
Détection de défauts de capteurs : une approche aveugle

José RAGOT, Didier MAQUIN, Mustapha ALHAJ DIBO

*Centre de Recherche en Automatique de Nancy. CNRS UMR 7039
Ecole Nationale Supérieure de Géologie
Institut National Polytechnique de Lorraine
2, avenue de la forêt de Haye. 54 516 Vandoeuvre les Nancy*

RESUME.. Il existe de nombreuses techniques pour détecter des défauts affectant un système. Généralement, ces techniques utilisent la redondance d'information liant l'ensemble des variables mesurées du système considéré. Deux familles de méthodes exploitent cette redondance : celle utilisant un modèle explicite du système (équations d'état permettant de générer un observateur par exemple) et celle utilisant un modèle implicite (analyse en composantes principales ou reconnaissance de forme par exemple). L'approche proposée ici relève de cette seconde classe de méthodes et emprunte son fondement au traitement de signal (déconvolution aveugle permettant de restaurer un signal sans utiliser de modèle a priori). Cette présentation montre donc l'usage d'un outil habituellement utilisé dans un domaine différent de celui pour lequel il a été conçu ; quelques exemples illustrent la technique proposée à la détection et à la localisation de défauts de capteurs.

ABSTRACT. This paper considers an application of blind identification to fault detection and isolation. The key point is to use estimates of the unknown input of a process in order to detect the presence of fault. By using blind identification i.e. without knowing the structure of the model of the process and its parameters, it is shown how to use the data collected on the process to perform fault detection and isolation. As it is well known in the field of signal processing, the main assumption of blind identification relies on the statistical independence of the input signal of the process under consideration. Example is provided to illustrate the proposed approach even in the case where the previous hypothesis is not fully satisfied.

MOTS-CLES : défauts de capteurs, détection, isolation, restauration, déconvolution aveugle, séparation de sources.

KEYWORDS : sensor faults, detection, isolation, input estimation, blind source separation

1. Objectif

On présente une démarche originale pour analyser les mesures collectées sur un système. Cette analyse a pour but de reconstruire les données et surtout les défauts de mesure sans utiliser de modèle explicite de ce système. La technique proposée est empruntée à celle utilisée en traitement de signal lors de la séparation de sources [Cardoso, 19998]. Il nous a semblé intéressant d'utiliser un concept connu [Golub, 1996], [Mansour, 1999] et bien établi en traitement de signal et en traitement d'image [Andrew, 1988], [Nielsen, 1994], de l'adapter au domaine du diagnostic et en particulier à la détection et à la localisation de défauts de capteurs.

Dans la section 2, on rappelle sans démonstration le principe de la reconstruction de sources. La section 3 montre comment on peut appliquer cette méthode au diagnostic qui est ensuite illustrée dans la section 4 à partir d'exemples académiques.

2. Principe retenu

Considérons à l'instant t l'ensemble des signaux d'un système physique :

$$s(t) = (s_1(t) \ \cdots \ s_m(t))^T$$

et représentant les différentes sources d'information (entrées, sorties, perturbations inconnues, défauts). Les mesures disponibles à l'instant t sont en général des combinaisons linéaires de ces sources corrompues par des bruits :

$$x(t) = As(t) + n(t) \quad (1)$$

Si l'on observe le système sur un horizon temporel $t \in [t_i, t_f]$, on dispose alors d'un ensemble d'observations (1), constitué de mélanges de sources, que l'on peut rassembler sous la forme matricielle :

$$X = S \cdot A + N \quad (2)$$

où $X \in \mathbb{R}^{p \times q}$, p étant le nombre de mesures et q le nombre de variables, $S \in \mathbb{R}^{p \times m}$, $A \in \mathbb{R}^{m \times q}$ et $N \in \mathbb{R}^{p \times q}$.

Pour restituer les sources d'information S à partir de leurs mélanges X , un certain nombre d'hypothèses concernant les bruits $n(t)$ et les signaux d'excitation du système sont nécessaires.

Hypothèse 1. $Esp(N) = 0$

Cette hypothèse n'est pas très conservatrice et explicite que le bruit de mesure est à valeur moyenne nulle traduisant que les capteurs ne sont pas soumis à des biais ou des erreurs systématiques.

Hypothèse 2. $Esp(S^T N) = 0$

Cette hypothèse exprime l'orthogonalité des signaux et des bruits. Il n'y a pas de justification théorique de ce fait.

Hypothèse 3. $Esp(S) = 0$

Il s'agit d'une contrainte admissible de normalisation des entrées, ces entrées pouvant toujours être centrées.

Hypothèse 4. $Var(N) = \Sigma_N$

Cette hypothèse traduit la connaissance de la matrice de covariance des bruits. Si cette covariance est inconnue a priori, il faudra l'estimer de façon empirique à partir des données disponibles. Plusieurs estimations de cette covariance ont été proposées, le lecteur peut se référer à [Andrew, 1988], [Nielsen, 1994] et [Gordon, 2000].

Hypothèse 5. $\Sigma^T \Sigma = I$ où Σ représente la variation de S vis-à-vis du temps courant. Les variations des sources sont donc supposées indépendantes, la matrice identité traduit cette indépendance avec une condition supplémentaire de normalisation d'amplitude non restrictive.

Hypothèse 6 : $S^T S = \Lambda$ où Λ est diagonale

Cette hypothèse traduit simplement une normalisation des amplitudes des sources et l'indépendance de ces sources entre elles. On peut aussi noter que la normalisation des amplitudes des sources peut aussi être reportée sur A .

Sous réserve de vérification "expérimentale" de ces hypothèses, la procédure proposée pour restaurer les sources à partir des mélanges est résumée par les étapes suivantes (Hundley, 2001), (Ragot, 2003) :

- S 0 : - collecte des mesures et rangement de celles-ci dans la matrice X
 - calcul de la variation ΔX :
 $\Delta X(i, :) = X(i, :) - X(i+1, :)$, i étant un numéro de ligne
 - estimation, de façon expérimentale, de la matrice de variance Σ_N des bruits de mesure
- S 1 : - génération de la matrice de covariance $\Delta X^T \Delta X$
 - calcul de V et Λ à partir de la décomposition en valeurs singulières :
 $\Delta X^T \Delta X \Sigma_N^{-1} = V \Lambda^2 V^T$
- S 2 : - normalisation des données $\tilde{X} = X V \Sigma_N^{-1}$
 - calcul de la matrice de covariance $\tilde{X}^T \tilde{X}$
 - calcul de U à partir de la décomposition en valeurs singulières :
 $\tilde{X}^T \tilde{X} \Sigma_N^{-1} V^T \Sigma_N V \Sigma_N^{-1} = U^T \Lambda U$
- S 3 : - calcul de la matrice de mélange
 - estimation des signaux sources $\hat{S} = X V \Sigma_N^{-1} U^T$

A la fin de cette procédure, on dispose donc des estimations de l'ensemble des signaux source.

3. Application de la séparation de sources à la détection de défauts.

Considérons, pour simplifier, un système mono-entrée et mono-sortie dont les mesures sont explicitées en fonction des grandeurs vraies, des défauts et des bruits :

$$\begin{aligned} y_m &= y + F \cdot \square y + \square y \\ u_m &= u + G \cdot \square u + \square u \end{aligned} \quad (3)$$

Les mesures de l'entrée et de la sortie sont regroupées sous la forme (4), alors que l'entrée et les défauts sont regroupés sous la forme (5) :

$$X = \begin{pmatrix} u_m & y_m \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$S = \begin{pmatrix} u & \square u & \square y \end{pmatrix} \quad (5)$$

De plus l'entrée et la sortie sont liées par la fonction de transfert du système $y = Hu$. Les expressions (3), (4) et (5) sont en accord avec (2) où l'on peut expliciter la matrice A . Dès lors le principe de restauration résumé par les étapes S0 à S3 peut être appliqué. Comme résultat, on fournit donc une estimation des sources et en particulier des défauts $\square u$ et $\square y$ puisque ces derniers font partie des sources (voir déf. 5).

La formulation (3), (4), (5) s'étend directement au cas des systèmes multi-entrées et multi-sorties. La figure 1 schématise les étapes de la détection : le système de mesure fournit un ensemble de signaux rassemblés dans la matrice X , cette matrice est ensuite analysée selon la procédure indiquée au paragraphe 2.

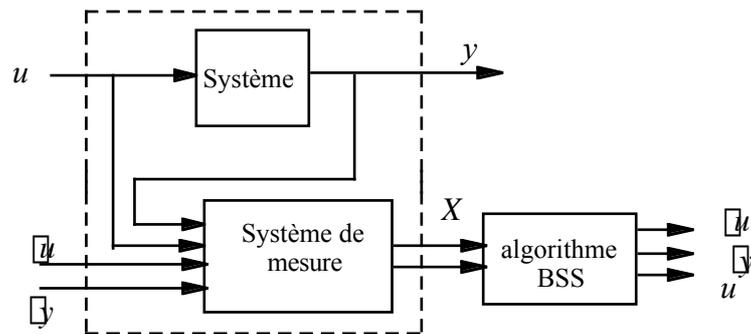


Figure 1. Etapes de la détection de défauts

4. Résultats

On considère le système mono-entrée-mono-sortie modélisé par un gain pur inconnu :

$$y(t) = Ku(t)$$

La figure 1 représente, au cours du temps, l'entrée, la sortie et deux signaux perturbateurs affectant les mesures de l'entrée entre les instants 100 et 150 et de la sortie entre les instants 225 et 250.

Le traitement évoqué en section 2 a été conduit en ne prenant en compte que la connaissance de l'entrée et de la sortie, les deux perturbations étant inconnues. La figure 2 montre la reconstruction de l'entrée et des perturbations. On notera, sur cet exemple, que les deux perturbations sont bien reconstruites (au signe et à l'amplitude près) mais restent non dissociables.

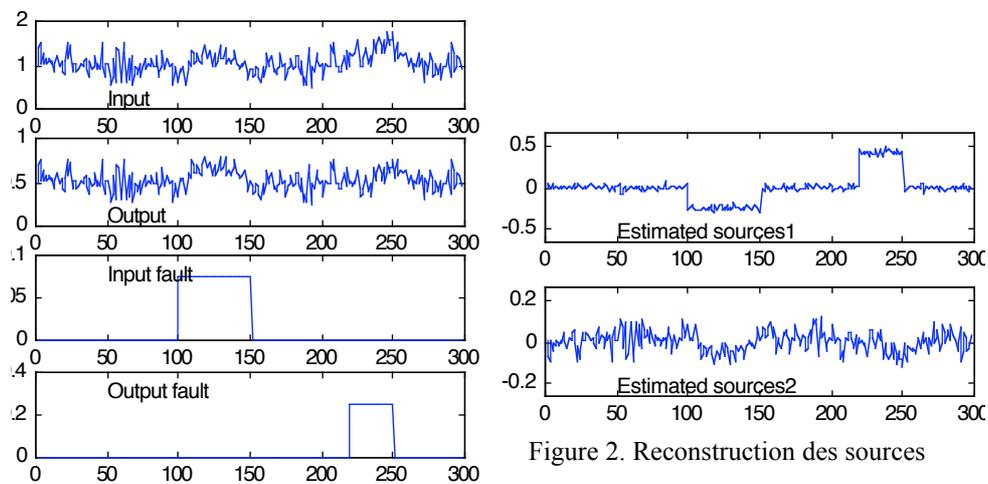


Figure 1. Entrée, sortie et défauts

Le deuxième exemple concerne un système MIMO à deux entrées et deux sorties, la première entrée et la première sortie étant corrompues par des défauts illustrés à la figure 3a. En utilisant l'ensemble des mesures disponibles, on peut reconstruire les entrées et les défauts (figure 3b). Les deux premiers graphes visualisent les deux entrées et les deux suivants les défauts. Malheureusement, il est impossible d'attribuer les défauts à une entrée ou une sortie particulière : les défauts sont mélangés dans les deux derniers signaux reconstruits.

Pour surmonter ce problème d'isolation, on propose une procédure basée sur la conception d'un banc de filtres BSS. Le principe est illustré à la figure 4. Chaque filtre BSS utilise une partie seulement des signaux mesurés disponibles ; le premier filtre utilise les signaux 2, 3 et 4, le second les signaux 1, 3 et 4 (d'autres filtres pourraient être construits). Pour cet exemple, nous nous sommes limités à un banc de quatre filtres, chaque filtre utilisant tous les signaux sauf un. Cela permet de proposer quatre reconstructions des signaux d'entrée et des défauts ; les résultats sont présentés aux figures 5a à 5d.

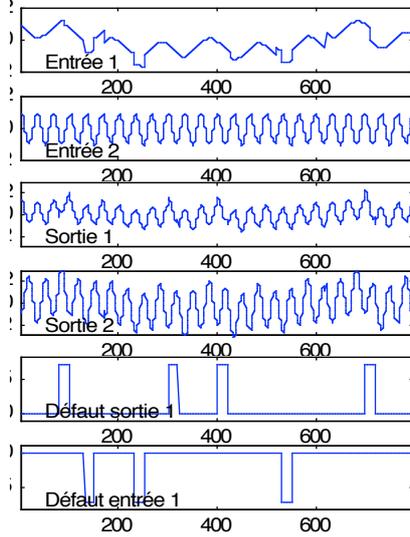


Figure 3a. Entrées, sorties et défauts.

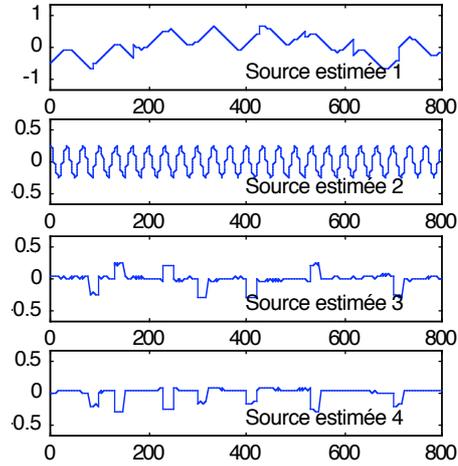


Figure 3b. Signaux reconstruits à partir de tous les signaux mesurés.

L'interprétation des résultats d'estimation des sources peut être la suivante. Tout d'abord, on observe que le filtre 1 utilise l'entrée 2 et la sortie 2 qui ne sont pas entachés de défauts, utilise la sortie 1 qui contient un défaut, et enfin n'utilise pas l'entrée 1 qui contient un défaut. Ainsi, la reconstruction des sources révèle : the free fault inputs and the fault on output 2. Une analyse similaire peut être conduite pour les autres filtres. La table 1 rassemble tous les résultats d'analyse concernant le pouvoir détecteur des filtres. La première colonne rappelle le numéro de figure associé au filtre considéré, la colonne suivante indique (avec une croix 'X') les signaux utilisés pour l'algorithme BSS (le point '.' indique que la variable correspondante n'est pas utilisée) ; les deux dernières colonnes indiquent quels défauts peuvent être détectés (la non détection est indiquée par un zéro '0').

	u_1	u_2	y_1	y_2	$\square u_1$	$\square y_1$
fig. 3b	X	X	X	X	X	X
fig. 5a	.	X	X	X	0	X
fig. 5b	X	.	X	X	X	X
fig. 5c	X	X	.	X	X	0
fig. 5d	X	X	X	.	X	X

Table 1. Interprétation de la reconstruction

Ainsi, l'utilisation des cinq filtres rend possible la détection et la localisation des défauts (fig. 3b et 5a à 5d). En particulier, les filtres 3 et 5 (fig 5b et 5d) isolent parfaitement les défauts.

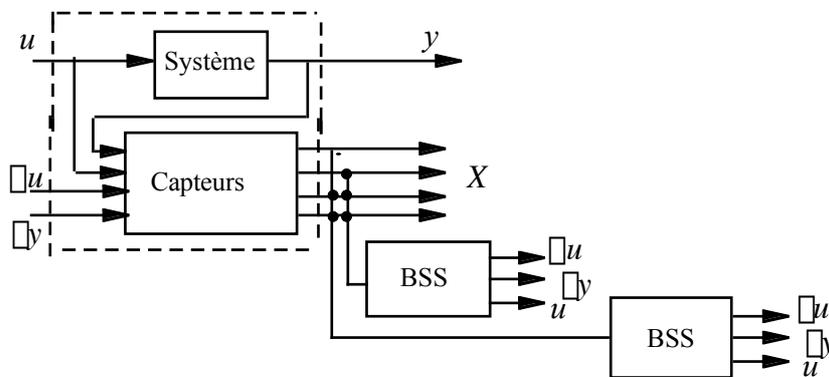


Figure 4. Isolation de défauts par banc de BSS

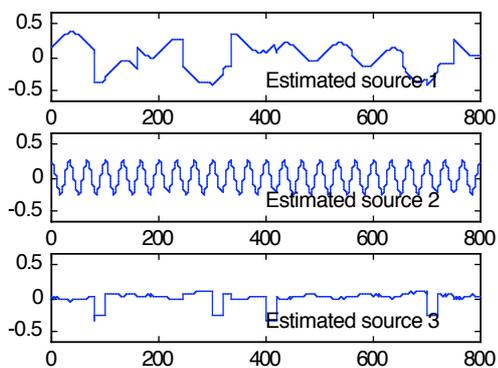


Figure 5a. Reconstruction sans utiliser la première entrée.

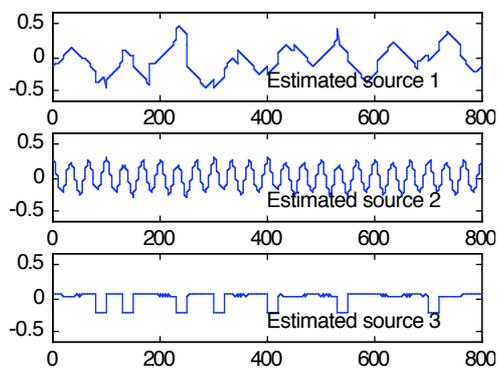


Figure 5b. Reconstruction sans utiliser la deuxième entrée.

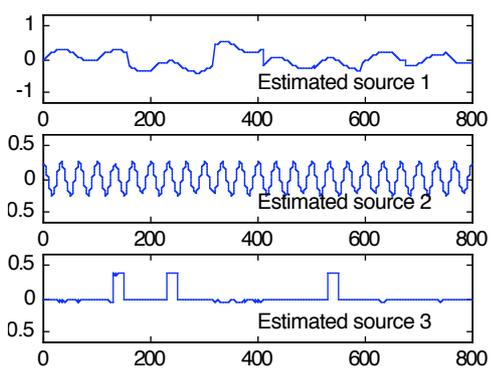


Figure 5c. Reconstruction sans utiliser la première sortie.

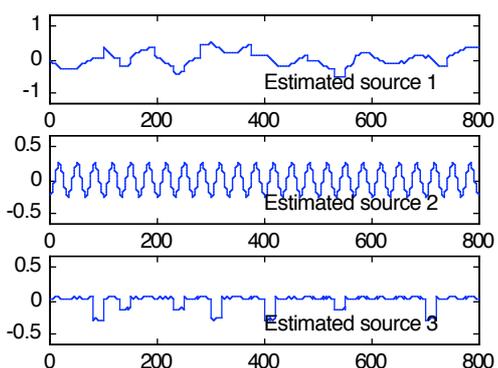


Figure 5d. Reconstruction sans utiliser la deuxième sortie

Références

- Andrew A., Green A., Merman M., Switzer P., Craig M.D. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implication to noise removal. *IEER Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26 (1), pp. 65-74, 1988.
- Cardoso J.F. Blind signal separation. *Statistical principles*. IEEE, 9 (10), pp. 2009-2025, 1998.
- Dunia R., Qin S.J., Edgar T.F., McAvoy T.J. Identification of faulty sensor using principal component analysis. *AICHE*, 42, pp. 2797-2812, 1996.
- Golub G.H., Van Loan C.F. *Matrix computations*. John Hopkins, Baltimore, 3rd edition, 1996.
- Gordon C. A generalization of the maximum noise fraction transform. *IEEE transaction geosciences and remote sensing*, 38 (68), pp. 608-610, 2000.
- Hundley D., Kirby M., Anderle M. A solution procedure for blind signal separation using the maximum noise fraction approach algorithms and examples. *Proceedings of the Conference on Independent Component Analysis*, San Diego, CA, pp. 337-342, 2001.
- Knaak M., Kunter M. and D. Filbert. Blind source separation for acoustical machine diagnosis. *14th Intern. Conf. on digital signal processing*, 1, pp 159-162, 2002.
- Mansour A. The blind separation of non stationary signals by only using the second order statistic. *5th international symposium on signal processing and its application*, Brisbane, 1999.
- Nielsen A.A., Larsen R. Restoration of GERIS data using the maximum noise fraction transform. *Proceeding of the first international airborne remote sensing conference and exhibition*, pp. 557-568, Strasbourg 1994.
- Puntonet G., Mansour A., Jutten C. Geometrical algorithm for blind separation of sources. *Actes du colloque Grets*, Juan les Pins, pp. 273-276, 1995.
- Ragot J. Maquin D., Alhaj Dibo M. Sensor fault detection and isolation using a blind approach. *SICICA 2003*.
- Switzer P. Green A. Min/max autocorrelation factor for multivariate spatial imagery. *Tech. rep. 6*, Depart. of statistics, Stanford University, 1984.