



HAL
open science

Différentes méthodes de localisation de défauts basées sur les dernières composantes principales

Mohamed-Faouzi Harkat, Gilles Mourot, José Ragot

► **To cite this version:**

Mohamed-Faouzi Harkat, Gilles Mourot, José Ragot. Différentes méthodes de localisation de défauts basées sur les dernières composantes principales. Conférence Internationale Francophone d'Automatique, CIFA 2002, Jul 2002, Nantes, France. pp.CDROM. hal-00530190

HAL Id: hal-00530190

<https://hal.science/hal-00530190>

Submitted on 6 Apr 2014

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.

Différentes méthodes de localisation de défauts basées sur les dernières composantes principales

M. Faouzi HARKAT, Gilles MOUROT, José RAGOT

Centre de Recherche en Automatique de Nancy UMR 7039
2, Avenue de la Forêt de Haye
54516 Vandoeuvre-lès-Nancy Cedex France

mharkat, gmourot, jragot@ensem.inpl-nancy.fr
http://www.cran.uhp-nancy.fr

Résumé— Dans ce papier nous étudions deux approches de localisation de défauts, basée sur l'analyse en composantes principales (ACP). Un indice de détection calculé à partir des dernières composantes principales est utilisé pour la détection de défauts. Une fois le défaut détecté, le principe de reconstruction des variables est utilisé pour localiser la variable en défaut. Cependant cette technique de localisation présente certaines limitations (liées au degré de redondance). L'autre alternative de localisation est basée sur le calcul des contributions des variables à l'indice de détection. Cependant cette méthode est très sensible aux points de fonctionnement, car le calcul des contributions dépend directement des amplitudes des variables. On montre dans ce papier que cet méthode ne peut être utilisée pour la localisation. Un exemple d'illustration sera présenté.

Mots-clés— Diagnostic, Analyse en Composantes Principales, Détection de défauts de capteurs, Reconstruction, Calcul des contributions.

I. INTRODUCTION

Récemment, les méthodes de détection et de localisation de défauts reposant sur l'analyse en composantes principales (ACP) ont reçu une attention particulière et ont été largement utilisées pour la surveillance des processus industriels ([12], [11], [8], [6]). Le principe de cette approche est d'utiliser l'analyse en composantes principales pour modéliser le comportement du processus en fonctionnement normal et les défauts sont alors détectés en comparant le comportement observé et celui donné par le modèle [8]. La plupart des méthodes récentes utilisent l'erreur quadratique SPE et la statistique de Hotelling T^2 pour la détection de défauts sur les mesures ([1], [6], [14], [11], [2], [9]), mais le SPE est sensible aux erreurs de modélisation [3], et l'utilisation de la statistique T^2 n'est pas efficace car les conditions d'utilisation de cette statistique sont rarement vérifiées. Pour cette raison, un test basé sur les dernières composantes principales a été proposé [3]. Pour localiser la variable en défaut, plusieurs méthodes de localisation à base de l'analyse en composantes principales, ont été proposées ces dix dernières années. La méthode proposée par Dunia et al. [1] est basée sur le principe de reconstruction ; cette approche est facilement applicable dans le cas de défaut simple pour des variables ayant un degré de redondance au moins égal à 3. Kourti et al. [5], Wise et Gallagher [14], Miller et al. [7], Westerhuis [13] ainsi que beaucoup d'autres utilisent le calcul des contributions des variables à la statistique de détection (T^2 ou SPE). Elle peut être utilisée pour localiser des variables ayant un degré de redondance inférieur à 3. Cependant, cette approche est très

sensible aux points de fonctionnement (les amplitudes des variables). Gertler et al. [2] utilise une structuration particulière des résidus appelées ACP partielle. L'inconvénient majeur de cette approche est qu'il n'y a pas de méthode systématique permettant d'obtenir ce résultat. Dans ce papier nous allons comparer les deux approches de localisation (reconstruction et calcul des contributions), appliquées à notre indice de détection. Le papier est organisé comme suit. La section II présentera le principe de détection et de localisation de défaut à base de l'ACP. Un exemple d'illustrations de la méthode de détection et de localisation sera présenté dans la section III. Enfin nous concluons dans la dernière section.

II. DÉTECTION ET LOCALISATION DE DÉFAUTS PAR ACP

Considérons la matrice de données X avec n échantillons de mesure et m capteurs qui représente le fonctionnement normal du processus. Le modèle ACP est identifié par la détermination des ℓ premiers vecteurs propres de la matrice de corrélation Σ de la matrice X ([1], [3],[12]). Pour déterminer le nombre de composantes, ℓ , à retenir dans notre modèle, nous avons utilisé le critère proposé par Qin S. [10], qui est basé sur la minimisation de la variance de l'erreur de reconstruction. Il faut noter que ce critère de sélection du nombre de composantes est très intéressant pour des objectifs de diagnostic, du fait que toute variable non corrélée avec l'ensemble des autres variables ne sera pas représentée par le modèle ACP. La variance de l'erreur de reconstruction de la i ème composante de $x(k) = [x_1 \dots x_m]^T \in \mathfrak{R}^m$ est donnée par :

$$\rho_i = \text{var} \{ \xi_i^T (x(k) - x(k)^i) \} = \frac{\tilde{\xi}_i^T \Sigma \tilde{\xi}_i}{(\tilde{\xi}_i^T \tilde{\xi}_i)^2} \quad (1)$$

où Σ est la matrice de corrélations des données, ξ_i est la i ème colonne de la matrice identité et $\tilde{\xi} = (I - C) \xi$. $x(k)^i$ est le vecteur de mesure $x(k)$ dont la i ème composante a été reconstruite de la façon suivante :

$$x_i(k) = \frac{[c_{-i}^T \ 0 \ c_{+i}^T]}{1 - c_{ii}} x(k) \quad (2)$$

où $C = P_\ell P_\ell^T = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_m]$, $c_i^T = [c_{1i} \ c_{2i} \ \dots \ c_{mi}] = [c_{-i}^T \ c_{ii} \ c_{+i}^T]$, c_i est la i ème colonne de C et les indices

(+i) et (-i) désignent, respectivement, les vecteurs formés par les (i - 1) premiers et les (m - i) derniers éléments du vecteur c_i . Pour trouver le nombre de composantes principales ℓ , le critère à minimiser est donné par :

$$J(\ell) = \sum_{i=1}^m \frac{\rho_i}{\text{var} \{ \xi_i^T x_k \}} = \sum_{i=1}^m \frac{\rho_i}{\xi_i^T \Sigma \xi_i} \quad (3)$$

A. Détection

Dans l'approche de détection à base de l'ACP, deux statistiques, T^2 et SPE , sont utilisées pour la surveillance. A l'instant k nous avons :

$$T^2(k) = \sum_{i=1}^{\ell} \frac{t_i^2(k)}{\lambda_i} \quad (4)$$

$$SPE(k) = \sum_{j=1}^m (e_j(k))^2 \quad (5)$$

où $e_j(k)$ est le jème résidus qui est donné par :

$$e_j(k) = x_j(k) - \hat{x}_j(k) \quad (6)$$

où $x_j(k)$ est le jème élément du vecteur de mesures $x(k)$, t_i est la ième composante principale et λ_i est la ième valeur propre de la matrice de corrélation Σ , et elle représente la variance de t_i . m est le nombre de variables de départ, ℓ est le nombre de composantes, avec $\ell < m$, \hat{x} est l'estimation de x par le modèle ACP qui est donnée par :

$$\hat{x} = Cx \quad (7)$$

où $C = P_\ell P_\ell^T$, P_ℓ est la matrice formée par les ℓ premiers vecteurs propres de la matrice Σ . Le processus est considéré en fonctionnement anormal (présence d'un défaut) si au moins l'une des inégalités suivantes est vraie :

$$SPE > \delta_\alpha^2 \quad (8)$$

$$T^2 > \chi_\alpha^2(\ell) \quad (9)$$

où $\chi_\alpha^2(\ell)$ et δ_α^2 sont les seuils respectif du T^2 et du SPE [4]. Pour réduire les fausses alarmes, le filtre EWMA (exponentially weighted moving average) peut être appliqué aux résidus [1]. L'expression générale des résidus filtrés est donnée par :

$$\bar{e}(k) = (I - \beta) \bar{e}(k-1) + \beta e(k) \quad (10)$$

où $\beta = \gamma I$ ($0 < \gamma < 1$) est une matrice diagonale, dont les éléments diagonaux sont les facteurs d'oubli pour les résidus.

$$\overline{SPE}(k) = \|\bar{e}(k)\|^2 \quad (11)$$

Le seuil de détection pour le \overline{SPE} [1] est donné par :

$$\bar{\delta}_\alpha^2 = \frac{\gamma}{2-\gamma} \delta_\alpha^2 \quad (12)$$

L'utilisation de la statistique T^2 suppose une distribution normale multivariable des observations. Or, cette condition étant rarement vérifiée, l'utilisation du T^2 dans ce contexte engendre une perte d'efficacité de ce test. Harkat et al. [3] ont montré que le SPE est très sensible aux erreurs

de modélisation et ont proposé une nouvelle méthode de détection et de localisation de défaut qui utilise le test de la somme des carrés des dernières composantes principales. Dans le cas de cet indice de détection les dernières composantes filtrées sont données par l'équation suivante :

$$\bar{t}_i(k) = (1 - \gamma) \bar{t}_i(k-1) + \gamma t_i(k) \quad (13)$$

où $\bar{t}_i(k)$ est la jème composante principale filtrée à l'instant k . L'indice de détection basé sur les dernières composantes est défini par :

$$D_i(k) = \sum_{j=m}^{m-i+1} \bar{t}_j^2(k) \quad i = 1, 2, \dots, (m - \ell - 1) \quad (14)$$

Il faut noter que les seuils de détection, τ_i , $i = 1, 2, \dots, (m - \ell - 1)$ correspondant aux différents indices D_i , sont déterminés par apprentissage pendant la phase d'identification (en absence de défauts).

B. Localisation

Une fois qu'un défaut est détecté, il est nécessaire d'identifier les variables qui sont en cause (localisation de défaut). Pour réaliser cette tâche, deux méthodes sont présentées, la première utilise le principe de reconstruction [3] alors que la seconde consiste à calculer les contributions des variables à la statistique de détection.

B.1 Localisation par Reconstruction

La méthode est basée sur le principe de reconstruction [3], cette approche suppose que chaque capteur puisse être suspecté; la reconstruction du capteur supposé en défaut est effectuée en se basant sur le modèle déjà calculé et les mesures des autres capteurs (cf. équ. 2). L'analyse de l'indice de détection D_i permet de localiser la variable incriminée. La localisation est effectuée par comparaison de D_i avant et après reconstruction. L'indice $D_i^{(j)}$ (indice D_i calculé après reconstruction de la jème variable) qui se trouve en dessous du seuil de détection indique que la jème variable est en défaut.

B.2 Localisation par calcul des contributions

Le calcul des contributions est une approche de localisation des défauts qui est basée sur la quantification de la contribution de chaque variable à la statistique de détection. Nous allons nous intéresser plus particulièrement au calcul des contributions des variables aux composantes principales. Chaque composante principale s'exprime comme suit :

$$t_i = p_i^T x = \sum_{j=1}^m p_{ij} x_j \quad (15)$$

où p_i désigne le vecteur propre correspondant à la valeur propre λ_i . L'utilisation des composantes principales ne permet pas de résoudre le problème de localisation des variables mises en causes lorsque le processus est défaillant, car les nouvelles variables sont des combinaisons linéaires des variables initiales. Wise et Gallagher [14] proposent d'évaluer les contributions des variables à la statistique

T^2 . En utilisant l'équation (15), la contribution globale des variables initiales au composantes principales normalisées $\left(\frac{t_i}{\sigma_i}\right)^2$ s'exprime par :

$$cont_i = \frac{t_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^m p_{ij} x_j \quad (16)$$

où p_{ij} est la jème composante du vecteur propre p_i et $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$. On en déduit la contribution d'une variable x_j au composantes principales normalisées $\left(\frac{t_i}{\sigma_i}\right)^2$:

$$cont_{ij} = \frac{t_i}{\lambda_i} p_{ij} x_j \quad (17)$$

La contribution totale de la variable x_j à la statistique T^2 sera donnée par l'équation :

$$Cont_j = \sum_{i=1}^{\ell} cont_{ij} \quad (18)$$

Kourti et al. [5] proposent une utilisation simultanée des composantes principales et des contributions des variables initiales. Lors de la détection d'un défaut, ils proposent d'analyser les composantes principales normalisées ayant subit une variation significative. La contribution totale de la variable x_j sur les q (parmi les ℓ premières) composantes les plus élevées est donnée par :

$$Cont_j = \sum_{i=1}^q cont_{ij} \quad (19)$$

avec les conditions suivantes sur les contributions : une contribution est mise à zéro si son signe est négatif (son signe est opposé au signe de la composante t_i); on ne considère que les variables corrélées positivement à la composante (contribution à l'accroissement de la composante). Les variables ayant la plus forte contribution sont celles qui sont en défaut.

Il faut noter que cette procédure de localisation est appliquée sur les premières composantes principales (les ℓ premières composantes). Westerhuis et al. [13] ont montré en fait que la contribution négative n'est pas un événement spécial car cette quantité intervient dans le calcul des contributions de toutes les variables. Par simple développement de l'expression de la jème composante principale on peut exprimer la contribution de la jème variable à cette composante par l'équation :

$$cont_{ij} = \sum_{r=1}^m p_{ij} x_j p_{ir} x_r \quad (20)$$

Miller et al. [7] utilisent les contributions des variables aux composantes principales. La contribution de la jème variable à la ième composante principale est donnée par :

$$cont_{ij} = x_j p_{ij} \quad (21)$$

Cependant, on remarque bien que les différentes expressions de $cont_{ij}$ (contribution de la variable j à la composante i) dépendent directement de l'amplitude de la variable x_j et du coefficient p_{ij} . Ce qui veut dire que si la variable en défaut a une amplitude proche de zéro, on aura des difficultés pour la localiser avec ces approches.

III. EXEMPLE D'ILLUSTRATION

Dans un premier temps, un exemple de simulation est présenté; celui-ci nous permettra d'illustrer les méthodes présentées. Nous disposons de 10 variables qui ont été générées en se basant sur les équations suivantes :

$$\begin{aligned} x_1 &= x + e_1 \\ x_2 &= x + e_2 \\ x_3 &= x + e_3 \\ x_4 &= \hat{x} + e_4 \\ x_5 &= \hat{x} + e_5 \\ x_6 &= x_4 x_5 + e_6 \\ x_7 &= x_3 + x_6 + e_7 \\ x_8 &= 3x_5^2 + 5x_1^2 + e_8 \\ x_9 &= 3x_7 + 2x_8 + e_9 \\ x_{10} &= x_9 + x_6 + e_{10} \end{aligned} \quad (22)$$

où les e_i sont des bruits aléatoires centrés et non corrélés, x et \hat{x} sont des signaux en forme de créneaux dont les amplitudes et les largeurs changent d'une manière aléatoire. Dans l'ensemble des variables simulées, nous avons une redondance directe d'ordre 3 entre les variables x_1 , x_2 et x_3 et une autre redondance directe d'ordre 2 entre x_4 et x_5 . Nous avons également des redondances analytiques linéaires et non linéaires. Les non-linéarités ne sont pas très fortes, comme on peut le constater pour les variables x_6 et x_8 , car les variable sur lesquelles les non-linéarités ont été introduites ont une plage de variation comprise entre -1 et $+1$. Nous disposons de 500 échantillons pour chaque variable, les 300 premiers échantillons ont été utilisés pour l'identification du modèle ACP et le reste des échantillons a été utilisé pour la détection. Les différentes variables sont regroupées dans une matrice $X = [x_1 \dots x_{10}]$, après centrage et réduction de cette matrice, une analyse en composantes principales est appliquée, ce qui nous permet d'identifier les valeurs et vecteurs propres de la matrice de corrélation correspondante.

La figure (2), présente l'évolution du critère en fonction du nombre de composantes. Le minimum de ce critère correspond à $\ell = 3$. Donc un modèle à trois composantes a été retenu. La matrice des vecteurs propres $P_{m-\ell}$ des $(m - \ell) = 7$ derniers vecteurs propres de la matrice de corrélation Σ est donnée par :

p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}
-0.017	0.445	-0.189	0.737	-0.045	0.023	-0.002
-0.039	0.564	-0.077	-0.664	-0.126	0.002	0.003
-0.059	-0.267	0.068	-0.060	0.807	-0.216	-0.021
0.030	0.162	0.687	0.061	0.002	0.015	0.013
0.079	-0.167	-0.679	-0.077	0.006	-0.007	-0.007
-0.773	0.171	-0.061	0.017	0.102	-0.044	-0.005
-0.191	-0.417	0.075	-0.023	-0.212	0.675	0.311
0.554	0.249	-0.038	-0.010	0.303	0.320	0.192
0.145	-0.207	0.067	-0.004	-0.226	0.001	-0.819
0.152	-0.218	0.059	0.016	-0.362	-0.626	0.440

La figures (1) présentent l'évolution des mesures de quelques variables et leurs estimations par le modèle ACP (cf. équ. 7). A partir de cette figure, on peut constater qu'avec le modèle à trois composantes obtenu, on arrive à bien estimer toutes les variables sur les deux jeux de données (d'identification et de validation). On constate que l'erreur d'estimation est plus élevée sur les deux variables x_6 et x_8 (relations analytiques nonlinéaires) que sur les

autres variables; une analyse de la variance de l'erreur de reconstruction correspondant à notre modèle, donnée par le tableau (I), révèle que ces deux variables ont les variances non reconstruites les plus grandes en les comparant aux variances des autres variables. Donc, ces deux variables sont les moins corrélées avec les autres. En se basant sur cette idée Qin et al. [9] ont proposé une procédure de sélection des variables à surveiller par un modèle ACP.

En absence de défaut, la détection à partir du *SPE* filtré entraîne de nombreuses fausses alarmes en raison des erreurs de modélisation. Si on augmente le seuil de façon à ne plus être sensible à ces erreurs, on risque de ne plus détecter certains défauts. Pour illustrer ce cas, un défaut (biais) affectant la mesure x_1 a été simulé entre les instants 400 et 500 avec une amplitude qui s'élève à environ 20% de la plage de variation de cette mesure.

Sur la figure (3), on représente l'évolution du *SPE* filtré et de l'indice D_4 avec un défaut affectant la mesure x_1 entre les instants 400 et 500. Sur le *SPE* filtré le défaut n'est pas détecté à cause des erreurs de modélisations, alors que sur l'indice D_4 le défaut est détecté à l'instant 405.

Le tableau (II) présente les résultats de détection avec l'indice D_i , pour différents défauts simulés sur différentes variables, où d_i représente le défaut sur la i ème variable et k_d est l'instant d'apparition du défaut.

La localisation des variables peut s'effectuer soit par reconstruction [1] à condition d'avoir suffisamment de redondance (au moins un degré de redondance égal à 3 pour la variable à reconstruire), soit par calcul des contributions. Sur la figure (4) on illustre le principe de localisation par reconstruction avec le défaut affectant la variable x_1 ; chaque variable est reconstruite et l'indice de détection D_4 est calculé à chaque fois. Une reconstruction de la variable incriminée élimine l'effet du défaut comme on peut le constater sur l'indice $D_4^{(1)}$ (l'indice D_4 calculé après reconstruction de la variable 1).

Cependant, si on a un degré de redondance qui est inférieur à 3, cette approche ne permet pas de localiser la variable en défaut. Pour mettre en évidence ce constat, un défaut a été simulé sur la variable x_4 entre les instants 400 et 500 avec une amplitude d'environ 22% de la plage de variation de cette variable. Le calcul des indices de détection D_i a permis de détecter le défaut sur l'indice D_5 à l'instant 404. Sur la figure (5) on présente l'évolution de la variable x_4 affecté par ce défaut ainsi que l'indice de détection D_5 . Pour localiser la variable en défaut, nous avons appliqué dans un premier temps la méthode de reconstruction; la figure (6) présente l'évolution de cet indice après reconstruction des variables. Les deux variables x_4 et x_5 sont suspectes, alors que nous n'avons qu'un seul défaut sur x_4 .

Nous allons essayer d'utiliser les contributions pour localiser la variable incriminée. La méthode des contributions, comme elle a été définie pour le T^2 , peut être appliqué directement pour notre indice de détection D_i (puisque les deux quantités sont calculées à partir des composantes principales). L'application de l'approche des contributions (dans ce cas contributions des variables à l'indice de détection D_5) telle qu'elle a été définie dans plusieurs travaux ([14], [5], [7]), est appliquée. Dans ce

cas, la seule approche qui a pu localiser la variable incriminée c'est celle de Kourti et al. [5], cela peut s'expliquer par le fait que dans ce cas l'amplitude de la variable en défaut (x_4) était supérieure à celle de la variable x_5 (la variable avec laquelle elle est corrélée). Pour mettre en évidence les limites de l'approche de localisation par calcul des contributions, nous allons simuler un défaut de telle sorte que la variable en défaut soit proche de zéro, ce qui peut toujours arriver. On constate que toutes les approches nous donnent une fausse localisation. la figure (8) présente l'évolution des variable x_1 et x_2 avec un défaut affectant x_1 à partir de l'instant 430, le défaut a été détecté sur l'indice D_4 à l'instant 434. Le calcul des contributions à cette instant est présenté en bas de la figure (8). Prenant par exemple le cas de l'approche de Kourti et al. [5], la variable qui contribue le plus est la variable x_2 alors que c'est la x_1 qui est en défaut. Pour préciser ce point, analysons le vecteur p_7 (septième colonne de la matrice des vecteurs propres) qui est à la base de la détection avec l'indice D_4 puisque les coefficients correspondant aux variables x_1 et x_2 sont les plus significatifs sur ce vecteur. On remarque bien que les coefficients des deux variables x_1 et x_2 sont presque égaux et de signes opposés, ce qui explique en fait, puisque les deux variables sont corrélées, qu'en absence de défaut les projections des deux variables sur le vecteur p_7 se compensent; on peut écrire approximativement que : $t_7 \simeq p_{71}x_1 + p_{72}x_2 = 0.737x_1 - 0.664x_2$. La présence d'un défaut affectant l'une des variables est facilement détectable par projection sur ce vecteur (incohérence de la relation entre les deux variables). Cependant, le calcul des contributions dépend directement des amplitudes des variables. Comme dans notre cas l'amplitude de la variable x_1 affectée par le défaut est plus petite que celle de x_2 , cela signifie que la contribution de la variable x_2 sera plus importante que celle de x_1 . Avec cet exemple simple, nous avons mis en évidence les limites de la méthode de localisation par calcul des contributions.

IV. CONCLUSION

Ce papier présente une étude de deux approches particulières de localisation de défauts à base de l'analyse en composantes principales (ACP). Les deux approches étudiées sont l'approche basée sur le principe de reconstruction et celle basée sur le calcul des contributions. L'approche basée sur le principe de reconstruction nécessite au moins une redondance d'ordre 3 entre capteurs, contrairement à l'approche basée sur le calcul des contributions. Cependant, à travers un exemple simple, nous avons mis en évidence un inconvénient majeur de cette dernière. En effet les possibilités de localisation de défauts capteurs sont directement liées aux amplitudes des variables, ce qui va nuire à la fiabilité de la localisation.

RÉFÉRENCES

- [1] Dunia Ricardo, S. Joe Qin and Thomas F. Edgar, *Identification of faulty sensors using principal component analysis*. AIChE Journal, vol. 42, N^o 10, pp. 2797-2812, 1996.
- [2] Gertler Janos, Weihua Li, Yunbing Huang and Thomas McAvoy, *Isolation enhanced principal component analysis*. 3rd IFAC Workshop on On-line Fault Détection and Supervision in the Chemical Process Industries, Solaize, June 4-5, France, 1998.
- [3] Harkat M. F., Mourot G., Ragot J., *Sensor failure détection of air quality monitoring network*. IFAC Symposium on Fault

$\rho_3(1)$	$\rho_3(2)$	$\rho_3(3)$	$\rho_3(4)$	$\rho_3(5)$	$\rho_3(6)$	$\rho_3(7)$	$\rho_3(8)$	$\rho_3(9)$	$\rho_3(10)$
0.1483	0.1638	0.0602	0.2469	0.2573	0.7659	0.0886	0.4836	0.0380	0.0490

TABLE I

VARIANCES DES ERREURS DE RECONSTRUCTIONS DES DIFFÉRENTES VARIABLES POUR $\ell = 3$

Nature du défaut	Biais	Dérive	Défaillance complète
Variable en défaut	x_1	x_4	x_7
Expression du défaut	$d_1 = 0.85\sigma(x_1)$	$d_4 = 0.005(k - k_d)$	$x_7 = 0.1$
Indice de détection	D_4	D_5	D_1
Instant du défaut	400	420	400
Instant de détection	405	444	402

TABLE II

SIMULATION DE DÉFAUTS ET RÉSULTATS DE DÉTECTION

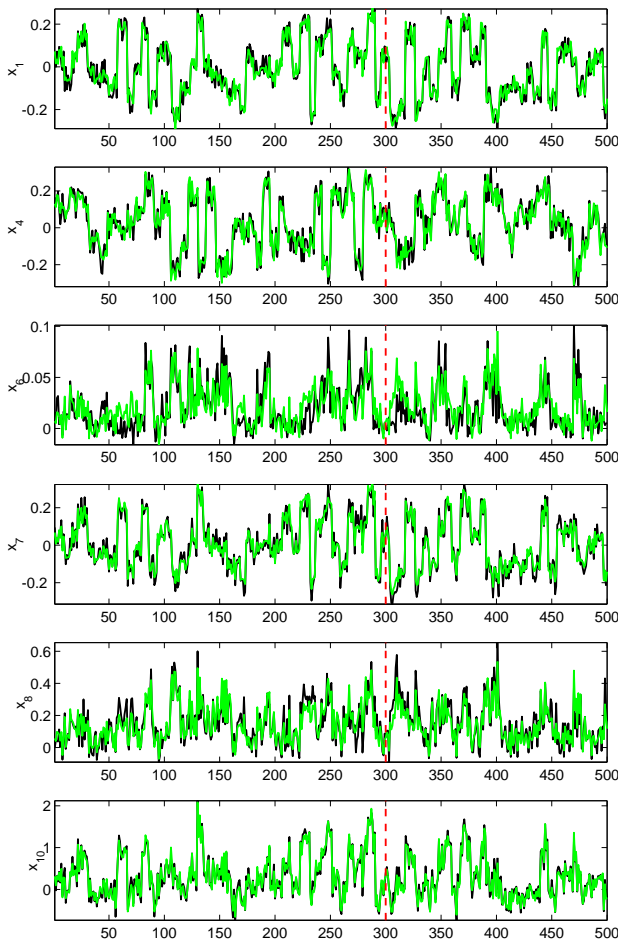


Fig. 1. Évolution des mesures et leurs estimations

Détection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS, Budapest, Hungary, June 14-16, 2000.

- [4] Jackson J. Edward, Govind S. Mudholkar, *Control procedures for residuals associated with principal component analysis*. Technometrics, vol. 21, N° 3, 1979.
- [5] Kourti, T., and MacGregor, J.F. *Recent Developments in Multivariate SPC Methods for Monitoring and Diagnosing Process and Product Performance*. Journal Of Quality Technology, vol. 28, N° 4, pp. 409-428, 1996.
- [6] MacGregor John F, Theodora Kourti and Paul Nomikos, *Analysis, monitoring and fault diagnosis of industrial processes using multivariate statistical projection methods*. IFAC, 13th Triennial Word Congress, San Francisco, USA, pp. 145-150, 1996.

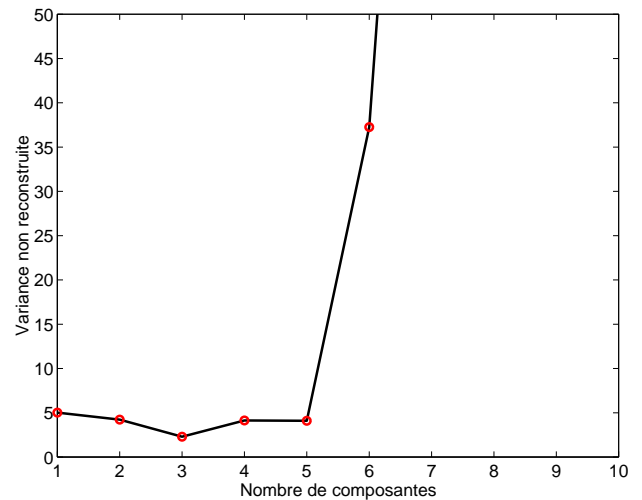


Fig. 2. Évolution du critère de sélection du nombre de composantes

- [7] Miller Paige and Swanson R. E., Heckler C. E., *Contribution plots : A missing link in multivariate quality control*. Applied Mathematics and Computer Science, vol. 8, N° 4, pp. 775-792, 1998.
- [8] Morris A. J. and E. B. Martin, *Process performance monitoring and fault détection through multivariate statistical process control*. IFAC Conference SAFEPROCESS, Hull, UK, pp. 1-14, 1997.
- [9] Qin S. Joe, Hongyu Yue and Ricardo Dunia, *Self validating inferential sensors with application to air emission monitoring*. Industrial & Engineering Chemistry Research, vol. 36, pp. 1675-1685, 1997.
- [10] Qin S. Joe and Ricardo Dunia, *Determining the number of principal components for best reconstruction*. Proc. of the 5-th IFAC Symposium on Dynamics and Control of process Systems, Corfu, Greece, June 8-10, pp. 359-364, 1998.
- [11] Raich Anne and Ali Cinar, *Statistical process monitoring and disturbance diagnosis in multivariable continuous processes*. AIChE Journal, vol. 42, N° 4, pp. 995-1009, 1996.
- [12] Simoglou A., Martin E. B., Morris, A. J., *Multivariate statistical process control in chemicals manufacturing*. IFAC Conference SAFEPROCESS, Hull, UK, pp. 21-27, 1997.
- [13] Westerhuis J. A., Gurden S. P., Smilde A. K., *Generalized contribution plots in multivariate statistical process monitoring*. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, vol. 51, pp. 95-114, 2000.
- [14] Wise B. M. and Gallagher N. B., *The process chemometrics approach to process monitoring and fault détection*. J. Proc. Cont., vol. 6, N° 6, pp. 329-348, 1996.

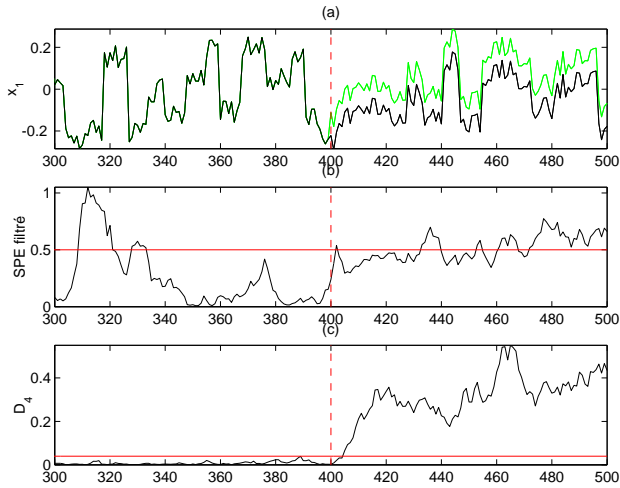


Fig. 3. (a) Mesure x_1 affectée par un défaut entre les instants 400 et 500, (b) Évolution du \overline{SPE} avec seuil modifier, (c) Évolution de l'indice D_4

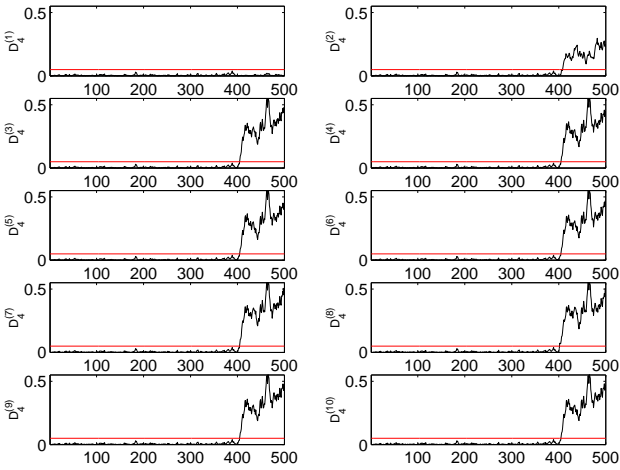


Fig. 4. Reconstruction des différentes variables pour un défaut affectant x_1

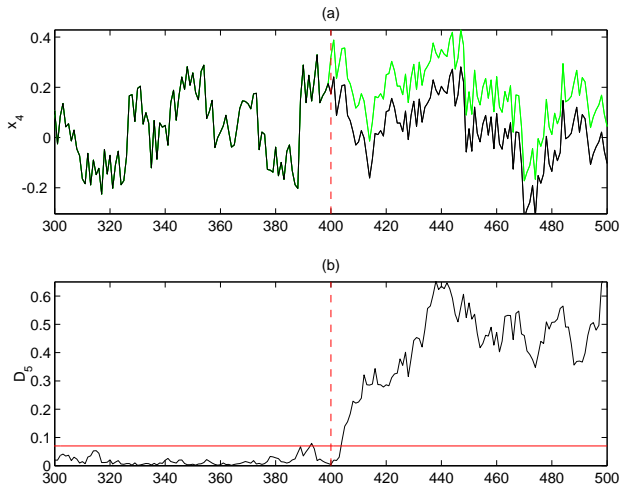


Fig. 5. (a) Défaut affectant la variable x_4 , (b) évolution de l'indice D_5

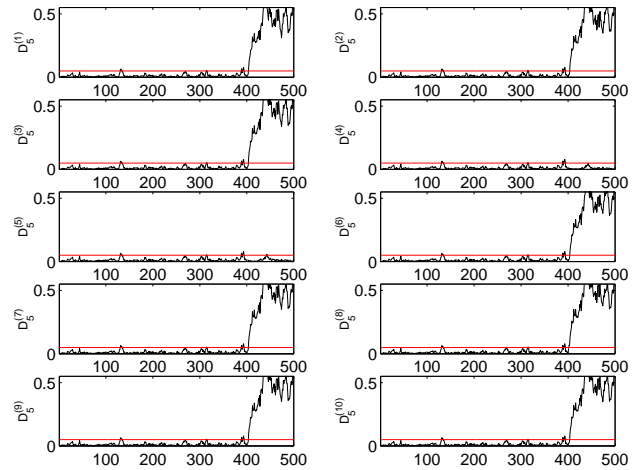


Fig. 6. Reconstruction des différentes variables pour un défaut affectant x_4

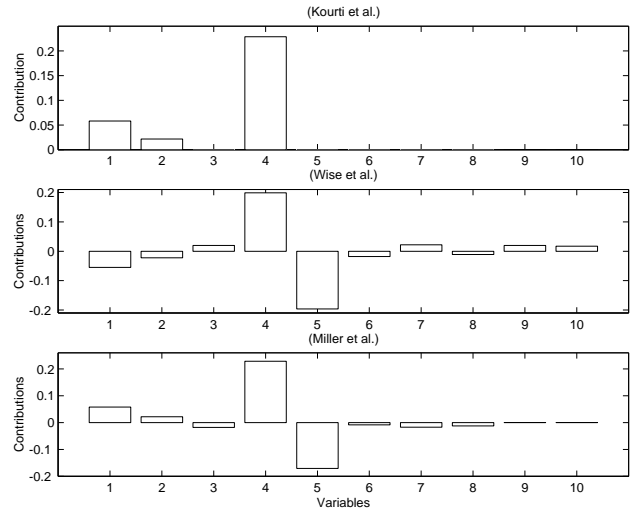


Fig. 7. Contributions des différentes variables, calculée par les différentes approches, pour un défaut affectant x_4 (instant 404)

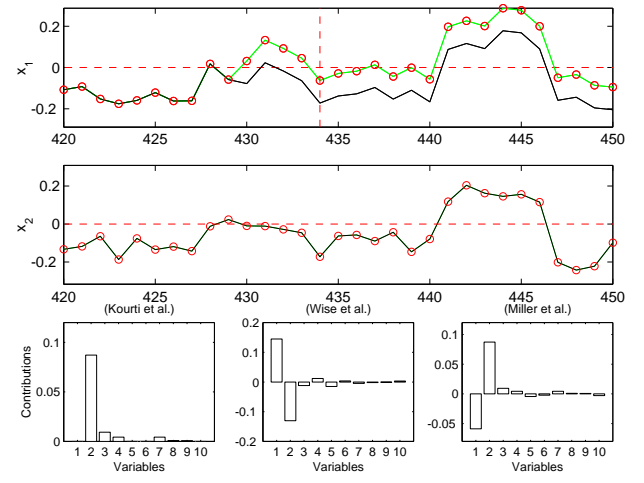


Fig. 8. Contributions des différentes variables, calculée par les différentes approches, pour un défaut affectant x_1 (instant 434)