEMPLE D'ILLUSTRATION

L'exemple de la figure C.1 représente le réseau utilisé par R.S.H. MAH et al. [64]. Le nœud E est le nœud d'environnement. Dix débits sont mesurés et six sont non mesurés. Le vecteur X_1 des voies mesurées contient les débits numérotés de 1 à 10 et le vecteur X_2 des voies non mesurées contient les débits numérotés de 11 à 16.

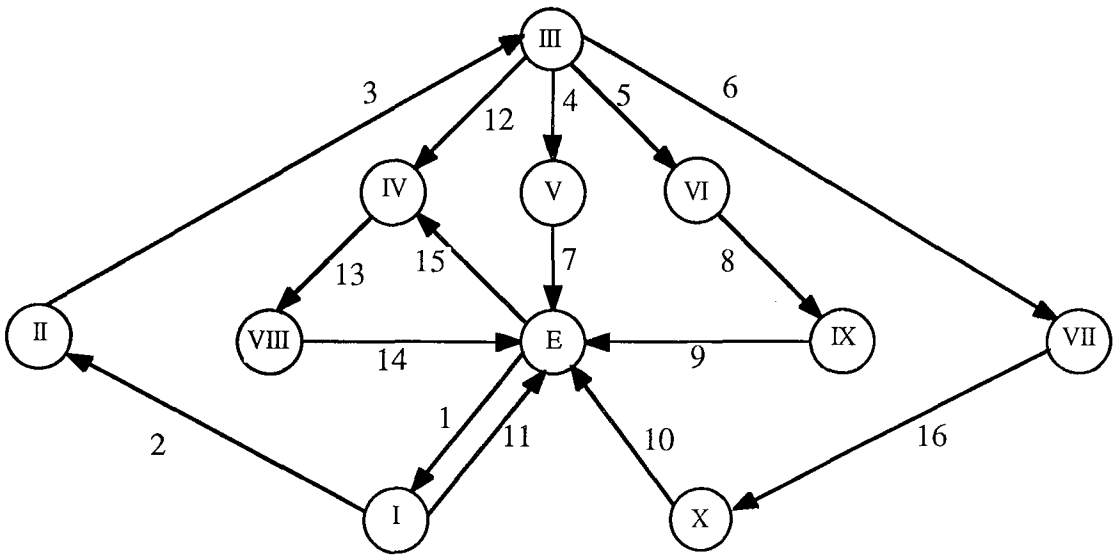


Figure C.1 : réseau de transport de matière

La matrice d'incidence de ce réseau est donnée par le tableau suivant où nous avons séparé les deux matrices associées aux débits mesurés (M_1) et aux débits non mesurés (M_2).

	(M_1)										(M_2)					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
I	1	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0
II	0	1	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
III	0	0	1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	0	-1	0	0	0	0
IV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	-1	0	1	0
V	0	0	0	1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VI	0	0	0	0	1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0
VII	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	-1
VIII	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	-1	0	0
IX	0	0	0	0	0	0	0	1	-1	0	0	0	0	0	0	0
X	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	1

Tableau C.1 : matrice d'incidence du réseau de la figure C.1

Décomposition matricielle

L'extraction de la partie régulière de la matrice M_2 de rang 5 donne :

$$M_{21} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

En appliquant la relation (C.10), nous trouvons :

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Matrice de projection

Par permutation des colonnes de la matrice M_2, on extrait de celle-ci la matrice M_0 selon (C.14) :

$$M_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

De la même façon, on extrait les matrices A_1 et A_2 de M_0 selon (C.15) :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La matrice de permutation U est :

$$U = \begin{bmatrix} 1&0&0&0&0&0&0&0&0&0 \\ 0&0&1&0&0&0&0&0&0&0 \\ 0&0&0&1&0&0&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&0&0&1&0&0&0 \\ 0&0&0&0&0&0&0&1&0&0 \\ 0&1&0&0&0&0&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&1&0&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&0&1&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&0&0&0&0&1&0 \\ 0&0&0&0&0&0&0&0&0&1 \end{bmatrix}$$

En utilisant l'expression (C.16), P_1 s'écrit :

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0&1&0&0&0&0&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&1&0&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&0&1&0&0&0&0 \\ 0&0&0&0&0&0&0&0&1&0 \\ 0&0&0&0&0&0&1&0&0&1 \end{bmatrix}$$

La matrice B1 obtenue est identique à la matrice B.

Approche graphique

Le sous-réseau redondant est obtenu par :

- maintien des noeuds II , V, VI, et IX (voies uniquement mesurées), les nouveaux nœuds correspondants étant 1, 2, 3 et 4,

- agrégation des nœuds 7 et 10 en un nœud 5,

- agrégation des nœuds E, 1, 3, 4 et 8 en un nœud environnant E'.

Le schéma de ce réseau est le suivant :

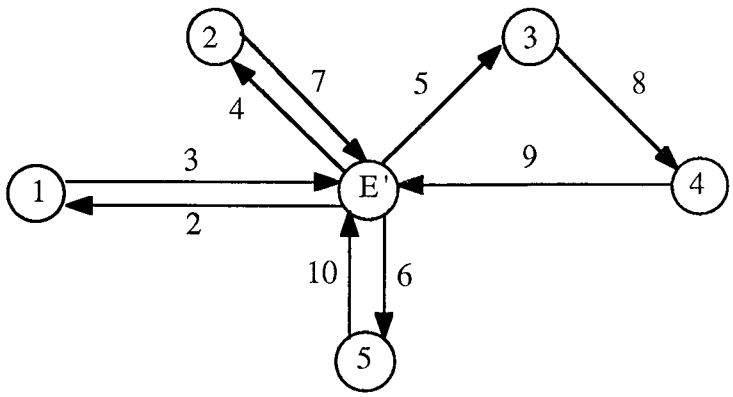


Figure C.2 : nouveau réseau obtenu après avoir supprimé les voies non mesurées

La matrice B est une matrice d'incidence correspondant au réseau de la figure C.2.

Remarque : les trois approches présentées sont équivalentes pour l'obtention de la matrice B mais nous préférons utiliser, dans le cadre de la détection de défauts, l'approche utilisant une matrice de projection car elle est plus rapide numériquement. Dans le cas où l'on s'intéresse à la classification des grandeurs non mesurées, il est préférable d'utiliser la décomposition matricielle.

REFERENCES

[1] A. AITOUCHE, F. KRATZ, D. MAQUIN, J. RAGOT
Détection et localisation d'erreurs de mesure par la technique de l'espace de parité. Conférences Capteurs 89, pp. 533-538, 1989.

[2] H. AKAIKE
A new look at the statistical model identification. IEEE Transaction on Automatic Control, AC-19, Vol. 6, pp. 716-723, 1974.

[3] G.A. ALMASY, T. SZTANO
Checking and correction of measurements on the basis of linear system model Probem Control and Information Theory, Vol. 4, N° 1, pp. 57-69, 1975.

[4] G.A. ALMASY, R.S.H. MAH
Estimation of measurement error variances from process data. Industrial Engineering Chemistry Process Design Development, Vol. 23, pp. 779-784, 1984.

[5] G. ASCH
Les capteurs en instrumentation industrielle. Dunod, 1982.

[6] G. BAFAS
Signal and noise in measurement systems. IASTED Symposium on Modelling Identification and Control. Davos, pp. 130-134, 1982.

[7] L. BATH
Détection de défaut sur des capteurs redondants. Application à une mesure du niveau d'un pressuriseur de centrale nucléaire. Thèse d'Ingénieur CNAM, 1982.

[8] J.A. BECKMAN
Data adjustement for non reactive batch or steady state processes. Chemical Engineering Communication, Vol. 15, p. 357, 1982.

[9] J. BRUNET, D. JAUME, A. RAULT, M. VERGE
Sureté de fonctionnement : détection et diagnostic des systèmes industriels. ADERSA-CNAM, 1987.

[10] T. CECCHIN
Conception d'une usine pilote minéralogique automatisée. Elaboration et application d'une stratégie de diagnostic d'état de fonctionnement de procédés industriels en temps réel. Thèse de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, 1985.

[11] E.Y. CHOW, A.S. WILLSKY
Analytical redundancy and the design robust failure detection systems. IEEE Transaction on Automatic Control, AC-29, Vol. 7, pp. 603-614, 1984.

[12] R.N. CLARK
Instrument fault detection. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-14, Vol. 3, pp. 456-465, 1978.

[13] R.N. CLARK
A simplified instrument failure detection scheme. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-14, Vol. 4, pp. 558-563, 1978.

[14] R.N. CLARK
Sensor fault detection in a system with random disturbances. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-16, Vol. 4, pp. 468-473, 1980

[15] I. COHEN, R. HANUS
Influence de la fiabilité des capteurs sur la précision des bilans matières ou de l'influence des bilans matières sur la précision et la fiabilité des capteurs. Congrès SIM, Besançon, mai 1982.

[16] COMISSARIAT A L'ENERGIE ATOMIQUE
Statistique appliquée à l'exploitation des mesures. Tome 1 et 2, Masson, 1978.

[17] W.J. CONOVER
Practical nonparametric statistics. Wiley & Son, New York, 1980.

[18] C.M. CROWE, Y.G. CAMPOS, A. HRYMAK
Reconciliation of process flow rates by matrix projection. Part I : the linear case. AIChE Journal, Vol. 29, N° 6, pp. 881-888, 1983.

[19] C.M. CROWE
Reconciliation of process flow rates by matrix projection. Part II : the non linear case. AIChE Journal, Vol. 32, N° 4, pp. 616-623, 1986.

[20] C.M. CROWE
Recursive identification of gross errors in linear data reconciliation. AIChE Journal, Vol. 34, N° 4, pp. 541-550, 1988.

[21] C.M. CROWE
Test of maximum power for detection of gross errors in process constraints. AIChE Journal, Vol. 35, N° 5, pp. 869-873, 1989.

[22] C.M. CROWE
Observability and redundancy of process data for steady-state reconciliation. Chemical Engineering Science, Vol. 44, N° 12, pp. 2909-2917, 1989.

[23] B. CUNNINGHAM, R.D. POYNEER
Sensor failure detection using analytical redundancy. IP 22 - 4:50, pp. 278-287, 1977.

[24] K.C. DALY, E. GAI, J.V. HARRISSON
Generalized likelihood test for FDI in redundant sensor configurations. AIAA Journal of Guidance and Control, Vol. 2, N° 1, pp. 9-17, 1979.

[25] M. DAROUACH, J. RAGOT, J.C. BREPSON
Validation de données en présence de mesures manquantes. First IASTED Symposium on applied informatics, Lille, 1983.

[26] M. DAROUACH
Aide au diagnostic de l'état des systèmes. Validation de mesures par équilibrage de bilan matière. Thèse de Docteur-Ingénieur de l'Université de Nancy I, 1983.

[27] M. DAROUACH, J. RAGOT, J.L. CARDINI, C. SCHEIDT
Mise en œuvre d'un programme d'aide au diagnostic de la cohérence des mesures sur pilotes industriels. Proceedings of the international AMSE summer conference, Vol. 1, pp. 3-20, Nice, 1983.

[28] J. DECKERT, M.N. DESAI, J.J. DEYST, A.S. WILLSKY
F-8 DFBW sensor failure identification using analytical redundancy. IEEE Trans. Autom. Control, AC-22, Vol. 5, pp. 725-803, 1977.

[29] J.C. DECKERT
Flight test results for the F-8 digital fly-by-wire aircraft control sensor analytic redundancy management technique. AIRA Guidance and Conference Control, Albuquerque, 19-21 août, 1981.

[30] P.J.C. DEGOUL, M. BERUBE, J.C. MARCHAND, J. RAGOT, M. ROESCH
Instrumentation et stratégies de contrôle dans l'industrie minéralurgique. Industrie Minérale-Minéralurgie, 1975.

[31] M.N. DESAI, J.C. DECKERT, J.J. DEYST
Dual sensor failure identification using analytical redundancy. AIAA Journal of Guidance and Control, Vol. 2, N° 3, pp. 213-220,1979.

[32] M.N. DESAI, A. RAY
A fault detection and isolation methodology. 20th IEEE CDC, San Diego, California, pp. 1363-1369, 1981.

[33] W.J. DIXON, F.J. MASSEY
Introduction to statistical analysis, McGraw-Hill, New York, 1969.

[34] J. ELLENBERG
Testing for single outlier from a general linear regression. Biometrics, Vol. 32, pp. 637-645, 1976.

[35] J. FAYOLLE
Validation de données et diagnostic des procédés industriels. Thèse de Doctorat de l'Université de Nancy I, 1987.

[36] J.J. FEELEY
Failure detection and isolation in a nuclear power plant under steady state process condition. Proceedings of the 22th IEEE conference on decision and control, San Antonio, 1983.

[37] R.A. FISHER
The design of experiments. Oliver & Boyd. 7ème édition 1960

[38] E. GAI, J.V. HARRISON, K.C. DALY
FDI performance of two redundant sensor configurations. Position Location and Navigation Symposium. San Diego, 1978.

[39] P. GASPART
Amélioration de la précision des mesures industrielles redondantes. Congrès IASTED MECO'77, Zurich, 1977.

[40] J. GERTLER
Survey of model based failure detection and isolation in complex plants. IEEE Control System Magazine, 1988.

[41] W. GOMOLKA
Le calcul en temps réel des bilans d'installations chimiques. Postepy Cybernetyki, N°4, 1982.

[42] W. GOMOLKA, D. DEPEYRE, Z. TRYBALSKI
Problèmes généraux de calcul des bilans en temps réel. Inzynieria Chemiczna i Procesowa, Vol. 11, N° 4, 1986.

[43] W. GOMOLKA
Strategies of process data reconciliation in complex system described by sets of bilinear balance equations. Congrès IFAC AIPAC'89, Nancy, 3-5 juillet, 1989.

[44] F.E. GRUBBS
Procedures for detecting outlying observations in samples. Technometrics, Vol. 11, pp. 1-21, 1969.

[45] M. HAMAD
Validation de mesures et détection de capteurs défaillants dans un système de contrôle commande. Thèse de l'Université des Sciences et Techniques de Lille-Flandre-Artois, 1986.

[46] J.V. HARRISON, E. GAI
Evaluating sensor orientations for navigation performance and failure detection. IEEE Transactions on Aerospace and Electric Systems, 1977.

[47] J.E. HERTEL, R.N. CLARK
Instrument failure detection in partially observable systems. IEEE Transactions on Aerospace and Electric Systems, AES-18, N° 3, 1982.

[48] W.A. HEENAN, RW. SERTH
Detecting errors in process data. Chemical Engineering Science, Vol. 10, 1986.

[49] D.M. HIMMELBLAU
Fault detection and diagnosis in chemical and petrochemical process. Chemical Engineering Monographs Eds, 1978.

[50] D.M. HIMMELBLAU
Instrument failure detection by using internal redundancy. 3ème Congrès international "informatique et génie chimique", C 153, 1983.

[51] W.W. HINES, D.C. MONTGOMERY
Probability and statistics in engineering and management science. Wiley & Son, New York, 1980.

[52] W. HOLLY, R. COOK, C.M. CROWE
Reconciliation of mass flow rate measurements in a chemical extraction plant. Canadian Journal of Chemical Engineering, Vol. 67, N° 4, pp. 595-601, 1989.

[53] C. IORDACHE, R.S.H. MAH, A.C. TAMHANE
Detection of gross errors in process data using measurement test. AIChE spring meeting, paper 43c, Anaheim, 1984.

[54] C. IORDACHE, R.S.H. MAH, A.C. TAMHANE
Performances studies of the measurement test for the detection of gross errors in process data. AIChE Journal, Vol. 31, N° 7, pp. 1187-1200, 1985.

[55] J.P. JACQUOT, G. ZWINGELSTEIN, J.C. AUTHIER, C. KRAEMER, P.GOPAL
Prototype de surveillance de capteurs pour centrale nucléaire. Congrès AFCET "Automatique 81", Nantes, 1981.

[56] A. JANYENE
Détection, localisation et estimation de biais de capteurs en défauts par utilisation des bilans matières en régime statique. Rapport de D.E.A, Option Génie électrique, Université de Nancy I, 1984.

[57] E.M. JONGENELEN, C.D. HEVER, G.A. VAN ZEE
Detection of gross errors in process data using studentized residuals. Computer Chemical Engineering, Vol. 12, N° 8, pp. 845-847, 1988.

[58] J. KLEMSA, B. HOLCAK, J. LUTCHA
Systematic error location by measured data reconciliation. Congrès IFAC AIPAC'89, 3-5 juillet, 1989.

[59] J.C. KNEPPER, W. GORMAN
Statistical analysis of constrained data sets. AIChE Journal, Vol. 26, N° 2, pp. 260-264, 1980.

[60] F. KRATZ, A. AITOUCHE, S. NOWAKOWSKI, D. MAQUIN, J. RAGOT
Présentation des méthodes de détection de pannes de capteurs. Rapport intermédiaire N°1 EDF-LARA, Avril 1989.

[61] F. KRATZ, J. RAGOT, D. MAQUIN, A. DESPUJOLS
Detecting of bias in measurement using analytical redundancy. 7th IMEKO Symposium on technical diagnostics, Helsinki, 1990.

[62] D.R. KUEHN, H. DAVIDSON
Computer Control. II Mathematics of control. Chemical Engineering Progress, Vol. 57, N° 6, pp. 44, 1961.

[63] M. LABARRERE, S. PIRCHER, A. BUCHARLES, B. GIMONET, J.L. ESCAFRE
Recherche de méthodes de détections de pannes de capteurs . Rapport DRET/DERA, décembre 1977.

[64] R.S.H. MAH, G.M. STANLEY, D.M. DOWNING
Reconciliation and rectification of process flow and inventory data. Industrial Engineering and Chemistry Process Design and Development, Vol. 15, N° 1, pp. 175-183, 1976.

[65] R.S.H. MAH, A.C. TAMHANE
Detection of gross errors in process data. AIChE Journal, Vol. 28, N° 5, pp. 828-830, 1982.

[66] H.B. MANN, D.R. WHITNEY
On a test of whether one of two random variables in stochastically larger than the other. Annals of Mathematical Statistics, Vol. 18, pp. 50-60, 1947.

[67] E. MORICE
Quelques tests non paramétriques. Revue de statistique appliquée, Vol. 4, N° 4, pp. 75-107, 1956.

[68] D. MAQUIN
Observabilité, diagnostic et validation de données des procédés industriels.Thèse de Doctorat de l'Université de Nancy I, 1987.

[69] D. MAQUIN, M. DAROUACH, J. RAGOT
Observabilité et validation de mesures des systèmes bilinéaires. Congrès IFAC AIPAC'89, Nancy, 3-5 Juillet 1989.

[70] N.L. MATHIESEN, Y. MLYNEK
Quadratic adjustement of inconsistent sets of measurements. Report N° 20-1, Instituttet for Kemiceknik, Bygning, 229, DK 2800 Lingby, Denmark, 1972.

[71] N.L. MATHIESEN
Adjustement of inconsistent sets of measurements using linear programming. Automatica, Vol. 10, pp. 431-435, 1974.

[72] J. MELSA, A.P. SAGE
Estimation theory with applications to communication and control. McGraw-Hill, New York, 1971.

[73] C.H. MEIJER, J.P. PASQUENZA, J.C. DECKERT, J.L. FISHER, D.B. LANING, A. RAY
On-line power plant signal validation technique utilizing parity space representation and analytic redundancy. NP-2110 Project 1541, Electric Power Research Institute, 1981.

[74] S. NARASIMHAN
Detection of steady states and its application to process data reconciliation. Thesis, Norwestern University, Evanston, 1984.

[75] S. NARASIMHAN, R.S.H. MAH, A.C. TAMHANE, J.W. WOODWARD, J.C. HALE
A composite statistical test for detecting changes of steady states. AIChE Journal, Vol. 32, N° 9, pp. 1409-1418, 1986.

[76] S. NARASIMHAN, R.S.H. MAH
Generalized likelihood ratio method for gross errors identification. AIChE Journal, Vol. 33, N° 9, pp. 1514-1521, 1987.

[77] S. NARASIMHAN, R.S.H. MAH
Generalized likelihood ratio for gross errors identification in dynamic processes. AIChE Journal, Vol. 34, N° 8, pp. 1320-1329, 1987.

[78] S. NARASIMHAN, C.S. KAO, R.S.H. MAH
Detecting changes of steady-states using the mathematical theory of evidence. AIChE Journal, Vol. 33, N° 11, pp. 1930-1932, 1987.

[79] S. NARASIMHAN, R.S.H. MAH
Treatment of general steady state process models in gross errors identification. Computers and Chemical Engineering, Vol. 13, N° 7, pp. 851-853, 1989.

[80] B. NOBLE, J.W. DANIEL
Applied linear algebra. Prentice Hall, 1977.

[81] S. NOGITA
Statistical test and adjustement of process data. Industrial Engineering and Chemistry Process Design and Development, Vol. 11, N° 2, pp. 197-200, 1972.

[82] J.S. OAKLAND
Statistical process control. Heenemann, 1986.

[83] J.E. POTTER, M.C. SUMAN
Thresholdless redundancy management with arrays of skewed instruments. Integrity in Electronic Flight Control Systems, AGARDOGRAPH 224, pp. 15-25, 1977.

[84] J. RAGOT, M. AUBRUN
Equilibrage de bilan matière dans l'industrie minérale. Revue de l'Industrie Minérale, pp. 93-98, 1979.

[85] J. RAGOT, M. AUBRUN, M. DAROUACH
Application de la redondance des équations de bilan à la validation des mesures et à la détection de pannes de capteurs. Proceedings of the first IASTED symposium on applied informatics, Vol. 3, pp. 159-163, Lille, 15-17 mars 1983.

[86] J. RAGOT, M. DAROUACH, D. MAQUIN, G. BLOCH
Validation de données et diagnostic. Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance. Hermès, 1990.

[87] J. RAGOT, D. MAQUIN, H. CHAFOUK, A. AITOUCHE
Reconciliation of data with unknown variance. 7th IMEKO Symposium on technical diagnostics, Helsinki, 1990.

[88] J. RAGOT, A. AITOUCHE, F. KRATZ, D. MAQUIN
Detection and location of gross errors in instruments using parity space technique. *Accepté pour publication à International Journal of Mineral Processing.*

[89] A. RAULT, D. JAUME, M. VERGE
Identification en temps réel et détection de défauts sur processus industriels. Congrès IASTED, Lille, 1982.

[90] A. RAULT
Méthodes de détection de pannes et de diagnostic des processus industriels. Journée d'études E.E, pp. 437-440, 1982.

[91] A. RAULT, M. ANTOINE, J.L. TESTUD, D. JAUME, M. VERGE
Détection de pannes sur processus industriels. Rapport de fin de contrat ANVAR N° A 8012 169 Q 1190, 1982.

[92] A. RAULT, D. JAUME, M. VERGE
Méthode originale de détection de défauts sur processus industriels. R.A.I.R.O-A.P.I.I. N° 19, pp. 45-68, 1985.

[93] P.M. REILLY, R.F. CARPANI
Application of statistical theory to adjustement to material balances. 13th Canadian Chemical Engineering Conference, Montreal, 1963.

[94] J. RIOUT
Capteurs industriels. Technologies et méthodes de choix. Centre Technique des Industries Mécaniques, 1986.

[95] D.L. RIPPS
Adjustement of experimental data. Chemical Engineering Progress Symposium Series, Vol. 61, N° 55, pp. 8-13, 1965.

[96] J.A. ROMAGNOLI, G. STEPHANOPOULOS
On the rectification of measurement errors for complex chemical plants. Steady-state analysis. Chemical Engineering Science, Vol. 35, N° 5, pp. 1067-1087, 1980.

[97] J.A. ROMAGNOLI, G. STEPHANOPOULOS
Rectification of process measurement data in the presence of gross errors. Chemical Engineering Science, Vol. 36, N° 11, pp. 1849-1863, 1981.

[98] J.A. ROMAGNOLI, J. ALVAREZ, G. STEPHANOPOULOS
Variable measurement structures for process control. International Journal of Control, Vol. 33, pp. 269-289, 1981.

[99] J.A. ROMAGNOLI
On data reconciliation constraints processing and treatment of bias. Chemical Engineering Science, Vol. 38, N° 7, pp. 1107-1117, 1983.

[100] J. ROSENBERG, R.S.H. MAH, C. IORDACHE
Evaluation of schemes for detecting and identifying gross errors in process data. Industrial Engineering and Chemistry Process Design and Development, Vol. 26, pp. 555-564, 1987.

[101] J. SEGEN, A.C. SANDERSON
Detecting changes in time series. IEEE Transactions on Information Theory, IT-26, N° 2, pp. 249-255, 1980.

[102] R.W. SERTH, W.A. HEENAN
Gross error detection and data reconciliation in steam-metering system. AIChE Journal, Vol. 32, N° 5, pp. 735-741, 1986.

[103] S.S. SHAPIRO, M.B. WILK, H.J. CHEN
A comparative study of various tests for normality. Journal of American Statistical Association. Vol. 63, pp. 1343-1372, 1968.

[104] G.M. STANLEY, R.S.H. MAH
Estimation of flows and temperatures in process networks. AIChE Journal, Vol. 23, N°5 pp. 642-650, 1977.

[105] M. STAROSWIECKI, M. HAMAD
Validation of measurements and detection of sensors failures in control systems. Signal Processing III : Theories and Applications. EURASIP, pp. 1059-1062, 1986.

[106] G.R. STEPHENSON, C.F. SHEWCHUK
Reconciliation of process data with process simulation. AIChE Journal, Vol. 32, N°2, pp. 247, 1986.

[107] T. SZTANO, G.A. ALMASY
Measurement error checking in linear stochastic systems. Computer and Automation Institute, Hungarian Academy of Sciences, 1974.

[108] A.C. TAHMANE
A note of the use of residuals for detecting an outlier in linear regression. Biometrika, Vol. 69, N° 2, pp. 488-489, 1982.

[109] A.C. TAHMANE, R.S.H. MAH
Data reconciliation and gross error detection in chemical process networks. Technometrics, Vol. 27, N° 4, pp. 409-422, 1985.

[110] J.L. TYLEE
A generalized likelihood ratio approach to detecting and identifying failures in pressurizer instrumentation. Nuclear Technology, Vol. 56, 1982.

[111] J.L. TYLEE
On-line failure detection in nuclear power plant instrumentation. IEEE Transactions on Automatic Control, AC-28, N° 3, 1983.

[112] B.R. UPADHYAYA
Sensor failure detection and estimation. Nuclear Safety, Vol. 26, N° 1, pp. 32-43, 1985.

[113] V. VACLAVEK
Studies on system engineering III. Optimal choice on the balance measurements in complicated chemical systems. Chemical Engineering Science, Vol. 24, pp. 947, 1969.

[114] V. VACLAVEK, J. VOSOLSOBE
Methodology.of material multicomponent balances measurement in complex plants. Symposium on computer in the design and erection of chemical plant, Vysota Tatry, 1975.

[115] H. VAEZI-NEJAD
Détection de défauts d'instruments de mesure. Thèse de Doctorat de l'Université de Nancy I, 1990.

[116] A. WALD
Sequential analysis. Willey & Son, New York, 1947.

[117] N.S. WANG, G. STEPHANOPOULOS
Application of macroscopic balances to the identification of gross measurement errors. Biotechnology and Bioengineering, Vol. 25, pp. 2177-2208, 1983.

[118] F. WILCOXON
Individual comparisons by ranking methods. Biometrics, Vol. 1, pp. 80-83, 1945.

[119] A.S. WILLSKY, H.L. JONES
A generalized likelihood ratio approach to state estimation in linear systems subject to abrupt changes. Proceding of IEEE Conference on Decision and Control, p. 846, 1974.

[120] A.S. WILLSKY
A survey of design methods of failure detection in dynamic systems. Automatica, Vol. 12, pp. 601-611, Pergamon Press, 1976.

[121] K. YAMAMURA, M. NAKAJIMA, H. MATSUYAMA
Detection of gross errors in process data using mass and energy balances. International Chemical Engineering, Vol. 28, N° 1, pp. 91-98, 1988.

[122] G. ZWINGELSTEIN
Méthodes de détection et localisation de capteurs défaillants et techniques de validation de mesures analogiques : application aux processus analogiques complexes. Rapport HP 40/83/381, EDF Chatou, juin 1983.

[123] G. ZWINGELSTEIN, L. BATH, T. ADAM
Applications of the parity space technique to the validation of the water level measurements of pressurizen for steady-state and transients. 5th Symposium power plant dynamics, Knoxville, 21-23 mars, 1983.

[124] G. ZWINGELSTEIN
Validation de mesures analogiques pour réacteur à eau pressurisée. EDF, Bulletin de la Direction des Etudes et Recherches, N° 3/4, pp. 56-60, 1985.

NOM DE L'ETUDIANT : AITOUCHE Abdelouhab

NATURE DE LA THESE : Doctorat de l'Université de Nancy I en AUTOMATIQUE

VU, APPROUVE ET PERMIS D'IMPRIMER

NANCY, le 03 DEC. 1990 /2480

LE PRESIDENT DE L'UNIVERSITE DE NANCY I

UNIVERSITE NANCY I
LE PRESIDENT

M. BOULANGE

Mots-clés

Erreurs de mesure, détection, localisation, redondance, réconciliation, bilan-matière.

Résumé

L'objectif fondamental de cette thèse est la comparaison de méthodes de détection de défauts de capteurs. Des fonctions statistiques de comparaison, utilisées sur différents horizons temporels, permettent de détecter des changements dans les caractéristiques des capteurs. Des défauts réels, provoqués sur une installation pilote, permettent d'évaluer les performances des méthodes qui ont été retenues.

Les performances de la méthode de l'espace de parité ont été comparées aux méthodes des termes correctifs normalisés et aux écarts de fermeture de bilan normalisés dans le cas des systèmes linéaires. Une estimation de l'amplitude de défaut basée sur le critère des moindres carrés a été développée. Une autre technique de détection, basée sur le critère d'information d'AKAIKE, associée à un algorithme de recherche systématique des capteurs défaillants, a été développée. Toutes ces méthodes ont été appliquées lorsqu'on dispose d'une ou de plusieurs campagnes de mesure.

Une technique utilisant une estimation récursive des grandeurs réelles par élimination de contrainte a été développée et appliquée à la détection de défaillances de capteurs.

Dans le cas des systèmes bilinéaires, nous avons étendu la méthode des termes correctifs normalisés et la méthode des écarts de fermeture de bilan normalisés à la détection de défauts. Des algorithmes pour localiser les capteurs en défaut ont été proposés. Une technique d'estimation de l'amplitude de défaut basée sur un calcul hiérarchisé à deux niveaux permet d'estimer l'amplitude des défauts.