



HAL
open science

Suivi paramétrique pour la surveillance d'installations complexes - rapport de 1ère année.

Philippe Weber

► **To cite this version:**

Philippe Weber. Suivi paramétrique pour la surveillance d'installations complexes - rapport de 1ère année.. 1997. hal-00085848

HAL Id: hal-00085848

<https://hal.science/hal-00085848>

Preprint submitted on 15 Jul 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Suivi paramétrique pour la surveillance d'installations complexes

P. WEBER

Laboratoire d'Automatique de Grenoble CNRS-INPG-UJF - E.N.S.I.E.G. - BP 46

38402 Saint Martin d'Hères Cedex - France

Téléphone: 04 76 82 64 09

Fax: 04 76 82 63 88

weber@lag.ensieg.inpg.fr

Résumé

L'estimation de paramètres en ligne donne une image de l'état du procédé, mais la connaissance des paramètres physiques avec précision est bien souvent inexistante, notamment dans le cas de systèmes complexes. Ce rapport présente une méthode de détection de défauts de type biais de capteur ou d'actionneur fondée sur un algorithme d'estimation paramétrique en temps discret. La génération de résidus est augmentée par l'ajout de plusieurs fonctions de transferts discrètes redondantes. La connaissance issue de cette redondance permet la génération d'une table de signatures qui, exploitée par un calcul de distance, permet la détection et la localisation des défauts.

Mots clés : estimation paramétrique, détection de défauts, ARMAX, MCE, système à temps discret, diagnostic.

Table des Matières

<i>Diagnostic par estimation paramétrique : introduction</i>	3
<i>Méthode d'estimation de paramètres utilisée</i>	5
Structure du modèle de représentation paramétrique des systèmes	6
Algorithme d'estimation paramétrique par la méthode des MCE	9
Algorithme d'estimation paramétrique par la méthode des MCE récursifs	12
Excitation persistante	14
Répercussion de défauts sur l'estimation paramétrique	15
<i>Méthode de diagnostic</i>	20
Génération de redondance paramétrique, table de signature	21
Génération des résidus pour le diagnostic, une approche bi-modèle	22
Fuzzification des résidus	25
Agrégation de symptômes	29
Prise de décision	31
Logique floue (agrégation floue)	31
Classification (calcul de distance)	33
Une fonction d'isolation sensible au défaut considéré	35

Architecture du système de diagnostic	36
<i>Application au système enrouleur de bande</i>	37
Elaboration des modèles du système enrouleur de bande	37
Génération de redondance paramétrique	39
Simulation	41
<i>Conclusion</i>	45
<i>Références</i>	46

Diagnostic par estimation paramétrique : introduction

Ces deux dernières décennies ont vu apparaître, en réponse à une augmentation de la complexité des procédés et de leur supervision, un grand nombre de méthodes de diagnostic de défauts [Isermann 97a] [Isermann 97b], en particulier les méthodes fondées sur un modèle dynamique des procédés, que nous classons en quatre classes:

- l'estimation d'état par observateur [Alcorta Gracia 97] [Patton 97],
- l'approche relations de parité [Gertler 97],
- l'estimation paramétrique [Isermann 93],
- l'approche causale [Evsukoff 97].

Nous nous intéresserons dans ce rapport à l'estimation en ligne des paramètres d'un procédé qui permet d'engendrer une image de l'état du système par le biais d'un vecteur de paramètres. L'analyse de l'évolution des paramètres devrait fournir une connaissance permettant la détection, la localisation, et l'identification des défauts. Par conséquent, les techniques d'estimation paramétrique en temps continu suscitent un intérêt croissant dans le secteur du diagnostic. En effet, dans le cas de l'estimation des paramètres continus pour des procédés de faible complexité, il est possible de revenir aux paramètres physiques du procédé avec des degrés d'incertitude acceptables. Nous avons alors une vue directe des éléments constituant le système donc l'identification de défauts s'en trouve simplifiée.

Cependant, dans de nombreux cas, il est très difficile d'élaborer les modèles physiques des procédés, car la connaissance précise de ces paramètres est bien souvent inexistante, notamment dans le cas d'une installation complexe. C'est pourquoi, notre objectif est de tester si les méthodes classiques d'estimation des paramètres de fonctions de transfert discrètes, qui font partie des boîtes à outils de l'ingénieur automaticien, peuvent être utilisées pour le diagnostic. Il est clair, dans ce cas, que

l'estimation des paramètres en ligne devra être associée à d'autres types de connaissance sur le procédé pour arriver jusqu'à la localisation voire l'identification d'un défaut, par des techniques de classification par exemple.

Cette approche a été testée sur le procédé pilote enrouleur de bande, proposé comme site expérimental par le groupe de travail « Diagnostic » de l'Institut franco-allemand pour les Automatique de la Robotique IAR, de sorte que les résultats et la méthodologie de mise en œuvre puissent être comparés aux approches par observateurs réalisées à NANCY (CRAN) et à Duisburg (Allemagne) [Weber 97].

Méthode d'estimation de paramètres utilisée

Identifier un procédé revient à déterminer, à partir des mesures expérimentales des signaux d'entrée et de sortie, la structure la plus simple possible, et les valeurs de ses paramètres ayant un comportement s'approchant au mieux du système réel au sens d'un critère bien défini.

L'évolution des techniques d'identification et l'apparition de calculateurs de plus en plus puissants, nous permettent aujourd'hui d'implanter des algorithmes d'estimation de paramètres en ligne. Le fonctionnement en temps réel de ce type d'algorithmes permet le suivi des paramètres d'une installation.

Les applications de ces techniques sont :

- La commande des systèmes, dans ce cas l'objectif est de déterminer un modèle du procédé fidèle et précis. Ce modèle servira en suite au calcul de la commande du système, il est alors judicieux de rechercher le modèle le plus simple que possible (compromis simplicité / précision).
- Le diagnostic des procédés, dans ce cas le principe de la détection d'un état anormale repose sur une comparaison entre les paramètres estimés à l'instant courant et les paramètres associés à un fonctionnement normale. Dans ce cas le fonctionnement en ligne de l'estimation des paramètres est inévitable. Remarquons enfin que les paramètres estimés sont susceptible de subir de grande variation lors de l'apparition d'un défaut.

Nous nous intéressons ici au problème de diagnostic de défauts des procédés par le suivi paramétrique.

Ce chapitre s'organise en trois parties. Tout d'abord, nous définissons la structure de modèles et la méthode d'estimation utilisée. Puis la méthode d'estimation de paramètre par transformation orthogonale fonctionnant hors ligne est détaillées. Après la description hors ligne de l'algorithme nous précisons la méthode pour de l'implémenter en ligne avec en particulier les différentes techniques d'initialisations. Nous traiterons ensuite le problème de la richesse de l'excitation, et nous terminerons ce chapitre par l'étude de la répercussion des défauts sur l'estimation des paramètres.

Structure du modèle de représentation paramétrique des systèmes

Nous représentons généralement les systèmes multi-entrées mono-sortie (MISO) linéaires stochastiques sous la forme globale discrète suivante :

$$A(q^{-1}) \cdot y(k) = \sum_{i=1}^l q^{d^i} \frac{B^i(q^{-1})}{F^i(q^{-1})} \cdot u^i(k) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})} \cdot e(k) \quad (1)$$

avec $y(k)$ la sortie, $u^i(k)$ les entrées, d^i les retards associés aux entrées et $e(k)$ un bruit blanc de moyenne nulle et de variance σ_e représentant une perturbation aléatoire.

Cette forme générale conduit à 32 modélisations différentes en fonction des polynômes en (q^{-1}) utilisés. Nous notons ici, dans le tableau suivant, les modèles les plus courants et les techniques d'estimation récursive de leurs paramètres [Ljung 87] :

Deux type de méthodes récursives

- Les méthodes fondées sur la minimisation de l'erreur de prédiction défini comme la différence entre la mesure de la sortie et l'estimation de cette sortie par les paramètre estimé et les mesures des sorties et des entrée passées de système. Notons par exemple, les moindre carré récursif qui ont pour but de minimiser la somme de l'erreur de prédiction élevée au carré et pondérées par un facteur d'oubli. Ce sont les techniques fondées sur l'erreur de prédiction.

L'objectif dans ce cas est de minimiser une erreur de prédiction $V(\theta, Z)$

- Et les méthodes récursives par régression linéaire ou pseudolinéaires conduisant à des méthode de type Bootstrap & Transformation orthogonal

L'objectif dans ce cas est de résoudre une équation tel que $F(\theta, Z)=0$

Le méthode sont dite linéaire pour le cas des MCR et pseudo linéaire pour MCE

index :

structures

FIR : réponse impulsionnelle finie

AR : Autorégressif

ARX : Autorégressif à variable exogène

ARMA : Autorégressif à Moyenne Ajustée

ARMAX : Autorégressif à variable exogène avec bruit MA

ARARX : Autorégressif à variable exogène avec bruit AR

ARARMAX : Autorégressif à variable exogène avec bruit ARMA

BJ : Box Jenkins

OE : erreur de sortie

méthodes

MCR : Moindres Carrés Récursif

MCER : Moindres Carrés Etendu Récursif

MCGR : Moindres Carrés Généralisé Récursif

MCR : Maximum de Vraisemblance Récursif

Tableau 1

Polynômes utilisés	Structure de modèles	Méthode d'estimation de paramètres récursives	
		Erreur de prédiction	Régression pseudolinéaire
B	RIF	MCR	MCR
AB	ARX	MCR	MCR
ABC	ARMAX	MVR	MCER
A C	ARMA	MVR	MCER
AB D	ARARX	MCGR	BETHOUX
ABCD	ARARMAX	-	TALMON
B F	OE	PNL STEIGLITZ	LANDAU
BCDF	BJ	MVR	
A	AR	MCR	

Nous nous sommes intéressés à la structure ABC conduisant à un modèle de type ARMAX, avec un estimation par MCER. Cette représentation permet un filtrage du bruit par un polynôme $C(q^{-1})$, ce qui donne une estimation des paramètres avec plus de degrés de libertés (il y a plus de paramètres), en permettant une description des caractéristiques du bruit, et limite ainsi son influence, en donnant une estimation des paramètres non biaisé, dans la mesure où les paramètres du filtre $C(q^{-1})$ ont convergé vers les paramètres réel du filtre C.

$$A(q^{-1}) \cdot y(k) = \sum_{i=1}^l B^i(q^{-1}) \cdot u^i(k-d^i) + C(q^{-1}) \cdot e(k) \quad (2)$$

Le système est alors représenté (Figure 1) :

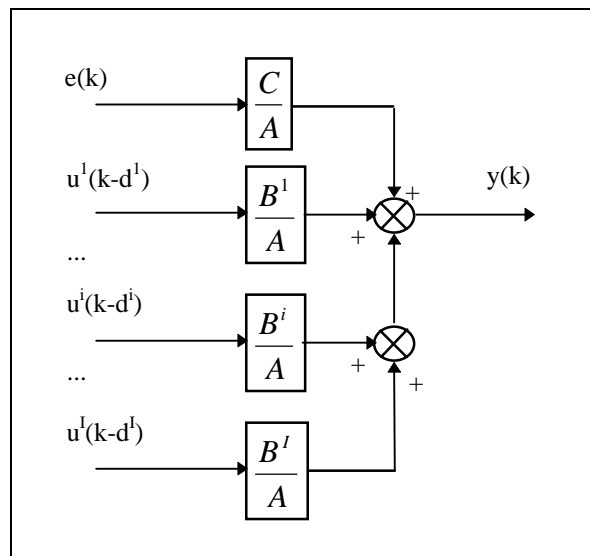


Figure 1: Structure d'un modèle ARMAX

L'avantage de ce type de modélisation est qu'il conduit à des algorithmes d'estimation relativement simple, ce qui permet une implémentation en temps réel. Le caractère temps réel est très important dans le cadre du diagnostic car la détection de défaut doit se faire en ligne, et en cours de fonctionnement du système. De plus une connaissance des modèles physiques du système n'est pas requise, une campagne de mesure permet en particulier de déterminer la structure des modèles à estimer.

En revanche cette structure comporte un point faible qui est la mise en commun des dénominateurs de chaque fonction de transfert. Ce problème conduit à une augmentation du nombre des paramètres des fonctions de transfert il est donc plus difficile de les estimer avec une grande précision. En plus, il est clair que dans ce cas, les paramètres perdent leur signification physique du fait de la mise sous

forme discrète des fonctions de transferts. L'idée de revenir aux paramètres physiques comme le préconisent [Isermann 93] ou [Trigeassou 96] ne peut plus être appliquées.

Rq : Notons en revanche que lors d'une estimation continue des fonctions de transfert, avec une structure exacte du modèle, il est possible de retourner aux grandeurs physiques comme par exemple un coefficient de résistance, un diamètres d'une cuve... Dans cette situation le diagnostic est bien plus simple car il existe un lien presque directe entre les paramètres estimés et les paramètres physiques, il est donc plus facile de localiser les défauts. Mais cette technique nécessite une connaissance complète des lois physiques régissant le système or dans le cadre de système complexe, cette connaissance n'est pas toujours disponible.

Ajoutons enfin qu'un algorithme de MCER, faisant appel à une technique de transformation orthogonal, est choisit à fin d'augmenter les performances du point de vue stabilité numérique.

Algorithme d'estimation paramétrique par la méthode des MCE

Nous décrivons ici la méthode des moindres carrés étendus (MCE) dans le cadre d'une modélisation sous forme de modèle MISO ARMAX avec I entrées :

$$A(q^{-1}) \cdot y(k) = \sum_{i=1}^I B^i(q^{-1}) \cdot u^i(k - d^i) + C(q^{-1}) \cdot e(k) \quad (3)$$

Nous notons alors na , nb^i et nc les degrés des polynômes A, B^i et C. L'expression (3) s'écrit :

$$y(k) = - \sum_{j=1}^{na} a_j \cdot y(k - j) + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{nb_i} \{b_j^i \cdot u^i(k - d^i - j)\} + \sum_{j=1}^{nc} c_j \cdot e(k - j) + e(k) \quad (4)$$

En supposant $N+na$ observations, nous pouvons écrire cette relation sous une forme matricielle :

$$Y = X \cdot \theta \quad (5)$$

telle que

$Y = [y(k) \dots y(k+n) \dots y(k+N)]^T$, vecteur de sortie

$\theta = [a_1 \dots a_{na} \ b_1^1 \dots b_{nb1}^1 \dots b_1^I \dots b_{nbI}^I \ c_1 \dots c_{nc}]^T$, vecteur des paramètres

et

$$X = \begin{bmatrix} -y(k-1) & \dots & -y(k-na) & u^i(k-1-d^i) & \dots & u^i(k-nb^i-d^i) \\ \dots & & & & & \\ -y(k+n-1) & \dots & -y(k+n-na) & u^i(k+n-1-d^i) & \dots & u^i(k+n-nb^i-d^i) \\ \dots & & & & & \\ -y(k+N-1) & \dots & -y(k+N-na) & u^i(k+N-1-d^i) & \dots & u^i(k+N-nb^i-d^i) \\ & & & & & \\ & & & u^i(k-1-d^i) & \dots & u^i(k-nb^i-d^i) & \varepsilon(k-1) & \dots & \varepsilon(k-nc) \\ & & & u^i(k+n-1-d^i) & \dots & u^i(k+n-nb^i-d^i) & \varepsilon(k+n-1) & \dots & \varepsilon(k+n-nc) \\ & & & u^i(k+N-1-d^i) & \dots & u^i(k+N-nb^i-d^i) & \varepsilon(k+N-1) & \dots & \varepsilon(k+N-nc) \end{bmatrix}$$

matrice d'observation où $\varepsilon(k)$ sont les estimations du bruit. Cette estimation également désignée erreur de prédiction, est calculée comme suit :

$$\varepsilon(k) = y(k) + \sum_{j=1}^{na} a_j \cdot y(k-j) - \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{nb_i} \{b_j^i \cdot u^i(k-j-d^i)\} - \sum_{j=1}^{nc} c_j \cdot \varepsilon(k-j) \quad (6)$$

La méthode des moindres carrés a pour objectif la minimisation de la norme euclidienne de l'erreur de prédiction, J . La solution $\hat{\theta}$, est alors donnée par:

$$\min_{\theta} J = \min_{\theta} \sum_{k=1}^N (\varepsilon(k))^2 = \min_{\theta} \|X \cdot \theta - \underline{Y}\|^2 \quad (7)$$

qui conduit à la solution théorique bien connue :

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (8)$$

Nous utiliserons, pour résoudre ce problème, une technique de factorisation orthogonale pour pallier aux problèmes d'instabilité numérique [Barraud 88] [Ljung 87].

En posant :

$$R = [X|Y], \quad (9)$$

il existe une matrice Q telle que $Q^T = Q^{-1}$ et $M = Q \cdot R$ est une matrice triangulaire supérieure ayant la forme (10). Q peut être déterminée par transformation de Householder [Golub 83]:

$$M = \begin{bmatrix} \ddots & & & & \vdots \\ & \ddots & & & \vdots \\ & & L & & \vdots \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & \vdots \\ & & 0 & & \vdots \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & \vdots \\ & & & & \vdots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ & & & & \delta \\ & & & & \vdots \\ & & & & \delta \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ & & & & 0 \end{bmatrix} \text{ avec } \begin{cases} Q \cdot X = \begin{bmatrix} L \\ 0 \end{bmatrix} \\ Q \cdot Y = \begin{bmatrix} v \\ \delta \\ 0 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (10)$$

$$\|X \cdot \theta - Y\|^2 = \|Q \cdot X \cdot \theta - Q \cdot Y\|^2 = \left\| \begin{bmatrix} L \cdot \theta \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} v \\ \delta \end{bmatrix} \right\|^2$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \min_{\theta} \|L \cdot \theta - v\|^2 \Rightarrow L \cdot \hat{\theta} - v = 0 \\ \min_{\theta} \|\delta\|^2 \end{cases}$$

d'où la solution donnée par minimisation du critère quadratique (7) :

$$\hat{\theta} = L^{-1} \cdot v \quad (11)$$

$$\min_{\theta} J = \min_{\theta} \|X \cdot \theta - Y\|^2 = \delta^2$$

Notons que :

$$X^T X = X^T Q^T Q X = L^T L \quad (12)$$

Remarque :

$E\{X^T X\}$ représente les autocorrélations et intercorrélations entre $u(k)$ et $y(k)$.

De manière asymptotique, l'estimateur est non biaisé [Ljung 87], la variance des paramètres est calculée comme suit :

$$E\{(\theta - \hat{\theta}) \cdot (\theta - \hat{\theta})^T\} = \text{Var}(\hat{\theta}) \quad (13)$$

$$= \hat{\sigma}^2 \cdot \text{diag}(L^T L)^{-1}$$

et la variance de l'erreur de prédiction est estimée par :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-p} \cdot \sum_{n=1}^N (\varepsilon(n))^2 = \frac{1}{N-p} \cdot \delta^2 \quad (14)$$

où p représente le nombre de paramètres estimés.

$$p = na + \sum_{i=1}^l nb^i + nc \quad (15)$$

Remarque :

les paramètres $\{a_i, b_i\}$ sont estimés avec plus de facilité, nous remarquons que les paramètres c_i ont une convergence plus lente.

Algorithme d'estimation paramétrique par la méthode des MCE récursifs

Pour une implémentation en ligne de l'algorithme de MCE, nous définissons la matrice de travail M_k avec des dimensions relatives au nombre de paramètres à estimer. Pour p paramètres à estimer, M_k devra comporter $p+1$ colonnes, et $p+2$ lignes, avec p défini en (15):

Supposons M_{k-1} une matrice dont le bloc carré supérieur de dimension $(p+1, p+1)$ est triangulaire supérieure et dont la dernière ligne ($p+2$) est nulle¹. L'injection des nouvelles observations dans M_{k-1} , à l'itération k , permet de générer M'_k . Cette injection se fait en remplissant la dernière ligne nulle de M_{k-1} par le vecteur d'observation $Ob_k = [x_k \ y(k)]$ défini comme suit (16):

$$[x_k \ y(k)] = \begin{bmatrix} -y(k-1) & \dots & -y(k-na) & u'(k-1-d^1) & \dots & u'(k-nb^1-d^1) \\ & & & u'(k-1-d^1) & \dots & u'(k-nb^1-d^1) & \varepsilon(k-1) & \dots & \varepsilon(k-nc) & y(k) \end{bmatrix} \quad (16)$$

L'algorithme *qr* de Matlab permet de calculer la matrice Q orthogonale à M'_k . Cette matrice Q est utilisée pour transformer M'_k comme le définit l'équation (17):

$$M_k = QM'_k \quad (17)$$

Cet algorithme est équivalent à la transformation de M'_k par rotation de Givens. Grace à cette transformation, les termes de la dernière ligne de la matrice M'_k sont annulés.

L'extraction des matrices L_k et v_k (10) permet le calcul de l'estimation des paramètres θ_k par l'équation (11).

Pour l'initialisation de la matrice M_0 , deux cas sont possibles :

- si nous avons une connaissance a priori des paramètres θ_0 et de leur écart type Σ_0

$$\Sigma_0 = [\sigma_{a1} \dots \sigma_{ana} \ \sigma_{b1} \dots \sigma_{bnb} \ \sigma_{c1} \dots \sigma_{cnc}]^T$$

alors il suffit d'initialiser M_0

¹ Nous emploierons par la suite, le terme triangulaire supérieur pour des matrices rectangulaires, pour alléger le texte.

$$M_0 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{a1}} & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{a_1}{\sigma_{a1}} \\ & \ddots & 0 & 0 & 0 & \\ & & \ddots & 0 & 0 & \\ & & & \ddots & 0 & \\ & 0 & & & \frac{1}{\sigma_{cnc}} & \frac{c_{nc}}{\sigma_{cnc}} \\ & & & & \vdots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ & & & & & \dots \\ & & & & & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

•si au contraire, aucune connaissance n'existe sur les paramètres, Σ_0 doit être choisi très grand et les paramètres θ_0 égaux à zéro. Ce choix conduit à une matrice M_0 nulle, alors la sous matrice L_0 (10) n'est plus inversible, et les paramètres ne peuvent être calculés.

Il faut donc procéder par étapes pour calculer un premier jeu de paramètres, puis basculer dans le mode en ligne précédemment décrit.

- ✗ Toutes les lignes de M_0 sont remplies avec les premières mesures en remplaçant les estimations du bruit $\varepsilon(k)$ par zéro.
- ✗ En appliquant la transformation orthogonale de Householder sur la matrice M_0 , et en utilisant uniquement la partie inversible de L_0 , nous estimons les paramètres a_i et b_i à l'instant $k=1$, comme le décrit l'équation (11).
- ✗ Connaissant les paramètres a_i , b_i , nous estimons $\varepsilon(k)$ par l'équation (4). A l'instant suivant, nous ajoutons $\varepsilon(k)$ aux mesures. Les paramètres a_i , b_i , et c_1 sont alors estimés en calculant la solution (11).
- ✗ Nous reprenons l'étapes précédente, jusqu'à l'obtention de tous les paramètres c_i : la phase d'initialisation est alors terminée.

Dans le cas d'une variation des paramètres au cours du temps, il est intéressant d'introduire un facteur d'oubli, qui permet une adaptation plus rapide des estimations grâce à l'oubli par pondération des mesures lointaines.

Le principe consiste à multiplier l'erreur d'équation par le facteur d'oubli $0 < \lambda < 1$ à chaque itération. Le critère J devient alors à l'instant N :

$$\min_{\theta} J_N = \min_{\theta} \sum_{k=1}^N (\varepsilon(k))^2 \cdot (\lambda^2)^{N-k} \quad (19)$$

Cette opération est réalisée à chaque itération, avant la factorisation orthogonale, en multipliant L_k , v_k et δ_k (10) par le facteur d'oubli λ . Notons que le facteur d'oubli λ est généralement choisi proche de 1 ($0.98 < \lambda < 1$).

la variance des paramètres est alors calculée comme suit :

$$\begin{aligned} E\{(\theta - \hat{\theta}) \cdot (\theta - \hat{\theta})^T\} &= \text{Var}(\hat{\theta}) \\ &= \frac{\delta^2}{k-p} \cdot \frac{\text{diag}(L^T L)^{-1}}{\lambda^2} \end{aligned} \quad (20)$$

Excitation persistante

La pauvreté de l'excitation conduit à un mauvais conditionnement du problème, c'est à dire que la matrice d'observation X , définie en (5), n'est pas suffisamment riche pour permettre de déterminer une solution unique au problème (c'est typiquement le cas d'un système comprenant plus d'inconnues que d'équations) [Walter 94].

Dans le cadre de l'algorithme par factorisation orthogonale, le conditionnement du problème est donné par le conditionnement de la matrice $L^T L$.

Soit le conditionnement $\xi(L^T L)$ défini comme suit :

$$\xi(L^T L) = \|L^T L\| \cdot \|(L^T L)^+\| = \xi^2(L) \quad (21)$$

car

$$\|L^T L\| = \|L L^T\| = \|L\|^2$$

où $(L^T L)^+$ est la pseudo inverse de $L^T L$.

Le conditionnement de $L^T L$ croît quand la complexité du système augmente, ou si la richesse des entrées diminue [Laporte 84].

Dans le cas d'une excitation non persistante, l'utilisation d'un facteur d'oubli accélère la dégradation du conditionnement du problème du fait de la multiplication de L par $\lambda < 1$. Le conditionnement devient de plus en plus mauvais (il augmente), et les paramètres divergent.

Pour palier à ce problème, l'hypothèse *d'une excitation du système suffisamment riche pour garder un problème bien conditionné* est couramment posée. Dans un cadre de diagnostic, cette hypothèse forte est souvent gênante, car le but est de déterminer l'évolution des paramètres d'un procédé en cours de production. Il est par conséquent très délicat d'introduire des variations de consignes pour enrichir les entrées, et ainsi risquer une diminution de la qualité de la production.

Nous nous proposons d'exploiter deux idées, que nous ne détaillerons pas dans ce rapport :

- Le blocage de l'estimateur pendant les phases non excitées ; dans ce cas, il faut déterminer un indicateur d'excitation des entrées (qui pourrait être le conditionnement). La décision de blocage ou de déblocage de l'estimateur n'est pas simple car l'excitation naturelle du système par les commandes est en règle générale connue, mais l'apparition d'un défaut doit à tout moment pouvoir être détectée, en particulier par l'excitation que le défaut amène sur le système. Il est alors impératif de conserver les mesures des signaux à tout moment pour pouvoir déclencher une estimation dans le cas d'une suspicion de défaut.

- La gestion du facteur d'oubli en fonction du conditionnement ; si le conditionnement se dégrade, il faut faire tendre le facteur d'oubli vers 1, ce qui signifie qu'il n'y a plus d'oubli exponentiel, les paramètres sont alors perturbés uniquement par la présence de bruits sur les mesures. Dès que l'excitation redevient importante, l'idée est de diminuer le facteur d'oubli (augmenter l'oubli exponentiel) pour adapter l'estimateur aux nouvelles données.

Répercussion de défauts sur l'estimation paramétrique

Trois cas différents peuvent être mis en évidence :

⇒ Le changement de structure

Dans ce cas le système subit une transformation grave causée par un défaut. L'utilisation d'algorithmes d'identification de structure en ligne [Laporte 84], [Duong 91] vont permettre la détection de tels défauts. Mais là encore les problèmes de conditionnement et d'excitation jouent un rôle important. Dans le cas d'un système non excité, l'algorithme réduit l'ordre du modèle jusqu'à l'estimation du gain statique, bien qu'il n'y ait pas eu de changement de structure. En revanche, nous pouvons imaginer qu'un défaut, comme par exemple l'occlusion d'une conduite, peut entraîner un réel changement de structure. Dans ce cas, si l'algorithme n'est pas adapté en structure, il risque d'estimer des paramètres complètement erronés, et la fiabilité de la méthode n'est plus garantie.

⇒ Le changement des caractéristiques d'une fonction de transfert

Certain défauts peuvent conduire à un changement du gain statique ou des constantes de temps d'une fonction de transfert. C'est ce type de défaut qui est typiquement considéré lors de l'utilisation de méthode fondées sur l'estimation paramétrique. [Isermann 84] propose un retour aux paramètres physiques du système. D'autres approches s'orientent vers l'analyse des caractéristiques temporelles et fréquentielles des modèles estimés [Kitamura 85], [Han 95]. Une autre approche est fondée sur le lien entre un défaut et une variation des pôles [Benveniste 87], [Basseville 87] et [Turkey 89]. D'autres approches sont fondées plutôt sur la connaissance et l'analyse de signature [Sproesser 94].

Dans le cas de système complexe, pour lequel il est difficile de revenir à une représentation paramétrique liée à la physique, c'est cette dernière approche qui semble la plus intéressante. En particulier, la détection des défauts de ce type suppose un suivi des caractéristiques des fonctions de transfert des sous-systèmes du procédé. Une table reliant les défauts connus à leurs effets sur les caractéristiques des fonctions de transfert englobe la connaissance experte. La comparaison des diverses signatures de défauts contenues dans cette table aux symptômes générés par la variation des caractéristiques des fonctions de transfert permet la détection et la localisation de ces pannes. Cette comparaison peut être faite par des méthodes fondées sur la logique floue, la reconnaissance de formes ou de simples calculs de distances. Là encore le problème de l'excitation est fondamentale, une variation de constante de temps ne peut être détectée qu'après un changement de consigne qui donne suffisamment d'information pour estimer la nouvelle dynamique du système. En revanche nous pouvons noter qu'un changement de gain statique, entraîne une perturbation des sorties, il est

donc quelques fois possible de réactualiser les paramètres sans ajouter une excitation supplémentaire sur les entrées du système.

⇒ Les biais de capteurs ou d'actionneurs

Dans ce cas, il faut déterminer si un biais sur l'une des entrées ou l'une des sorties perturbe l'estimation des paramètres. Pour étudier l'influence d'un biais actionneur ou capteur, sur le vecteur paramètre estimé, reprenons l'algorithme MCE par factorisation orthogonale.

Soit la matrice M_{k-1} une matrice dont le bloc carré supérieur de dimension $(p+1, p+1)$ est triangulaire supérieure et dont la dernière ligne $(p+2)$ est nulle, le vecteur d'observation $Ob_k = [x_k \ y(k)]$ sans biais, et le vecteur ob_k contenant le biais sur une des entrées ou l'une des sorties.

La matrice M'_k représente la matrice M_{k-1} dont la dernière ligne est remplacée par $Ob_k + ob_k$.

Il existe une matrice Q telle que $Q^T = Q^{-1}$ et $Q \cdot M'_k = M_k$ triangulaire supérieur.

Alors $Q M'_k = Q(M_{k-1} + Ob_k) + Qob_k = M_k$

Mais la matrice $Q(M_{k-1} + Ob_k)$ est différente de la matrice $Q'(M_{k-1} + Ob_k)$ telle que $Q'(M_{k-1} + Ob_k)$ soit triangulaire supérieure.

En fait lors de l'apparition d'un biais, les éléments de la matrice M_k sont modifiés comme le représente la Figure 2.

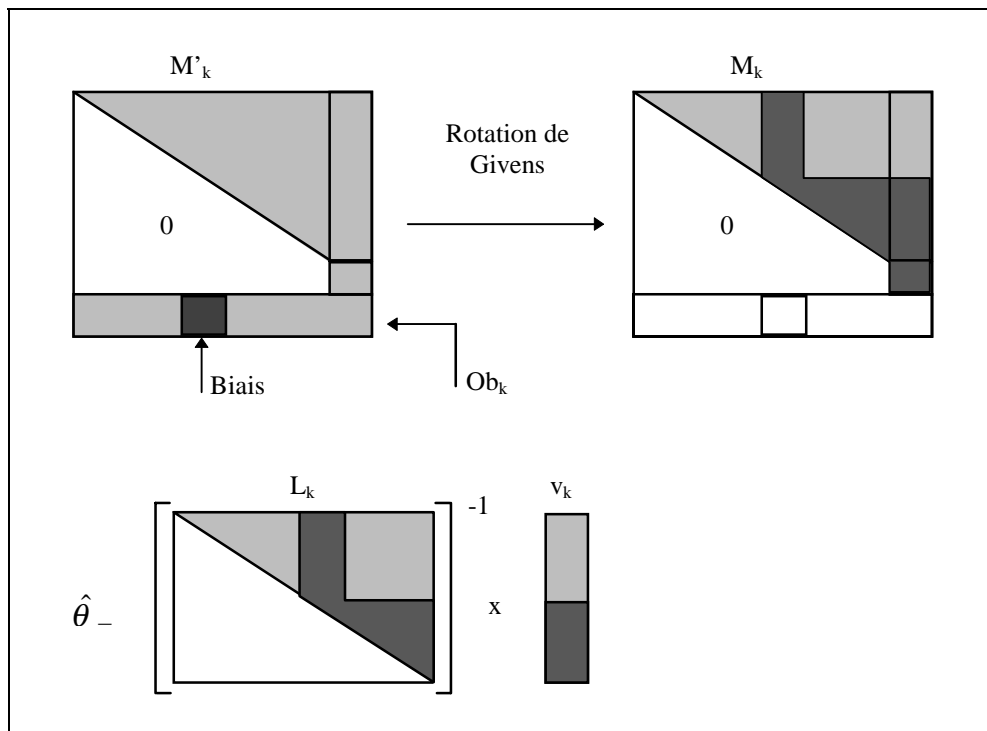


Figure 2: Propagation d'un biais par rotation de Givens

Pour un biais capteur, c'est $y(k)$ qui est affecté donc toutes les colonnes et les lignes de la matrice M_k sont affectées. Dans le cas d'un défaut de type actionneur (sur les signaux d'entrées), les colonnes correspondant aux mesures de l'entrée sont perturbées, puis l'erreur est diffusée sur toutes les lignes vers le bas des sous matrices L_k et v_k . Lors du calcul des paramètres, l'inversion de L_k diffuse à nouveau l'erreur et tous les paramètres seront perturbés.

Nous pouvons illustrer ces trois catégories de défaut sur le procédé simple présenté sur la Figure 3.

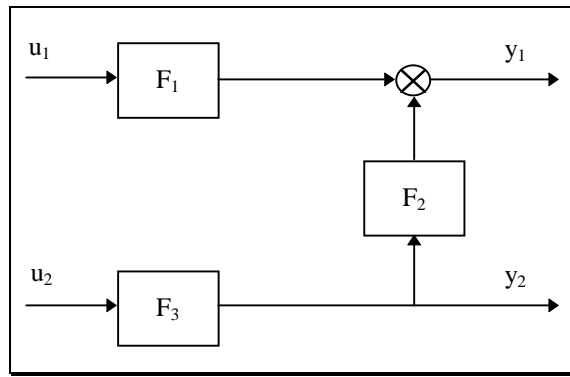


Figure 3: Système multivariable

L'estimation des fonctions de transfert F_1 à F_3 est faite sous la forme suivante :

$$y_1 = F_1 u_1 + F_2 y_2 \quad (22)$$

$$y_2 = F_3 u_2 . \quad (23)$$

Reprenons les trois types de défauts cités précédemment :

- ⇒ Un défaut de structure comme une rupture de canalisation entre y_2 et y_1 se caractériserait par un transfert F_2 équivalent à un gain statique nul.
- ⇒ Un changement de caractéristique d'une fonction de transfert pourrait être une obturation partielle de la conduite liant y_1 à y_2 d'où un changement de constante de temps pour le transfert F_2 .
- ⇒ Un biais sur le capteur y_1 entraînerait une perturbation des paramètres de F_1 et F_2 .

Méthode de diagnostic

L'objectif du diagnostic de défaut est de détecter si un défaut affecte le système, est d'en déterminer la cause. Nous divisons la tâche de diagnostic en trois étapes :

- La détection qui consiste à déterminer si un événement anormal est survenu sur le système et à quel moment précis.*
- L'isolation du défaut qui a pour objectif de localiser le défaut et ainsi définir quel élément du système est en défaut.*
- L'identification du défaut qui cette fois permet de quantifier la forme et l'ampleur du défaut.*

Pour pouvoir franchir ces différentes étapes un système de diagnostic utilise des informations nommées symptômes. Ces symptômes sont la plus par du temps issue de la comparaisons entre les connaissances que l'on a du système en fonctionnement normal et les observations que l'on peut faire au moment courant, c'est la génération de résidus de diagnostic. C'est en suit l'analyse de ces résidus qui conduit à la détection, l'isolation et l'identification des défauts.

Nous aborderons dans ce chapitre, dans un premier paragraphe, la génération de table de signature par la redondance de fonction transfert prises comme relation de parités. Nous définissons ensuite la méthode de génération des résidus. L'analyse, et le liens être les résidus et les signatures des défauts fera l'objet des deux paragraphes suivants. Enfin nous exposons une méthode d'isolation de défauts fondée sur la logique floue et une méthode d'isolation fondée sur le principe de classification par calcul de distance.

Génération de redondance paramétrique, table de signature

La génération de redondance paramétrique a pour but d'augmenter le nombre de modèles estimés en découplant les entrées.

Soit le système multivariable suivant :

$$y_1 = F_1 u_1 + F_2 u_2 \quad (24)$$

$$y_2 = F_3 u_1 + F_4 u_2 \quad (25)$$

Ces équations sont vue comme deux équations de parité, dans lesquelles interviennent les variables y_1, u_1, u_2 pour l'équation (24) et y_2, u_1, u_2 pour l'équation (25). Une perturbation par un biais d'une des variables entraîne une modification des paramètres estimés pour le modèle contenant cette variable.

Représentons dans une table de signature ou *matrice de diagnostic* $D(n,h)$ (Tableau 2), les liens possibles entre les défauts de type biais de capteur ou d'actionneur et les fonctions de transfert dont l'estimation serait perturbée. En notant Es_1 le vecteur des paramètres estimés pour le modèle (24) et Es_2 pour (25), nous représentons par un '1', la perturbation des estimations du le vecteur Es_h causée par un défaut ; et par '0' les estimations non affectées. Les signatures de défauts représentent respectivement les défauts sur $u_1, u_2, y_1, et y_2$ et forment les lignes de D . Chaque signature de défaut est un vecteur à composantes binaires noté \underline{S}_{gn} , n variant de 1 à 4. Les colonnes de la matrice de diagnostic sont liées aux modèles.

Tableau 2

Biais sur	D	Es_1	Es_2
u_1	\underline{S}_{g1}	1	1
u_2	\underline{S}_{g2}	1	1
y_1	\underline{S}_{g3}	1	0
y_2	\underline{S}_{g4}	0	1

Nous constatons que les signatures \underline{S}_{g1} et \underline{S}_{g2} sont identiques. Il est donc impossible de dissocier un biais d'actionneur u_1 d'un biais d'actionneur u_2 . Pour palier à ce problème il est intéressant de générer d'autres équations qui permettront de différencier les signatures.

Une équation supplémentaire peut alors être utilisée en remplaçant u_2 de l'équation (24) par son expression tirée de (25) ; $u_2 = (F_4)^{-1} y_2 - F_3 (F_4)^{-1} u_1$:

$$y_1 = F_5 u_1 + F_6 y_2 \quad (26)$$

Cette nouvelle équation de parité [Gertler 97] permet d'étendre la table de signature.

Nous estimons alors un nouveau vecteur de paramètres Es_3 associé à l'équation (26). La table de signatures est alors transformée de la manière suivante :

Tableau 3

Biais sur	D	Es ₁	Es ₂	Es ₃
u_1	\underline{S}_{g1}	1	1	1
u_2	\underline{S}_{g2}	1	1	0
y_1	\underline{S}_{g3}	1	0	1
y_2	\underline{S}_{g4}	0	1	1

Nous avons cette fois la possibilité de dissocier un biais d'actionneur u_1 d'un biais d'actionneur u_2 .

L'exploitation de cette table de signatures permettra de déterminer s'il y a un défaut de type biais de capteur sur y_1 , un biais d'actionneur sur u_1 , un biais de capteur sur y_2 , ou un biais d'actionneur sur u_2 .

D'autres méthodes de diagnostic sont bien adaptées à la détection de défaut de capteur, nous citons par exemple les techniques fondées sur l'estimation d'état par observateurs montés en structure DOS. Les principaux défauts de ces méthodes apparaissent dans le cas d'une inadéquation des modèles et du procédé, qui provoque des dérives de tous les résidus ainsi générés.

Génération des résidus pour le diagnostic, une approche bi-modèle

Le but est de générer des variables sensibles à la variation des paramètres : nous appelons ces variables des résidus. Une estimation en ligne des paramètres avec un estimateur à horizon long permet de suivre les variations lentes des paramètres du procédé, considérées comme normales dans notre cas.

Ces variations lentes sont dues à une évolution à long terme du système, et dans ce cas une dérive lente des paramètres n'est pas synonyme de défaut. En revanche, un second estimateur à horizon court permet de suivre les évolutions plus rapides que nous considérerons dans notre cas, comme des symptômes de défauts [Kumamaru 85] et [Nowakowski 89] [Basseville 88]. Nous estimons les paramètres à horizon long par un algorithme MCE récursif avec un facteur d'oubli égal à 1, alors que les paramètres à horizon court sont estimés par un algorithme MCE récursif avec facteur d'oubli plus petit (0.99).

Les résidus pour le diagnostic, sont alors calculés pour chaque paramètre par la différence entre les estimations sur horizon long et les estimations sur horizon court.

Pour un modèle h nous estimons le vecteur ES_h^l pour l'horizons long, et le vecteur ES_h^c pour l'horizons court (27) :

$$\begin{aligned} ES_h^l &= \left[\Theta_1^h \quad \dots \quad \Theta_{p^h}^h \right] \\ ES_h^c &= \left[\theta_1^h \quad \dots \quad \theta_{p^h}^h \right] \end{aligned} \tag{27}$$

p^h représente le nombre de paramètres du modèle h.

Pour des raisons de clarté des formules, nous éliminons l'indice h qui fait référence au modèle utilisé pour l'estimation des vecteurs de paramètres.

Les résidus sont noté r_j avec j variant de 1 à p :

$$r_j = \Theta_j - \theta_j . \tag{28}$$

Les Θ_j et θ_j sont deux variables aléatoires, r_j est donc elle aussi une variable aléatoire. Nous définissons ici les caractéristiques statistiques des différentes variables, μ correspondant à la valeur moyenne ou moment de 1^{er} ordre, et σ représentant l'écart type, soit la racine carré de la variance (ou moment du second ordre). Sous l'hypothèse que Θ_j et θ_j suivent une loi de distribution normale.

$$E\{\Theta_j\} = \mu_{\Theta_j} \quad (29)$$

$$E\{(\Theta_j - \mu_{\Theta_j})^2\} = \sigma_{\Theta_j}^2$$

$$E\{\theta_j\} = \mu_{\theta_j}$$

$$E\{(\theta_j - \mu_{\theta_j})^2\} = \sigma_{\theta_j}^2$$

L'espérance du résidus est alors calculé comme suit :

$$E\{r_j\} = \mu_{r_j} = \mu_{\Theta_j} - \mu_{\theta_j} \quad (30)$$

Donc dans l'hypothèse de bon fonctionnement, la moyenne du résidus est nulle car les estimateurs utilisés sont non biaisés. Le résidus est donc une variable aléatoire centrée sur la vraie valeur du paramètre, si aucun défaut n'est apparu sur le système.

Le calcul de l'écart type diffère selon les hypothèses. Si les paramètres sont linéairement indépendants :

$$E\{(r_j - \mu_{r_j})^2\} = \sigma_{r_j}^2 = \sigma_{\Theta_j}^2 + \sigma_{\theta_j}^2 \quad (31)$$

En revanche dans le cas d'une corrélation entre Θ_j et θ_j :

$$E\{(r_j - \mu_{r_j})^2\} = \sigma_{r_j}^2 = \sigma_{\Theta_j}^2 + \sigma_{\theta_j}^2 + 2 \cdot E\{\Theta_j^* \cdot \theta_j^*\} \quad (32)$$

$$\sigma_{r_j}^2 \leq (\sigma_{\Theta_j} + \sigma_{\theta_j})^2$$

Θ_j^* et θ_j^* sont les variables Θ_j et θ_j centrées

Si aucun défaut n'est apparu sur le système, alors les estimations des paramètres par les deux estimateurs (long et court) sont centrées sur la même valeur, d'où μ_{r_j} est égale à zéro pour le cas idéal.

Si un défaut perturbe les estimateurs, du fait de la lente convergence de l'estimateur à horizon long et de l'adaptation rapide de l'estimateur à horizon court, alors μ_{r_j} est différent de 0. Il est donc possible de détecter une variation de paramètre par un test de saut de moyenne du résidu réduit r_j . Plusieurs méthodes statistiques peuvent alors être employées : citons par exemple, le test de la somme cumulée CUSUM, ou test de Page Hinkley, ou GLR [Basseville 88]. Mais l'emploi de ces méthodes sous-entend un certain nombre d'hypothèses quant à la nature aléatoire du résidus.

L'utilisation des tests statistiques, nous permet de générer une variable binaire qui reflète le dépassement ou non, d'un seuil par le résidu. Le seuil est fixé en fonction du taux de manque à la détection, ou du taux de fausse alarme souhaité. Cette technique a pour défaut la perte totale de l'information qui caractérise la grandeur du saut de moyenne. Cette notion de grandeur de la variation de la propriété statistique testée est importante, elle est appelée la **franchise** du résidu [Theilliol 97].

Une technique permettant de conserver l'information franchise consiste à fuzzifier le résidu [Montmain 91]. Connaissant l'écart type du résidu, nous pouvons facilement définir les fonctions d'appartenance, qui permettent de rendre l'information sous une forme de termes linguistiques.

Fuzzification des résidus

Dans le cadre de défauts de type biais de capteur ou d'actionneur, c'est une variation globale des paramètres qui nous intéresse. Sous l'hypothèse que le sens de variation des paramètres n'est pas une information pertinente, nous prenons le résidu en valeur absolue. Définissons alors deux sous ensembles flous dans l'univers des valeurs que peut prendre la valeur absolue du résidu (\mathfrak{R}^+) :

- Z est le symbole associé au sous ensemble flou ZERO,
- et P est le symbole associé au sous ensemble flou POSITIF.

Représentons sur la Figure 4, en fonction de la distribution de la valeur absolue du résidu, une fonction trapèze qui permettent d'approcher la courbe de Gauss.

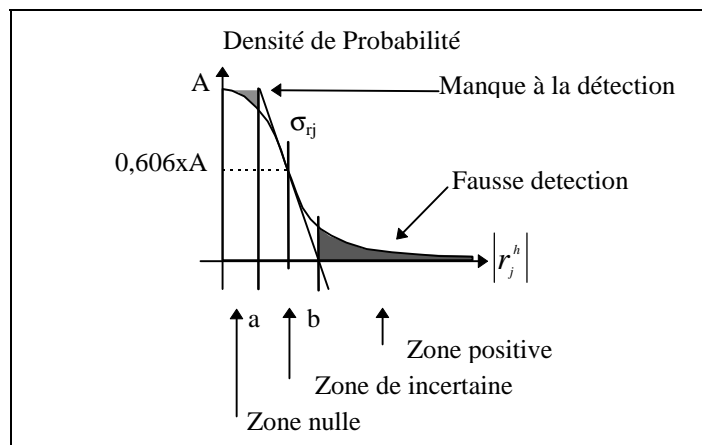


Figure 4: Approximation d'une gaussienne

D'une manière qualitative, nous pouvons dire, que si le résidus est inférieur à a, il n'y a que très peu de chance que la moyenne soit différente de 0, en revanche si le résidus est supérieur à b il y a de forte chance que la moyenne ait changé.

Calculons les valeurs de a et de b :

Le résidu réduit suit une loi normale centrée, sa valeur absolue suit la loi sur l'intervalle 0 à l'infini définie par l'éq. (33), dans l'hypothèse de bon fonctionnement.

$$P(|r_j|) = A \cdot e^{-\frac{|r_j|^2}{2\sigma_{rj}^2}} \quad (33)$$

$$\text{avec } A = \frac{2}{\sigma_{rj} \sqrt{2 \cdot \pi}} = P(|r_j|)_0$$

Comme nous ne nous intéressons qu'à la forme de la courbe de Gauss, en divisant par A nous effectuons un changement d'axe et la fonction P/A n'est plus une probabilité.

Pour avoir une approximation de la forme de la courbe de Gauss par un trapèze, nous cherchons la

penne et la valeur de $\frac{P(|r_j|)}{A}$ pour $r_j = \sigma_{rj}$ qui est en fait le point d'inflexion pour lequel $P''(|\sigma_{rj}|) = 0$.

$$\frac{P'(|\sigma_{rj}|)_1}{A} = -0.606 \cdot \frac{1}{\sigma_{rj}} \quad \text{et} \quad \frac{P(|\sigma_{rj}|)_1}{A} = 0.606 \quad (34)$$

La fonction d'appartenance $\mu_Z \rightarrow [0,1]$ de l'ensemble flou Z associé à la sémantique ZERO est alors définie comme la fonction trapèze qui passe par les points (a;1), (b;0) avec une pente en $(\sigma_{rj}; 0.606)$, de $-0.606/\sigma_{rj}$ (Figure 5).

Le calcul de a et b conduit à : $a = 0.349 \sigma_{rj}$

$$b = 2 \sigma_{rj}$$

Les fonctions d'appartenance pour les sous ensembles P et Z sont alors définies par :

$$\mu_p(|r_j|) = \min \left(1, \max \left(0, \frac{|r_j| - a \cdot \sigma_{rj}^2}{b \cdot \sigma_{rj}^2 - a \cdot \sigma_{rj}^2} \right) \right) \quad (35)$$

$$\mu_z(|r_j|) = 1 - \mu_p(|r_j|)$$

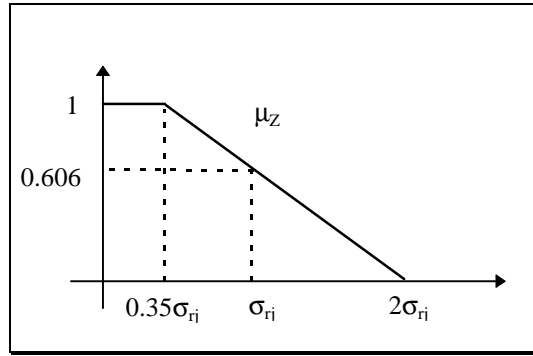


Figure 5: Fonction d'appartenance μ_Z

Mais dans notre cas nous n'avons pas une connaissance exacte de σ_{rj} qui dépend de la corrélation entre Θ_j et θ_j comme nous l'avons démontré dans les éq. (32)(33). De plus l'hypothèse que le résidu suit une loi normale, repose sur l'hypothèse que les estimations soient des variables aléatoires suivant elles aussi des lois normales.

Pour éviter toutes ces hypothèses, nous allons définir les fonctions d'appartenances en élargissant la frontière floue entre l'ensemble des POSITIF et l'ensemble des ZERO comme l'indique la Figure 6.

La linguistique POSITIF prend son sens de telle sorte que l'ensemble flou P soit le complément de l'ensemble Z, pour former une partition floue forte normalisée.

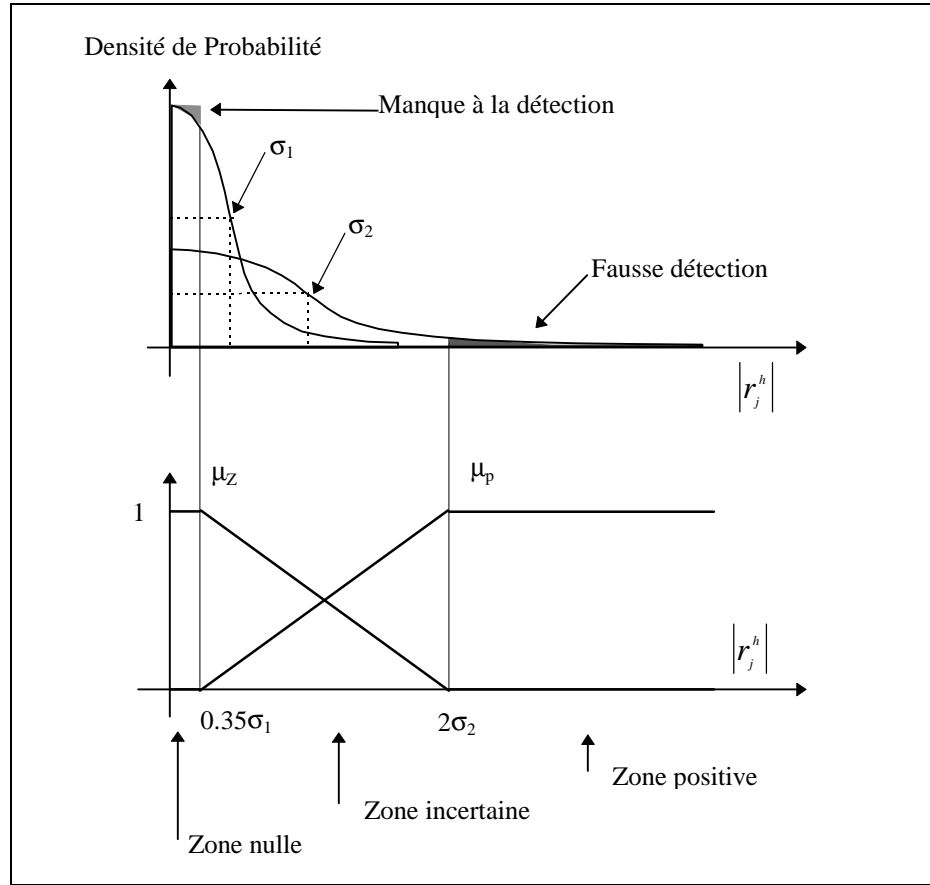


Figure 6: Fonction d'appartenance μ_Z

La fuzzification permet de déterminer $\mu_p(|r_j|)$, ayant une valeur variant de 0 à 1 selon le degré d'appartenance du résidus à l'ensemble P. Les fonctions d'appartenances sont alors définies par l'éq. (36) :

$$\mu_p(|r_j|) = \min\left(1, \max\left(0, \frac{|r_j| - a \cdot \sigma_1^2}{b \cdot \sigma_2^2 - a \cdot \sigma_1^2}\right)\right) \quad (36)$$

$$\mu_Z(|r_j|) = 1 - \mu_p(|r_j|)$$

$$\sigma_1^2 = \sigma_{\Theta_j}^2 + \sigma_{\theta_j}^2 \text{ pour } \Theta_j \text{ et } \theta_j \text{ non corrélés}$$

$$\sigma_2^2 \leq (\sigma_{\Theta_j} + \sigma_{\theta_j})^2 \text{ pour } \Theta_j \text{ et } \theta_j \text{ corrélés}$$

Les valeurs $a=0.349$ σ_{ij} $b=2$ σ_{ij} sont indicatives, a et b sont des paramètres qu'il est possible de régler selon la sensibilité désirée.

Agrégation de symptômes

Nous avons vu que pour la détection de défauts de type biais de capteur ou d'actionneur, l'information pertinente est une dérive globale de l'ensemble des paramètres des vecteurs Es_h^c par rapport à Es_h^l . Notons de plus que chaque vecteur de paramètres Es_h^c ne contient pas forcément le même nombre d'estimés.

Il faut donc calculer, pour chaque vecteur Es_h^c , un degré de variation de ses paramètres par rapport à Es_h^l déduit du fait que les résidus sont positif ou non.

Soit r_j^h la valeur du résidu j du modèle h , $r_j^h \in \mathfrak{R}_+$, l'appartenance des r_j^h à l'ensemble flou P est représenté par $\mu_p(r_j^h)$.

Nous définissons la variable symptôme qui représente l'état des estimations des paramètres du modèle h .

Cette variable prend sa valeur dans l'univers $\mathfrak{R}_+^{p^h}$

$$s_h = \left[r_1^h \quad \dots \quad r_{p^h}^h \right] \quad \text{avec } s_h \in \mathfrak{R}_+^{p^h} \quad (37)$$

La variable symptôme est donc définie dans l'univers de discours défini par le produit cartésien des univers de discours des résidus.

Nous définissons donc deux sous ensemble flous de cet univers:

Global Perturbé (GP)

Non Perturbé (NP).

L'appartenance de s_h aux sous ensemble GP et NP est calculé par une techniques d'agrégation.

Plusieurs techniques d'agrégations existent [Yager 94]. Une agrégation par un ET (T-norme) est une agrégation peu sensible car si au moins un des résidu n'est pas positif alors le résultat de l'agrégation sera nul. L'agrégation par un OU (T-conorme) est trop sensible car si au moins un des résidus est positif, le résultat de l'agrégation sera égal à 1. Compte tenu de l'influence du bruit sur l'estimateur, ceci ne nous paraît pas un bon choix pour notre problème. En revanche d'autre opérateurs d'agrégation

donnent des résultats intermédiaires ; notamment, l'opérateur d'agrégation OWA (ordered weighted averaging) permettant, par un vecteur de pondération, le choix d'une palette de résultats balayant les solutions données par l'agrégation ET et l'agrégation OU (Figure 7).

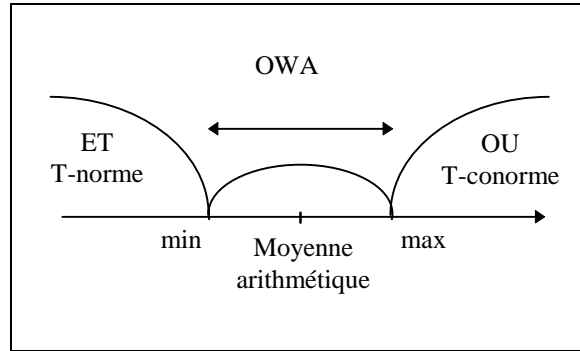


Figure 7: Choix de l'opérateur d'agrégation

Nous choisissons une agrégation par moyenne arithmétique (38) qui semble pour notre cas un bon compromis :

$$\mu_{GP}(s_h) = \frac{1}{p^h} \sum_{j=1}^{p^h} \mu_p(r_j^h) \tag{38}$$

en rappelant :

- h l'indice correspondant aux vecteurs de paramètres Es_h^c et Es_h^l ,
- p^h représentant le nombre de paramètres des vecteurs Es_h^c et Es_h^l ,
- $\mu_{GP}(s_h)$ est une valeur comprise entre 0 et 1.

Nous représentons (Figure 8) pour le cas de deux résidus r_1^h et r_2^h , la fonction d'appartenance du sous ensemble GP sur l'univers $\mathfrak{R}_+ \times \mathfrak{R}_+$, calculé par une agrégation de type moyenne arithmétique.

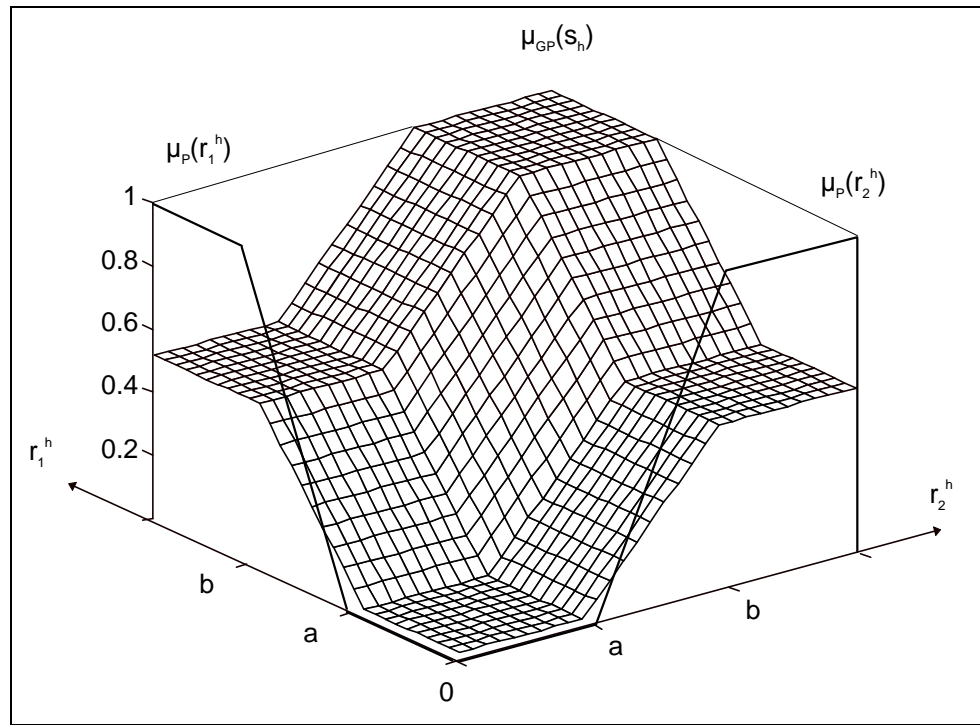


Figure 8: Fonction d'appartenance de l'ensemble GP.

L'ensemble des symptômes constitue le vecteur symptôme S_p , défini sur le produit cartésien des univers de discours des symptômes s_h soit $\mathfrak{R}_+^{\sum_{h=1}^H p^h}$. Ce vecteur pourra alors être comparé aux signatures de défauts \underline{S}_{gn} de la Tableau 3.

$$S_p = [s_1 \dots s_H] \quad (39)$$

Prise de décision

Logique floue (agrégation floue)

Nous définissons n sous ensembles floue F_n correspondant à chaque défaut possible sur le système.

Ces n sous ensembles partitionnent l'univers $\mathfrak{R}_+^{\sum_{h=1}^H p^h}$. Nous recherchons l'appartenance à l'ensemble F_n du point de l'espace désigné par le vecteur symptôme S_p .

Alors

- $\mu_{F_n}(Sp) = 0$ pas de défaut F_n
- $0 < \mu_{F_n}(Sp) < 1$ suspicion du défaut F_n
- $\mu_{F_n}(Sp) = 1$ défaut F_n

La table de signature (Tableau 3) est alors interprétée comme l'indique le Tableau 4.

Tableau 4

Biais sur	D	s ₁	s ₂	s ₃
u ₁	<u>S_{g1}</u>	GP	GP	GP
u ₂	<u>S_{g2}</u>	GP	GP	NP
y ₁	<u>S_{g3}</u>	GP	NP	GP
y ₂	<u>S_{g4}</u>	NP	GP	GP

Nous calculons l'appartenance de Sp au défaut F_n en utilisant la signature S_{g_n} . Prenons par exemple le défaut u_2 , la règle qui permet le calcul de $\mu_{F_2}(Sp)$ est la suivante

SI s₁ est GP

ET s₂ est GP

ET s₃ est NP

ALORS le défaut est F_2

En utilisant l'opérateur min pour transcrire la T-norme ET, la règle est calculée par la formule :

$$\mu_{F_2}(Sp) = \min \{ \mu_{GP}(s_1), \mu_{GP}(s_2), \mu_{NP}(s_3) \} \quad (40)$$

Le valeur d'appartenance aux différents défauts sont donc calculés par une agrégation, cette fois en utilisant un opérateur min.

Nous représentons la fonction d'appartenance du sous ensemble F_1 (Figure 9) pour le cas d'un vecteur symptôme Sp à de deux composantes s₁ et s₂ en supposant les fonctions d'appartenances μ_{GP} et

μ_{NP} de forme trapézoïdales pour pouvoir représenter le résultat en 3D sur l'univers $\mathfrak{R}_+ \times \mathfrak{R}_+$, dans le cas d'une signature $S_{g_1} = [GP \ NP]$. La fonction μ_{F_1} est calculé par une agrégation avec l'opérateur min.

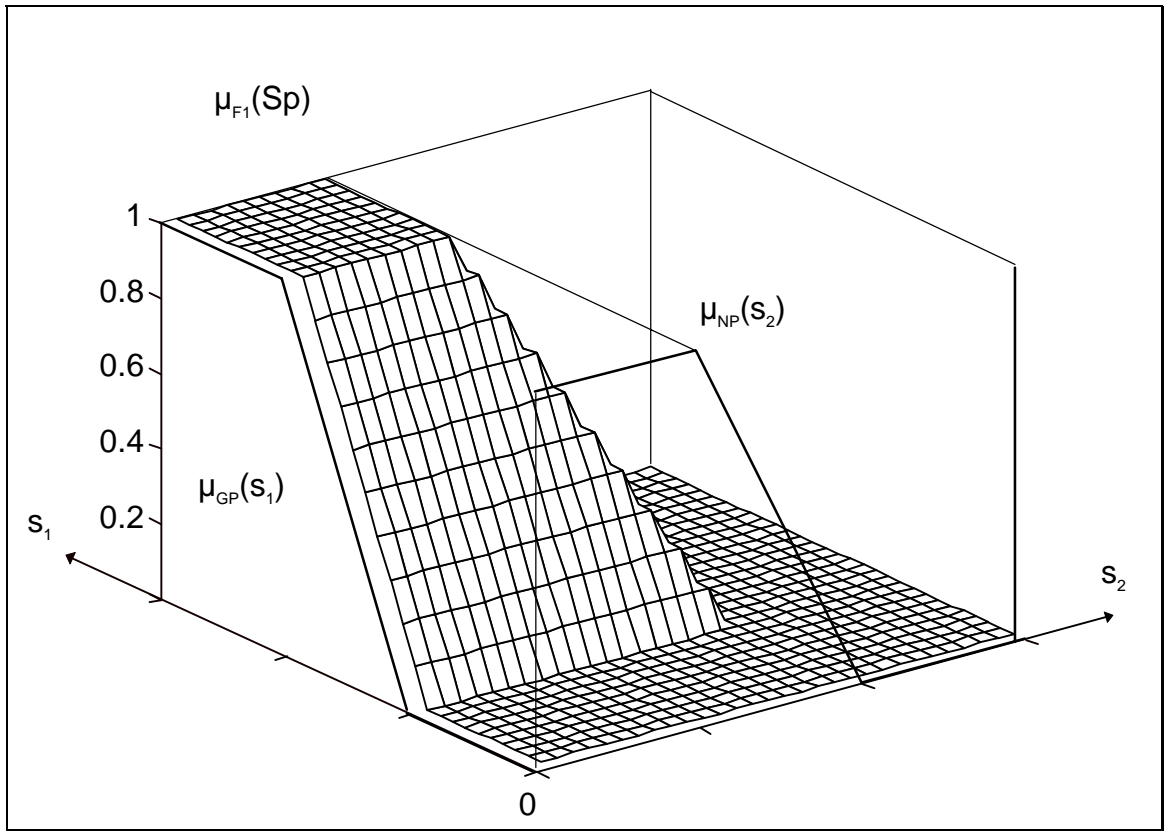


Figure 9: Fonction d'appartenance du sous ensemble F_1 (cas 3D)

Classification (calcul de distance)

Nous utilisons ici le vecteur des perturbation U composé des valeurs d'appartenance des symptômes s_h au sous ensemble GP:

$$U = [\mu_{GP}(s_1), \dots, \mu_{GP}(s_H)] \tag{41}$$

Nous cherchons la fonction d'isolation notée $F_E(U, \underline{S}_{gn})$, qui représente le degré de ressemblance de U à la signature \underline{S}_{gn} du défaut n :

$$F_E(U, \underline{S}_{gn}) = 0 \quad \text{pas de défaut } n$$

$F_E(U, \underline{S}_{gn}) \in]0,1[$ suspicion de défaut n

$F_E(U, \underline{S}_{gn}) = 1$ défaut n certain

Notre but est de mesurer la similarité de deux vecteurs, le vecteur de signature \underline{S}_{gn} , et le vecteur des perturbation U [Yager 94].

Cette mesure peut être déterminée par le calcul d'une distance (Figure 10).

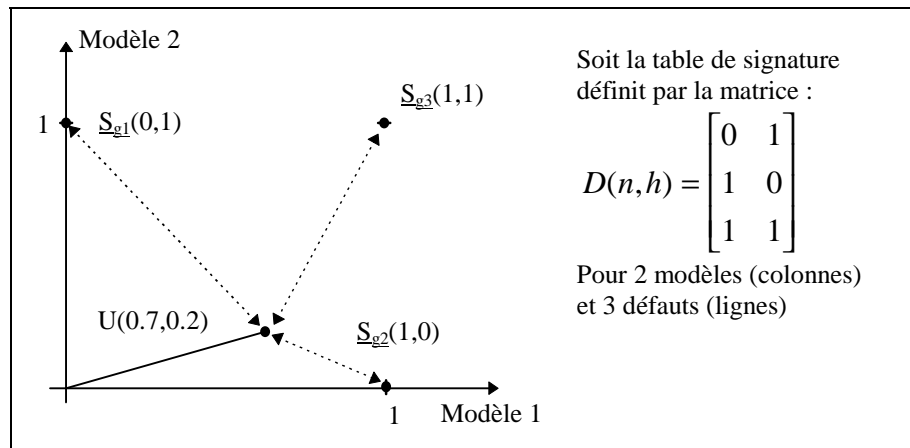


Figure 10: Détection par mesure de distance

Dans un cadre général, nous pouvons considérer un hyper espace \mathfrak{S} de dimension H (H égale aux nombres de modèles), contenant les vecteurs de coordonnées \underline{S}_{gn} et le vecteur perturbation U .

La relation F_E est définie pour deux vecteurs A et B ayant pour coordonnées $[a_1 \dots a_H]$ et $[b_1 \dots b_H]$ dans l'hyper espace \mathfrak{S} comme le décrit l'équation (42):

$$F_E(A, B) = 1 - \omega \left(\sum_{h=1}^H |a_h - b_h|^q \right)^{\frac{1}{q}} \tag{42}$$

avec ω une constante permettant d'assurer que $F_E(A, B)$ est dans l'intervalle $[0,1]$ et $q > 0$.

Si $q=2$, la relation F_E est fondée sur la distance euclidienne, mais il faudrait fixer ω comme l'inverse de la plus grande distance possible mesurable dans l'hyper espace \mathfrak{S} .

Si $q=1$, F_E est le complément de la distance de Hamming relative ; pour garantir F_E borné entre 0 et 1, il suffit de prendre ω comme la dimension de l'espace \mathfrak{S} , ce qui revient à prendre ω égal à H^1 .

Nous utilisons pour plus de simplicité, le calcul de la distance de Hamming relative pour générer une fonction d'isolation $F_E(U, \underline{S}_{gn})$ [Theilliol 95].

En rappelant que la matrice de diagnostic $D(n,h)$ est formée par les vecteurs de signatures des défauts \underline{S}_{gn} (lignes), l'équation (43) permet le calcul de la distance de Hamming entre U et chacune des signatures de défaut :

$$\Delta(U, \underline{S}_{gn}) = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H |\mu_{GP}(s_h) - D(n,h)| \quad (43)$$

La fonction d'isolation $F_E(U, \underline{S}_{gn})$ est donnée par la ressemblance entre la signature et le vecteur des perturbation U définie par l'équation suivante:

$$F_E(U, \underline{S}_{gn}) = 1 - \Delta(U, \underline{S}_{gn}) \quad (44)$$

Une fonction d'isolation sensible au défaut considéré

Dans le cas d'un défaut donné, alors seuls les s_h correspondant à un 1 dans la signature du défaut, doivent être détecté Global Perturbé et les autres symptôme doivent obligatoirement rester Non Perturbé. Mais dans le cas de deux défauts simultanés, le vecteur U sera composé par la superposition de l'effet des deux défauts, ce qui revient à faire un OU logique entre les deux signatures de défaut. Dans cette situation, le calcul de distance tel que nous l'avons défini ne peut être appliqué que si nous définissons une nouvelle signature qui serait la somme des signatures des défauts simultanés.

Dans le cas d'un système complexe, avec un grand nombre de défauts possibles, il est laborieux de chercher toutes les combinaisons de défauts susceptibles d'apparaître simultanément, et d'en dresser la table.

Pour palier à ce problème, l'idée est de calculer la distance entre U et \underline{S}_{gn} dans un sous-espace \mathfrak{S}' sensible au défaut n et insensible aux autres défauts, en éliminant de l'espace \mathfrak{S} les dimensions sur lesquelles le défaut n n'a pas d'influence, c'est à dire les dimensions pour lesquelles les coordonnées du vecteur de signature \underline{S}_{gn} sont nulles.

La distance de Hamming définie en (43) est modifiée pour le cas de défauts simultanés, et pour une plus grande sensibilité:

$$\Delta_M(U, \underline{S}_{gn}) = \frac{1}{W_n} \sum_{h=1}^H \{ |\mu_{GP}(s_h) - D(n,h)| \cdot D(n,h) \} \quad (45)$$

où W_n est le nombre d'éléments de $D(n,h) \neq 0$

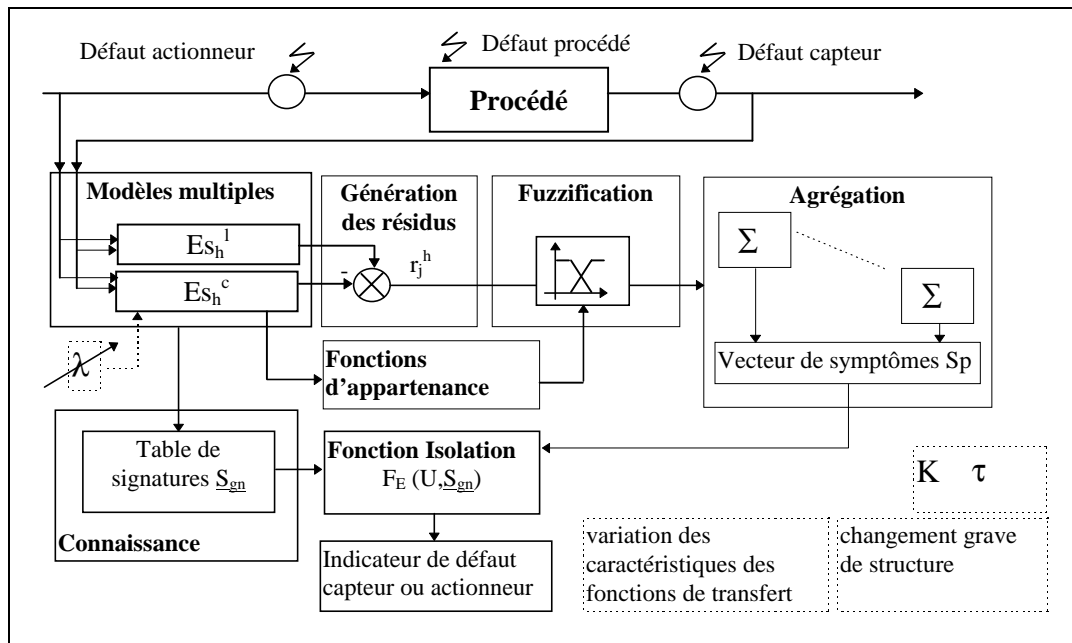
La fonction d'isolation $F_E(U, \underline{S}_{gn})$ (44) est alors calculé de la manière suivante:

$$F_E(U, \underline{S}_{gn}) = 1 - \frac{1}{W_n} \sum_{h=1}^H \{ |\mu_{GP}(s_h) - D(n,h)| \cdot D(n,h) \} \quad (46)$$

Architecture du système de diagnostic

Le diagnostic est réalisé en cinq étapes :

- Estimation des paramètres par multiple modèle et génération des signatures de défaut
- Génération des résidus de diagnostic
- Fuzzification des résidus
- Agrégations des résidus et composition du vecteur symptôme
- Analyse par classification du vecteur symptôme par rapport aux signatures de défauts



Application au système enrouleur de bande

Elaboration des modèles du système enrouleur de bande

Le système est composé de trois moteurs (M_1 , M_2 , M_3) ; M_2 entraîne la bande à une vitesse Ω_2 , les moteurs M_1 et M_3 permettent l'enroulement et le déroulement de la bande à des vitesses respectives de Ω_1 et Ω_3 non mesurées.

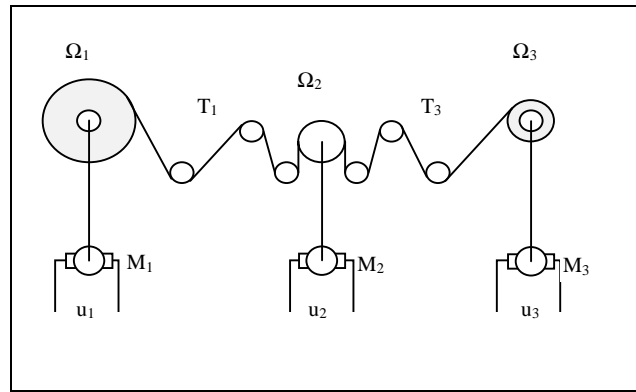


Figure 11: Système Enrouleur de Bande

Les commandes en tension, u_1 , u_2 et u_3 permettent le réglage des vitesses de rotation des moteurs. Les grandeurs à réguler sont les tensions de bande T_1 et T_3 mesurées par des capteurs de traction, ainsi que la vitesse de défilement de la bande mesurée par Ω_2 .

Le système peut être modélisé sous la représentation d'état discrète suivante, donnée par les relations liant les différentes variables [Hittinger 96] :

$$T_1(k) = a_{T1} \cdot T_1(k-1) + b_{T1v2} \cdot \Omega_2(k-1) + b_{T1v1} \cdot \Omega_1(k-1) \quad (47)$$

$$\Omega_2(k) = a_{v2} \cdot \Omega_2(k-1) + b_{v2T1} \cdot T_1(k-1) + b_{v2T3} \cdot T_3(k-1) + b_{v2u2} \cdot u_2(k-1) \quad (48)$$

$$T_3(k) = a_{T3} \cdot T_3(k-1) + b_{T3v2} \cdot \Omega_2(k-1) + b_{T3v3} \cdot \Omega_3(k-1) \quad (49)$$

$$\Omega_3(k) = a_{v3} \cdot \Omega_3(k-1) + b_{v3T3} \cdot T_3(k-1) + b_{v3u3} \cdot u_3(k-1) \quad (50)$$

$$\Omega_1(k) = a_{v1} \cdot \Omega_1(k-1) + b_{v1T1} \cdot T_1(k-1) + b_{v1u1} \cdot u_1(k-1) \quad (51)$$

Ce sont ces équations qui serviront de base pour déterminer la structure des différents modèles à estimer.

Nous nous plaçons dans le cas où les paramètres a_{ij} et b_{ij} sont a priori inconnus. Les mesures de Ω_1 et Ω_3 étant inaccessibles, en passant par une représentation sous forme de fonctions de transfert nous injectons l'équation (51) dans (47) et (50) dans (49), ce qui permet d'obtenir un nouveau modèle multi variable décrit comme suit :

$$A_1(q^{-1}).T_1(k)=B_{12}(q^{-1}).\Omega_2(k-d_{12})+B_{1u1}(q^{-1}).u_1(k-d_{1u1}) \quad (52)$$

$$A_2(q^{-1}).\Omega_2(k)=B_{21}(q^{-1}).T_1(k-d_{21})+B_{23}(q^{-1}).T_3(k-d_{23})+ B_{2u2}(q^{-1}).u_2(k-d_{2u2}) \quad (53)$$

$$A_3(q^{-1}).T_3(k)=B_{32}(q^{-1}).\Omega_2(k-d_{32})+B_{3u3}(q^{-1}).u_3(k-d_{3u3}) \quad (54)$$

avec

$$A_1(q^{-1})=1-a_{11}.q^{-1}- a_{12}.q^{-2}$$

$$A_2(q^{-1})=1-a_{21}.q^{-1}$$

$$A_3(q^{-1})=1-a_{31}.q^{-1}- a_{32}.q^{-2}$$

$$B_{12}(q^{-1})=b_{120}-b_{121}.q^{-1} \quad \text{et } d_{12} = 1$$

$$B_{1u1}(q^{-1})=b_{1u10} \quad \text{et } d_{1u1}=2$$

$$B_{21}(q^{-1})=b_{210} \quad \text{et } d_{21} = 1$$

$$B_{23}(q^{-1})=b_{230} \quad \text{et } d_{23} = 1$$

$$B_{2u2}(q^{-1})=b_{2u20} \quad \text{et } d_{2u2}=1$$

$$B_{32}(q^{-1})=b_{320}-b_{321}.q^{-1} \quad \text{et } d_{32} = 1$$

$$B_{3u3}(q^{-1})=b_{3u30} \quad \text{et } d_{3u3}=2$$

L'estimation des paramètres sur une campagne de mesures nous a permis de remarquer que les gains statiques des fonctions de transfert liant Ω_2 à T_1 et T_3 sont négligeables. Les vecteurs de paramètres Es_1 , Es_2 , Es_3 seront estimés sous la forme des modèles suivants :

$$A_1(q^{-1}).T_1(k)=B_{12}(q^{-1}).\Omega_2(k-d_{12})+B_{1u1}(q^{-1}).u_1(k-d_{1u1}) \quad (55)$$

$$A_2(q^{-1}).\Omega_2(k)= B_{2u2}(q^{-1}).u_2(k-d_{2u2}) \quad (56)$$

$$A_3(q^{-1}).T_3(k)=B_{32}(q^{-1}).\Omega_2(k-d_{32})+B_{3u3}(q^{-1}).u_3(k-d_{3u3}) \quad (57)$$

Génération de redondance paramétrique

A l'instant d'apparition d'un défaut de type biais de capteur ou d'actionneur, les paramètres sont perturbés. Seuls les modèles découplés de la mesure ou de la commande en défaut pourront être estimés sans perturbation des paramètres.

Nous représentons dans une table de signatures $D(n,h)$ (Tableau 5), par un '1', les estimateurs perturbés par un défaut sur les mesures ou les commandes, et par '0' les estimateurs non affectés. Les signatures représentent respectivement les défauts sur T_1 , Ω_2 , T_3 , u_1 , u_2 , et u_3 . Chaque signature de défaut est un vecteur à composantes binaires noté \underline{S}_{gn} , n variant de 1 à 6 (Tableau 5).

Tableau 5

Biais sur	D	Es1	Es2	Es3
T_1	\underline{S}_{g1}	1	0	0
Ω_2	\underline{S}_{g2}	1	1	1
T_3	\underline{S}_{g3}	0	0	1
u_1	\underline{S}_{g4}	1	0	0
u_2	\underline{S}_{g5}	0	1	0
u_3	\underline{S}_{g6}	0	0	1

Nous remarquons que les signatures \underline{S}_{g1} et \underline{S}_{g4} sont identiques, de même pour \underline{S}_{g3} et \underline{S}_{g6} il est donc impossible de dissocier un défaut sur T_1 , d'un défaut sur u_1 , de même pour T_3 , et u_3 . Ce problème est dû à une forte corrélation entre les mesures et les commandes.

Nous remarquons de plus que la signature du défaut sur Ω_2 , contient toutes les autres signatures, ce qui pose problème dans le cas d'une localisation de défauts simultanés.

Une table de signatures de défaut comme le Tableau 5, peut être étendue par d'autres fonctions de transfert. Cette extension a pour but de séparer les signatures trop proches en ajoutant de nouveaux symptômes. Pour cela nous injectons l'équation (56) dans (55) afin d'obtenir un modèle liant T_1 à u_1 et u_2 : de cette façon, nous avons un découplage entre T_1 et Ω_2 . Les paramètres ainsi estimés ne seront

pas sensibles aux perturbations de Ω_2 . Nous faisons de même pour (57) avec (56). Nous obtenons les modèles qui permettront d'estimer les vecteurs de paramètres Es4 et Es5.

$$A_{11}(q^{-1}).T_1(k)=B_{11u2}(q^{-1}).u_2(k-d_{11u2})+ B_{11u1}(q^{-1}).u_1(k-d_{1u1}) \quad (58)$$

$$A_{33}(q^{-1}).T_3(k)=B_{33u2}(q^{-1}).u_2(k-d_{33u2})+ B_{33u3}(q^{-1}).u_3(k-d_{3u3}) \quad (59)$$

avec

$$A_{11}(q^{-1})=1-a_{111}.q^{-1}- a_{112}.q^{-2}- a_{113}.q^{-3}$$

$$A_{33}(q^{-1})=1-a_{331}.q^{-1}- a_{332}.q^{-2}- a_{333}.q^{-3}$$

$$B_{11u2}(q^{-1})=b_{11u20}-b_{11u21}.q^{-1} \text{ et } d_{11u2}=2$$

$$B_{11u1}(q^{-1})=b_{11u10}-b_{11u11}.q^{-1} \text{ et } d_{1u1}=2$$

$$B_{33u2}(q^{-1})=b_{33u20}-b_{33u21}.q^{-1} \text{ et } d_{33u2}=2$$

$$B_{33u3}(q^{-1})=b_{33u30}-b_{33u31}.q^{-1} \text{ et } d_{3u3}=2$$

La table de signatures, permet de construire la matrice de diagnostic D(n,h), où chaque ligne se réfère à un défaut, et chaque colonne à un modèle (Tableau 6).

Tableau 6

Biais sur	D	Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
T ₁	<u>S_{g1}</u>	1	0	0	1	0
Ω_2	<u>S_{g2}</u>	1	1	1	0	0
T ₃	<u>S_{g3}</u>	0	0	1	0	1
u ₁	<u>S_{g4}</u>	1	0	0	1	0
u ₂	<u>S_{g5}</u>	0	1	0	1	1
u ₃	<u>S_{g6}</u>	0	0	1	0	1

Nous ne pouvons résoudre le problème de similitude entre les signatures des défauts S_{g1}, S_{g4} et les défauts S_{g3} S_{g6}, en revanche, la signature S_{g2} ne contient plus les autres signatures.

Simulation

L'application de la méthode précédemment décrite est faite sur un simulateur du procédé enrouleur de bande. Les entrées u_1 , u_2 et u_3 sont sous forme d'échelons, déclenchés respectivement aux instants 50, 100 et 150 (avec une période d'échantillonnage de 0.1s) . Nous avons fixé un rapport signal sur bruit de 31dB ($10 \text{ Log}_{10}(P_s / P_b)$) où P_s et P_b sont les puissances moyennes du signal ou du bruit).

Le défaut est simulé comme un biais du capteur Ω_2 de 10 % du régime établi, à l'instant 250 (Figure 12).

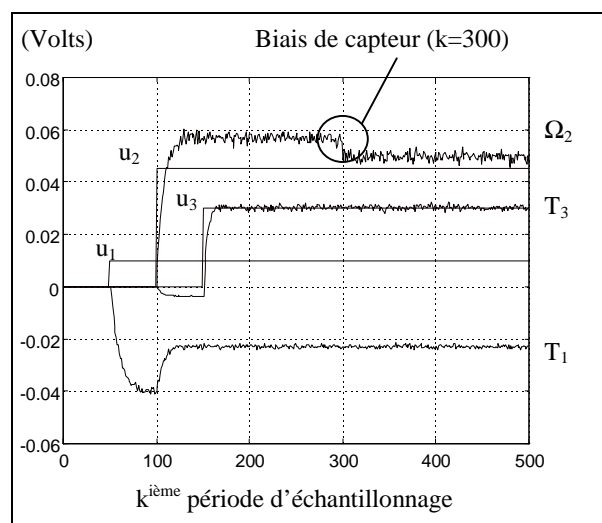


Figure 12: Signaux de commandes et de mesures en variation autour du point de fonctionnement.

Nous présentons sur les figures suivantes l'évolution des paramètres estimés sur un horizon court en fonction du temps. Les paramètres c_i ne sont pas représentés compte tenu de leur grande sensibilité au bruit, et de leur convergence plus lente. La décision est faite uniquement au regard des paramètres a_i et b_i . De plus, les paramètres a_{113} et b_{33u21} se sont révélés très proches de 0, ils ne sont donc pas pris en compte dans les vecteurs de paramètres Es_4 et Es_5 .

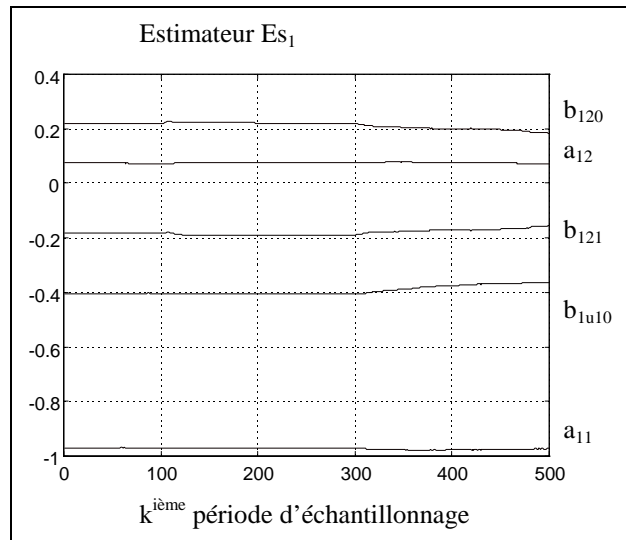


Figure 13: Evolution des paramètres du vecteur Es1 en fonction de k.

Nous représentons sur la Figure 13, l'évolution des paramètres Es₁. Notons une variation nette de b_{1u10} (avec un léger retard k=305) alors que b₁₂₀ et b₁₂₁ sont perturbés dès l'apparition du défaut (301). Les variations du paramètre a₁₁ sont reportées Figure 14. La variance du paramètre est à 0.5.10⁻⁴ autour du point k=300.

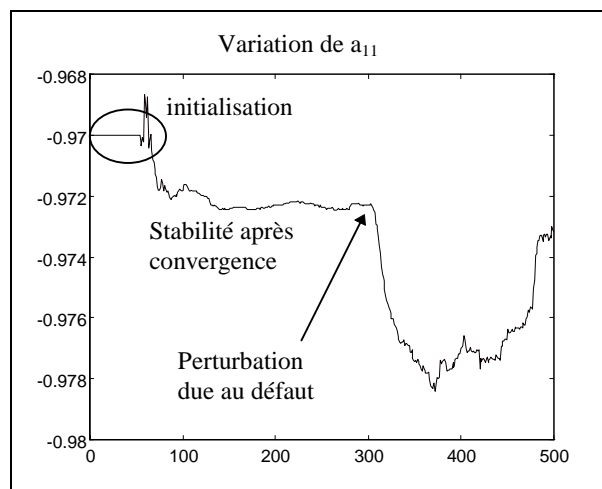


Figure 14: Evolution du paramètre a11 de Es1 en fonction de k.

La Figure 15 fait apparaître les paramètres estimés par Es₄. L'estimateur est dans ce cas non perturbé par le défaut affectant Ω_2 , comme prévu par la Tableau 6.

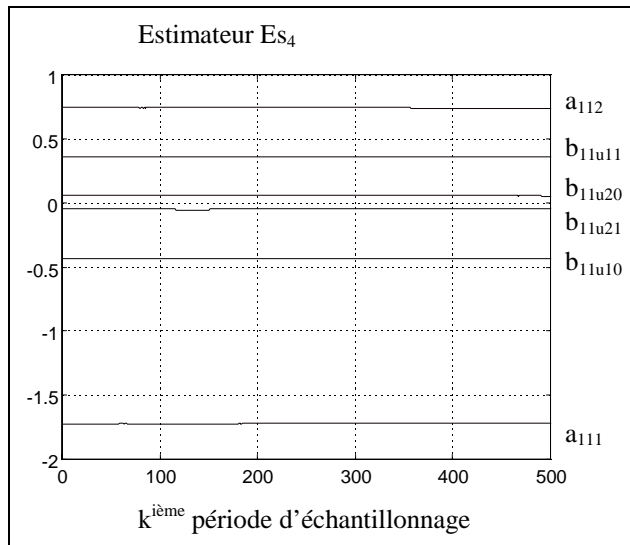


Figure 15: Evolution des paramètres de Es4 en fonction de k.

Les Figure 16 et Figure 17 font apparaître l'évolution des indicateurs de défauts $F_E(U, S_{gn})$ en fonction de k.

La Figure 16 représente une décision élaborée en fonction des vecteurs d'estimation Es_1 à Es_3 (Tableau 5). Dans ce cas, notons l'impossibilité de localiser le défaut car après $k=300$, les indicateurs signalent un défaut sur T_1 , Ω_2 , u_1 et u_2 .

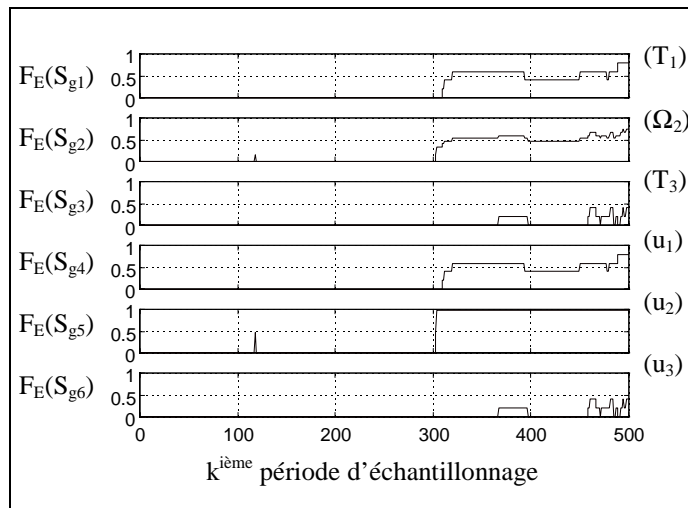


Figure 16: Evolution des indicateurs de défaut en fonction de k, (Tableau 5)

La Figure 17 représente la décision fondée sur l'ensemble des estimateurs, et tient compte ainsi de la redondance paramétrique qui a permis de générer le Tableau 6. La localisation est correcte, l'indicateur $F_E(S_{g2})$ correspondant au défaut de type biais sur Ω_2 est supérieur à 0 dès l'instant 303 (3 périodes d'échantillonnage de retard), et est toujours supérieur aux autres indicateurs.

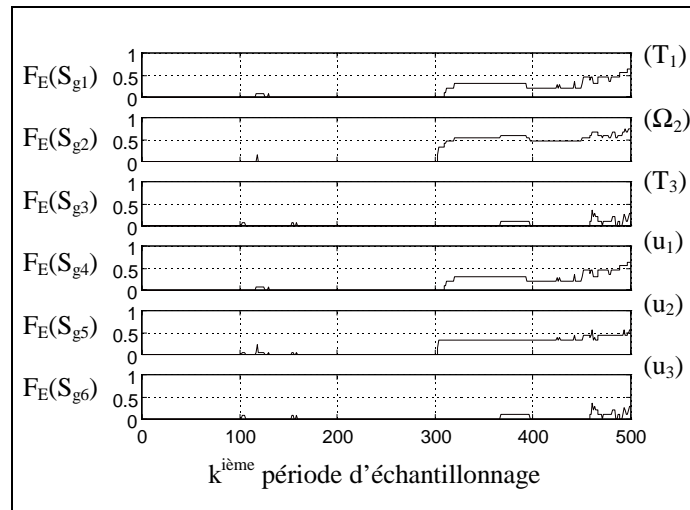


Figure 17: Evolution des indicateurs de défaut en fonction de k, (Tableau 6)

Conclusion

Nous avons donné dans ce rapport une méthode de détection et d'isolation des défauts de type biais de capteur ou d'actionneur. L'utilisation de la redondance paramétrique a permis d'élaborer une décision plus efficace. Cependant nous avons mis en évidence les limites de la redondance des fonctions de transferts dues à la structure du procédé.

Les perspectives sont :

- la gestion de la dérive des paramètres due aux bruits dans le cas d'une excitation non persistant
- la détection des défauts affectant la structure et les caractéristique des fonction de transferts,
- l'introduction de paramètres supplémentaires permettant une estimation directe d'un changement de moyenne dans l'erreur d'estimation
- implanter cette méthode sur le procédé réel.

Références

- [Alcorta Gracia 97] Alcorta Gracia E., Frank P.M. : "Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis : a survey", *Control Eng. Practice*, Vol. 5, No. 5, pp. 663-670, 1997.
- [Alcorta-Garcia 96] Alcorta-Garcia E., Frank P.M., "On the relationship between observer and parameter identification based approaches to fault detection", *IFAC 13th Triennial World Congress*, San Francisco USA, 1996.
- [Barraud 88] Barraud A., Roche-Zamboni I. : "Identification multivariable en ligne : Une approche paramétrique et structurale simultanée", *APII*, Vol. 22, No. 2, pp. 177-199, 1988.
- [Basseville 87] Basseville M., Benveniste A., Moustakides G., Rougée A., "Detection and diagnosis of changes in the eigenstructure of nonstationary multivariable systems", *Automatica*, Vol. 23, No. 4, pp. 479-489, 1987.
- [Basseville 88] Basseville M., "Detecting changes in signals and systems - A survey ", *Automatica*, Vol. 24, No. 3, pp. 309-239, 1988.
- [Benveniste 87] Benveniste A., Basseville M., Moustakides G., "The asymptotic local approach to change detection and model validation ", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. AC-32, No. 7, pp. 583-592, Jul., 1987.
- [Bokor 89] Bokor J., Gaspar P., Tanyi M., Edelmayer A., "Change detection in signals and systems: experiences using the multiple model and the generalized likelihood ratio approaches", *IFAC Symposium on Advanced Information Processing in Automatic Control (AIPAC)*, Nancy France, Vol. 2, pp. 13-18, 1989.
- [Dasgupta 88] Dasgupta S., Anderson B.D.O., Kaye R.J., "Identification of physical parameters in structured systems", *Automatica*, Vol. 24, No. 2, pp.217-225, 1988.
- [Deibert 92] Deibert R., Isermann R., "Examples for fault detection in closed loops", *IFAC Artificial Intelligence in Real-Time Control*, Delft Netherlands, pp. 235-239, 1992.
- [Delmaire 95] Delmaire G., Cassar J.P., Staroswiecki M., "Comparison of generalized least square identification and parity space techniques for FDI purpose in S.I.S.O. systems", *Proceedings of 3rd European Control Conference*, Rome Italy, pp. 2011-2016, Sep., 1995.
- [Duong 91] Duong H.N., Landau I.D., "Structural multivariable estimation ", *IEEE Proceedings of 30th Conference on decision and control*, pp. 765-766, Brighton, UK, Dec., 1991.

- [Evsukoff 97] Evsukoff A., Montmain J., Gentil S., "Dynamic model and causal knowledge-based fault detection and isolation ", IFAC Symposium on Fault detection, supervision and safety for technical processes, SAFEPROCESS'97, Vol. 2, pp. 699-704, Kingston Upon Hull, UK, Aug. 26-28, 1997.
- [Frank 90] Frank P.M., "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - A survey and some new results", *Automatica*, Vol. 26, No. 3, pp. 459-474, 1990.
- [Fuente 96] Fuente M.J., Vega P., Zarrop M., Poch M., "Fault detection in real wastewater plant using parameter-estimation techniques", *Control Eng. Practice*, Vol. 4, No. 8, pp. 1089-1098, 1996.
- [Geiger 82] Geiger G., "Monitoring of an electrical driven pump using continuous-time parameter estimation methodes", *IFAC Identification and System Parameter Estimation*, Washington D.C. USA, Vol. 1, pp. 603-608, 1982.
- [Gertler 88] Gertler J.J., "Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants", *IEEE Control Systems Magazine*, Vol.8, pp. 3-11, 1988.
- [Gertler 97] Gertler J. : "Fault detection and isolation using parity relations", *Control Eng. Practice*, Vol. 5, No. 5, pp. 653-661, 1997.
- [Gharieb 93] Gharieb W., Nagib G., Binder Z., "Fault diagnosis in dynamic systems using qualitative parameter identification", *TOOLDIAG'93 International Conference on Fault Diagnosis*, Toulouse France, pp. 850-854, Apr. 5-7, 1993.
- [Gharieb 94] Gharieb W., "Commande multimodèle avec anticipation", Ph. D. Thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, May, 1994.
- [Golub 83] Golub G.H., Van Loan C.F., "Matrix computations ", Third Edition, The Johns Hopkins University Press, Baltimore and London, 1983.
- [Han 95] Han Z., Frank P.M., "Fault detection via characteristic parameter estimation ", *Proceeding of 3rd European Control Conference*, pp. 378-382, Rome, Italy, Sep., 1995.
- [Han 96] Han Z., Frank P.M., "Application of Estimation based FDI to an industrial actuator benchmark problem", *Proceedings of I.A.R. Annual Meeting*, Karlsruhe Allemagne, Nov. 21-22, 1996.
- [Hittinger 96] Hittinger J.-M. : "Identification, commande et diagnostic d'un système multivariable d'entraînement de bande", *Rapport de diplôme d'ingénieur CNAM note interne CRAN*, 1996.
- [Hofling 95] Hofling T., "Tracking of singel parameters based on adaptative paity equations for fault detection", *Proceedings of 3rd European Control Conference*, Rome Italy, pp. 1993-1998, Sep., 1995.
- [Hofling 96] Hofling T., Isermann R., "Fault detection based on adaptative parity equations and single-paramater tracking", *Control Eng. Practice*, Vol. 4, No. 10, pp. 1361-1369, 1996.

- [Isermann 84] Isermann R., "Process fault detection based on modeling and estimation methods - A survey", *Automatica*, Vol. 20, No. 4, pp. 387-404, 1984.
- [Isermann 89] Isermann R., "Process fault diagnosis based on process model knowledge ", IFAC Symposium on Advanced Information Processing in Automatic Control AIPAC, Vol. 1, pp. 20-33, Nancy, France, 1989.
- [Isermann 92] Isermann R., "Estimation of physical parameters for dynamic processes with application to industrial robot", *International Journal of Control*, Vol. 55, No. 6, pp. 1287-1298, 1992.
- [Isermann 93] Isermann R. : "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing - Tutorial paper", *Automatica*, Vol. 29, No. 4 , pp. 815-835, 1993.
- [Isermann 94] Isermann R., "Integration of fault detection and diagnosis methods", SAEPROCESS'94, Espoo Finland, Vol. 2, pp. 597-612, 1994.
- [Isermann 97a] Isermann R. : "Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods - An introduction", *Control Eng. Practice*, Vol. 5, No. 5, pp. 639-652, 1997.
- [Isermann 97b] Isermann R., Ballé P. : "Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes", *Control Eng. Practice*, Vol. 5, No. 5, pp. 709-719, 1997.
- [Kitamura 85] Kitamura M., Türkcan E., "Empirical modeling approach to fault detection and identification in nuclear power plant", IFAC Identification and System Parameter Estimation, Washington D.C. USA, Vol. 1, pp. 693-698, 1985.
- [Konrad 96] Konrad H., "Fault detection in milling, using parameter estimation and classification methods", *Control Eng. Practice*, Vol. 4, No. 11, pp. 1573-1578, 1996.
- [Kumamaru 82] Kumamaru K., Inoue K., Nishimura Y., Ono T., Kumamaru T., "A hierarchical diagnosis for failure detection of dynamical systems", IFAC Identification and System Parameter Estimation, Washington D.C. USA, Vol. 1, pp. 597-602, 1982.
- [Kumamaru 85] Kumamaru K., Sagara S., Yanagida H., Söderström T., "Fault detection of dynamical systems based on a recognition approach to model discrimination", IFAC Identification and System Parameter Estimation, Washington D.C. USA, Vol. 2, pp. 1625-1630, 1985.
- [Kumamaru 93] Kumamaru K., Inoue K., Nakahashi Y., Uchida M., Toyota Y., "Fault diagnosis of feed-water heating system in a thermal power plant by using sanq system identification method", TOOLDIAG'93 International Conference on Fault Diagnosis, Toulouse France, pp. 864-872, Apr. 5-7, 1993.
- [Landau 88] Landau I.D., "Identification et commande des systèmes", *Traité des Nouvelles Technologies série Automatique*, Hermes, Paris France, 1988.

- [Laporte 84] Laporte P., "Conception assistée par ordinateur en automatique, un logiciel d'identification ", THESE de L'Institut National Polytechnique de Grenoble, Automatique et Traitement du Signal, 1984.
- [Ljung 87] Ljung L. : "System identification : Theory for the user", Prentice-Hall information and system sciences series, Prentice Hall Englewood Cliffs, New Jersey, 1987.
- [Nagib 94] Nagib G., "Contribution a la commande qualitative et commande floue", Ph. D. Thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, Mar, 1994.
- [Nowakowski 89] Nowakowski S., Vaezi-Nejad H., Mourot G., "On line failure detection using Kullback's divergence", IFAC Symposium on Advanced Information Processing in Automatic Control (AIPAC), Nancy France, Vol. 2, pp. 48-52, 1989.
- [Patton 97] Patton R.J., Chen J. : "Observer-based fault detection and isolation : robustness and application", Control Eng. Practice, Vol. 5, No. 5, pp. 671-682, 1997.
- [Richalet 91] Richalet J., "Pratique de l'identification", Traité des Nouvelles Technologies série Automatique, Hermes, Paris France, 1991.
- [Sporoesser 94] Sporoesser T., Gissinger G.L., "Fault detection in loop systems using identification methods applied on an inverted pendulum", Diagnostic et sûreté de fonctionnement, Vol. 4, No. 1, pp. 109-121, 1994.
- [Theilliol 95] Theilliol D., Weber P., Ghetie M., Noura H. : "A hierarchical fault diagnosis method using a decision support system applied to a chemical plant", IEEE International Conference on Systems, Man, & Cybernetics, Oct 22, Vancouver - Canada, 1995.
- [Theilliol 97] Theilliol D., Sauter D., Vele Valdes L.G., "Integration of qualitative and quantitative methods for fault detection isolation ", IFAC Symposium on Fault detection, supervision and safety for technical processes, SAFEPROCESS'97, Vol. 2, pp. 687-692, Kingston Upon Hull, UK, Aug. 26-28, 1997.
- [Trigeassou 88] Trigeassou J.C., "Recherche de modèles expérimentaux assistée par ordinateur", Collection Informatique prépas-université, France, 1988.
- [Trigeassou 89] Trigeassou J.C., Coirault P., "Recursive identification and fault detection using partial time moments", IFAC Symposium on Advanced Information Processing in Automatic Control (AIPAC), Nancy France, Vol. 2, pp. 34-39, 1989.
- [Trigeassou 96] Trigeassou J.C., "Estimation paramétrique de modèles continus ", 14^{ieme} session de l'Ecole d'été d'Automatique de Grenoble, Surveillance des systèmes continus, Vol. 1, Grenoble, France, Sep. 2-6, 1996.

- [Turkey 89] Turkey A.A., "Simple fault detection algorithm via parameter estimation ", IFAC Symposium on Advanced Information Processing in Automatic Control AIPAC, Vol. 2, pp. 53-59, Nancy, France, 1989.
- [Uchida 93] Uchida M., Toyota Y., Nakamura H., Sagara S., Kumamaru K., Wada K., Murata J., Inoue K., "Quick fault diagnosis for nonlinear systems with simulator-based identification", TOOLDIAG'93 International Conference on Fault Diagnosis, Toulouse France, pp. 855-863, Apr. 5-7, 1993.
- [Upadhyaya 82] Upadhyaya B.R., Skorska M., "A modular approach for diagnostic analysis of dynamic systems using time series models", IFAC Identification and System Parameter Estimation, Washington D.C. USA, Vol. 1, pp. 591-596, 1982.
- [Walter 94] Walter E., Pronzato L., "Identification de modèles paramétriques à partir de données expérimentales ", Modélisation Analyse Simulation Commande, Masson, Paris, France, 1994.
- [Weber 97] Weber P., Gentil S., "Fault detection using parameter estimation applied to a winding machine ", IAR Annual Conference, Duisburg, Allemagne, Nov. 20-21, 1997.
- [Willsky 76] Willsky A. S., "A survey of design methods for failure detection in dynamic systems", Automatica, Vol. 12, pp. 601-611, 1976.
- [Yager 94] Yager R.R., Zadeh L.A., "Fuzzy sets, neural networks, and soft computation ", Van Nostrand Reinhold, New York, USA, 1994.
- [Young 81] Young P., "Parameter estimation for continuous-time models -A survey", Automatica, Vol. 17, No. 1, pp. 23-39, 1981.
- [Zwingelstein 95] Zwingelstein G., "Diagnostic des défaillances théorie et pratique pour les système industriel", Traité des Nouvelles Technologies Série Diagnostic et Maintenance, Hermes, Ch. 9, Jul., 1995.