

Capteur logiciel pour la détection de changement de mode de fonctionnement

José Ragot^{1,2}, Benoît Marx^{1,2}, Didier Maquin^{1,2}

¹ Université de Lorraine, CRAN, UMR 7039, 2 avenue de la forêt de Haye, 54156 Vandoeuvre-lès-Nancy, France. ² CNRS, CRAN, UMR 7039, France.

Résumé

Regime change detection is concerned with identifying abnormal system behaviours and abrupt changes from one regime to another. This paper proposes a novel detection method capable of detecting regime change points in sequential time-series data. Our approach is based on a sensitivity study of a global model combining, with a multiplicative effect, the local models describing the different modes of functioning.

1. Introduction

La modélisation des systèmes (capteurs, processus physiques, actionneurs) est l'étape préalable et indispensable à toute tentative d'amélioration de leur fonctionnement. De nombreuses études de modélisation portent sur des systèmes caractérisés par un mode de fonctionnement unique ; cependant, certains systèmes peuvent, en fonction de leurs environnements ou de perturbations, avoir différents modes de fonctionnement. Parmi les problèmes liés à la surveillance de tels systèmes, qu'ils soient de nature technologique, sociétaux ou environnementaux, ceux concernant la détection des changements de mode de fonctionnement sont l'objet d'attentions particulières. En effet, tout changement peut conduire le système dans une situation anormale et dans ce cas, une détection précoce du changement peut permettre de définir les actions à appliquer au système pour contrecarrer les effets de ce changement.

D'un point de vue méthodologique, la détection de changement de régime peut se faire à partir de modèles qui traduisent chaque mode de fonctionnement, ou à partir des données sans disposer a priori de modèle. L'ouvrage [3] donne un bon aperçu des méthodes de détection de changement de comportement. Dans le cas général, les raisons de changement de mode de fonctionnement de systèmes ne sont pas connues et les modes de fonctionnement ne sont pas a priori caractérisés. A partir de mesures collectées sur le système en cours de fonctionnement, il faut alors estimer les paramètres des modèles décrivant les modes et, de façon concomitante, résoudre le problème de partitionnement des données, de façon à associer à chaque mode de fonctionnement les données qui lui sont propres.

Les applications des méthodes de changement de modes de fonctionnement sont nombreuses, dans des domaines variés, comme l'économie et la finance [1], l'environnement [9], la gestion de trafic [2], la biologie [5] et l'épidémiologie [10]. Cet intérêt est motivé par les enjeux liés à la capacité à détecter le plus précocement possible des changements de mode de fonctionnement, de façon à pouvoir proposer des stratégies de contrôle adaptées. En revanche, peu de travaux ont été publiés sur l'analyse de changement de régime des systèmes technologiques. Citons néanmoins [4] pour la détection de changement de régime de fonctionnement de moteurs d'avion consécutif à l'apparition de vibrations mécaniques, [8] dans le domaine du

broyage des matériaux, [6] pour la surveillance de trajectoires d'avion et [7] pour la prise en compte de variables exogènes dans des capteurs.

On présente ici une approche originale pour la détection de changement de mode de fonctionnement, sans connaître a priori les modèles caractérisant les modes de fonctionnement. On suppose disposer d'une base de données collectées sur le système en cours de fonctionnement, à partir de laquelle la reconnaissance des modes de fonctionnement va être effectuée. Les données disponibles sont supposées exemptes d'erreurs systématiques. Quelques hypothèses simplificatrices sont formulées : le nombre de modes de fonctionnement est réduit à deux, le système a un comportement linéaire dans chaque mode de fonctionnement. La section 2 analyse le cas d'un capteur à deux modes de fonctionnement, la section 3 aborde le cas d'un système à deux grandeurs de sorties et deux modes de fonctionnement. La section 4 donne le canevas de la généralisation à un système plus complexe caractérisé par un nombre quelconque de variables d'entrée.

2. Principe de reconnaissance de mode de fonctionnement

2.1. Modèle du système

Le système considéré (1) présente deux modes de fonctionnement M_a et M_b , chaque mode étant décrit par un modèle linéaire dont le paramètre a ou b n'est pas connu :

$$\begin{aligned} M_a & : y^* + a x^* = 0 \\ M_b & : y^* + b x^* = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

où x^* et y^* sont respectivement l'entrée et la sortie du système. La façon dont le système passe du mode de fonctionnement M_a au mode M_b est arbitraire et inconnue. Si l'on dispose d'une série de données collectées au cours du temps, l'objectif est la recherche des instants de changement de mode. Si l'on dispose d'un unique couple de données, l'objectif est la détermination du mode actif ou reconnaissance de mode de fonctionnement (RMF), c'est-à-dire celui pour lequel les données sont en adéquation avec son modèle.

2.2. Principe de la reconnaissance de mode de fonctionnement

L'objectif est de déterminer, à partir des données disponibles x^* et y^* , le mode de fonctionnement du système. Le problème, bien que relatif ici à un exemple très simple, peut s'avérer difficile à résoudre. En effet, les paramètres des modèles décrivant les deux modes de fonctionnement ne sont pas connus et les données disponibles peuvent être entachées d'erreurs. Pour modéliser le fonctionnement du système, il convient donc de résoudre de façon conjointe le triple problème suivant : estimer le mode actif, identifier les paramètres du modèle du système, prendre en compte la présence d'erreurs de mesures.

Les grandeurs vraies x^* et y^* doivent satisfaire à l'un des deux modèles M_a ou M_b . L'ignorance du mode actif de fonctionnement ne permet pas d'allouer ces grandeurs vraies à l'un des deux modèles, mais peut être contournée en écrivant que quel que soit le mode actif, les grandeurs vraies satisfont à un modèle global, réunion des deux sous-modèles (1). Ce modèle prend la forme d'une contrainte non linéaire par rapport aux variables :

$$(y^* + a x^*)(y^* + b x^*) = 0 \quad (2)$$

Ainsi, en décomposant (2), on peut définir le modèle global du système, indépendamment du mode actif de fonctionnement, sous la forme :

$$M_{ab} : y^{*2} + p y^* x^* + q x^{*2} = 0 \quad (3)$$

où les paramètres $p = a + b$ et $q = a b$ caractérisant les deux modes de fonctionnement du système apparaissent de façon linéaire.

Dans la suite de l'exposé on montrera que, à partir d'un jeu de mesures collectées sur le système en cours de fonctionnement dans l'un et l'autre des deux modes, il est alors simple d'identifier les paramètres p et q du modèle global (3), sans pour autant connaître le mode actif à chaque instant. Une fois ce modèle connu, autrement dit une fois ses paramètres identifiés, peut-il être utilisé pour la reconnaissance du mode actif ? En d'autres termes, disposant d'un couple de données $\{x, y\}$, comment allouer ce couple au mode M_a ou au mode M_b ? La simplicité de cet exemple permet de calculer la sensibilité de y par rapport à x . En effet, à partir du modèle global M_{ab} (3), on a :

$$\frac{\partial y}{\partial x} = -\frac{2q x + p y}{p x + 2 y} \quad (4)$$

Cette sensibilité peut être évaluée pour chaque mode de fonctionnement. Pour le mode M_a la contrainte $y = -a x$ est valide et pour le mode M_b on a $y = -b x$, ce qui permet d'obtenir, à condition que x soit non nul :

$$\begin{aligned} M_a : \quad \frac{\partial y}{\partial x} &= -\frac{2q - a p}{p - 2 a} = -a \\ M_b : \quad \frac{\partial y}{\partial x} &= -\frac{2q - b p}{p - 2 b} = -b \end{aligned} \quad (5)$$

Ainsi, il est remarquable de constater que chaque mode se traduit par une sensibilité différente. De plus cette sensibilité est indépendante de la valeur des variables. De façon plus générale, si l'on dispose à chaque instant k de données $x(k), y(k)$, on constate que la sensibilité ne peut prendre que deux valeurs, ce qui permet immédiatement de classer les données en deux groupes correspondants au mode M_a et au mode M_b . Il est important de noter que la définition (5) n'est pas numériquement utilisable car a et b sont inconnus, mais sert à démontrer la reconnaissance possible des modes de fonctionnement. Par contre (4) représente la forme calcul de la sensibilité en fonction des données connues $\{x^*, y^*\}$ et des paramètres $\{p, q\}$ du modèle global qui sont facilement identifiables.

3. Système SIMO à deux modes de fonctionnement

L'exemple de la section précédente, quoique permettant de donner le principe de RMF, souffre d'un très faible niveau de redondance, puisque ne mettant en jeu qu'une entrée et une sortie. De ce fait, il ne permet de générer qu'un seul indicateur de l'adéquation des données à l'un des modes de fonctionnement. L'exemple qui suit, lui aussi de dimension très modeste, offre cependant l'avantage de mettre en jeu deux variables de sortie. En conséquence, deux indicateurs de RMF des données peuvent être générés et éventuellement structurés de façon à être sensibles de façon privilégiée à certaines variables.

3.1. Modèle du système

On note x^* l'entrée du système, y_1^* et y_2^* ses deux sorties. Les modèles considérés étant linéaires, les deux sorties s'explicitent de la façon suivante pour les deux modes de fonctionnement M_a et M_b :

$$\begin{cases} M_{a,1} & : & y_1^* + a_1 x^* = 0 \\ M_{b,1} & : & y_1^* + b_1 x^* = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} M_{a,2} & : & y_2^* + a_2 x^* = 0 \\ M_{b,2} & : & y_2^* + b_2 x^* = 0 \end{cases} \quad (6)$$

Comme précédemment, les grandeurs vraies $\{x^*, y_1^*, y_2^*\}$ vérifient l'un des deux modes de fonctionnement, c'est-à-dire satisfont aux modèles globaux

$$\begin{cases} M_1 & : & (y_1^* + a_1 x^*)(y_1^* + b_1 x^*) = 0 \\ M_2 & : & (y_2^* + a_2 x^*)(y_2^* + b_2 x^*) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

La forme équivalente suivante peut être préférable, car substitue aux paramètres locaux (a_1, b_1, a_2, b_2) inconnus, des paramètres de modèles globaux (p_1, p_2, q_1, q_2) que l'on pourra ultérieurement identifier numériquement :

$$\begin{cases} M_1 & : & y_1^{*2} + p_1 y_1^* x^* + q_1 x^{*2} = 0 \\ M_2 & : & y_2^{*2} + p_2 y_2^* x^* + q_2 x^{*2} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

Les formes quadratiques (8) s'écrivent plus simplement :

$$\begin{cases} M_1 & : & z^{*T} R_1 z^* = 0 \\ M_2 & : & z^{*T} R_2 z^* = 0 \end{cases} \quad (9)$$

avec les définitions :

$$z^* = [y_1^* \quad y_2^* \quad x^*]^T \quad R_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{p_1}{2} \\ 0 & 0 & 0 \\ \frac{p_1}{2} & 0 & q_1 \end{bmatrix} \quad R_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \frac{p_2}{2} \\ 0 & \frac{p_2}{2} & q_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

3.2. Validation des données

Comme précédemment, la RMF est effectuée à partir des coefficients de sensibilité des modèles et évaluée à partir des données disponibles. Cependant, ces dernières sont généralement corrompues par des erreurs de mesure, ce qui justifie leur filtrage à partir d'une estimation des grandeurs vraies. A cet effet, considérons le critère :

$$\Phi = \frac{1}{2} \| \hat{z} - z \|^2_W \quad (11)$$

résultant de l'hypothèse de distribution gaussienne des erreurs de mesure et où W est une matrice de pondération destinée à privilégier le rôle de certaines variables. Les estimées \hat{z} s'obtiennent en recherchant le minimum de Φ sous contrainte de satisfaction de modèle (9). Cela conduit à définir le Lagrangien :

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} (\| \hat{z} - z \|^2_W + \lambda_1 \hat{z}^T R_1 \hat{z} + \lambda_2 \hat{z}^T R_2 \hat{z}) \quad (12)$$

dont les conditions d'optimalité par rapport à \hat{z} , λ_1 , λ_2 s'écrivent :

$$\begin{cases} W(\hat{z} - z) + \lambda_1 R_1 \hat{z} + \lambda_2 R_2 \hat{z} & = 0 \\ \hat{z}^T R_1 \hat{z} & = 0 \\ \hat{z}^T R_2 \hat{z} & = 0 \end{cases} \quad (13)$$

Généralement ce système n'admet pas de solution analytique et, pour exhiber la solution \hat{z} , il faut avoir recours à des méthodes de résolution approchée ou itérative. De nombreuses techniques peuvent être utilisées comme la méthode de Newton, les techniques dichotomiques, la recherche de point fixe, la méthode de Steffenson. Ici, une itération directe de type point fixe a été utilisée à partir de valeurs initiales $\lambda_1^{(0)}$ et $\lambda_2^{(0)}$ des paramètres de Lagrange et $\hat{z}^{(0)}$ de l'état. Finalement, on dispose d'estimés $\{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{x}\}$ cohérents par rapport au modèle global du système et donc utilisables pour le calcul des sensibilités comme effectué en (5).

3.3. Extraction de redondances complémentaires

L'estimation précédente a pris en compte la satisfaction des deux contraintes de modèle. Dans (8), la première équation relie la première sortie y_1 du système à son entrée x et ceci pour les deux modes de fonctionnement pris de façon conjointe, la deuxième équation étant relative à la deuxième sortie y_2 également explicitée pour les deux modes de fonctionnement pris de façon conjointe. Pour des raisons de structuration d'indicateurs de RMF, ces deux modèles peuvent être combinés, afin de faire apparaître de façon privilégiée certaines variables. Les possibilités de combinaison se limitent ici à l'élimination de la seule variable d'entrée x^* qui est commune aux deux modèles globaux (8).

Dans une première analyse, si l'on raisonne sur les modèles locaux, l'élimination de x^* entre $M_{a,1}$ et $M_{a,2}$ (6), d'une part, de x^* entre $M_{b,1}$ et $M_{b,2}$ (6) d'autre part conduit à :

$$\begin{cases} a_2 y_1^* - a_1 y_2^* = 0 \\ b_2 y_1^* - b_1 y_2^* = 0 \end{cases} \quad (14)$$

Comme mentionné précédemment, disposant d'un triplet de données, une seule des équations (14) est active selon le mode de fonctionnement du système. Cependant, sans connaître le mode actif, le modèle global multiplicatif suivant est toujours valide :

$$(a_2 y_1^* - a_1 y_2^*) (b_2 y_1^* - b_1 y_2^*) = 0 \quad (15)$$

Cette relation de redondance, indépendante de x^* , peut aussi s'exprimer sous la forme :

$$a_2 b_2 y_1^{*2} - (a_2 b_1 + a_1 b_2) y_1^* y_2^* + a_1 b_1 y_2^{*2} = 0 \quad (16)$$

Malheureusement, cette redondance est explicitée en fonction des paramètres inconnus des modèles locaux. Néanmoins, elle indique bien l'existence d'une équation de redondance structurée, c'est-à-dire reliant entre elles les sorties y_1^* et y_2^* du système. Cela incite à reprendre les équations des sorties globales (8), dans lesquelles on peut éliminer x^{*2} et x^* , ce qui donne :

$$q_1^2 y_2^{*4} - y_1^{*2} y_2^{*2} (2q_1 q_2 - p_1^2 q_2 - p_2^2 q_1) + q_2^2 y_1^{*4} - y_1^* y_2^* p_1 p_2 (q_1 y_2^{*2} + q_2 y_1^{*2}) = 0 \quad (17)$$

On peut aisément vérifier que les sorties y_1^* et y_2^* vérifient cette équation de redondance et ceci pour les deux modes de fonctionnement. On peut également noter que (17) est parfaitement

utilisable, car, dépend des paramètres du modèle global p_1, q_1, p_2, q_2 qui sont identifiables au moyen d'une technique de regression. Finalement, on dispose de trois équations du modèle global données par (9).

3.4. Gradient des résidus. Reconnaissance du mode de fonctionnement

Les deux résidus indépendants et celui obtenu par structuration :

$$\begin{cases} r_1 = y_1^{*2} + p_1 y_1^* x^* + p_2 x^{*2} \\ r_2 = y_2^{*2} + q_1 y_2^* x^* + q_2 x^{*2} \\ r_3 = q_1^2 y_2^{*4} - y_1^{*2} y_2^{*2} (2q_1 q_2 - p_1^2 q_2 - p_2^2 q_1) + q_2^2 y_1^{*4} - y_1^* y_2^* p_1 p_2 (q_1 y_2^{*2} + q_2 y_1^{*2}) \end{cases} \quad (18)$$

dont les valeurs témoignent de véracité des données, peuvent être caractérisés par leurs gradients $g_i = \partial r_i / \partial z$ vis-à-vis des variables ($z = y_1^*, y_2^*, x^*$) du système. On peut montrer que ces vecteurs gradient sont définis par (19) et (20) pour les modes respectifs M_a et M_b :

$$g_{1,a} = \alpha_1 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ a_1 \end{bmatrix} \quad g_{2,a} = \alpha_2 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad g_{3,a} = \alpha_3 \begin{bmatrix} -a_2 \\ a_1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$g_{1,b} = \alpha_1 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad g_{2,b} = \alpha_2 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad g_{3,b} = \alpha_3 \begin{bmatrix} -b_2 \\ b_1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

avec $\alpha_1 = (b_1 - a_1)x$, $\alpha_2 = (b_2 - a_2)x$, $\alpha_3 = (a_1 b_2 - a_2 b_1)x$. Ainsi, quelle que soient les valeurs numériques prises par la variable x , le vecteur gradient de chaque modèle global s'oriente uniquement dans deux directions, chacune caractéristique d'un mode de fonctionnement (la discernabilité des modes nécessite $a_1 \neq b_1$ ou $a_2 \neq b_2$). Par exemple, le gradient du premier modèle s'oriente soit dans l'une des directions $[1 \ 0 \ a_1]^T$ ou $[1 \ 0 \ b_1]^T$. Compte tenu des termes α_i , les gradients ont des amplitudes dépendant de la variable x , mais une normalisation permet de s'en affranchir, par exemple en divisant toutes les composantes d'un même vecteur gradient par l'une de ses composantes non nulle.. Comme précédemment, les expressions (19) et (20) fournissent la justification de la RMF et de la séparation des modes. Du point de vue de la mise en œuvre numérique, ce sont les définitions (18) qui permettent le calcul effectif des gradients en fonction des paramètres des modèles globaux.

4. Exemple numérique

Une simulation a été réalisée à partir de $N = 50$ observations pour les variables y_1, y_2 et x , liées par les modèles définis en (7), les 25 premières données étant générées selon le premier mode de fonctionnement, les 25 suivantes selon le deuxième mode. Des bruits issus d'un générateur de type gaussien ont été superposés aux données. La matrice des données disponibles se présente sous la forme :

$$X = \begin{bmatrix} y_1(1) & y_2(1) & x(1) \\ \dots & \dots & \dots \\ y_1(N) & y_2(N) & x(N) \end{bmatrix}^T \quad (21)$$

La procédure de validation de données et de reconnaissance de mode repose uniquement sur l'exploitation de ces mesures de synthèse, bien évidemment sans supposer connaître les modèles locaux qui ont permis leur construction. Une étape préliminaire est nécessaire pour identifier les paramètres des modèles globaux, sans pour autant connaître les modes de fonctionnement. Pour cela, la structure des modèles globaux (8) est prise en compte. Avec cette structure, les variables caractérisant le système dans son fonctionnement global sont regroupées dans le vecteur ξ :

$$\xi = [y_1^2 \quad y_1 y_2 \quad y_1 x \quad y_2^2 \quad y_2 x \quad x^2]^T \quad (22)$$

ce qui permet, à partir de X définie en (21), de construire la nouvelle matrice des données :

$$\Xi = \begin{bmatrix} y_1^2(1) & y_1(1)y_2(1) & y_1(1)x(1) & y_2^2(1) & y_2(1)x(1) & x^2(1) \\ \vdots & & & & & \\ y_1^2(N) & y_1(N)y_2(N) & y_1(N)x(N) & y_2^2(N) & y_2(N)x(N) & x^2(N) \end{bmatrix}^T \quad (23)$$

Par construction, il est clair que les colonnes de cette matrice ne sont pas indépendantes et qu'il existe au moins trois relations les liant. De ce fait, une simple analyse en composantes principales permet de mettre en évidence ces relations. En l'absence d'erreurs de mesure sur les variables y_1 , y_2 et x , la décomposition spectrale de la matrice de variance-covariance $\Xi^T \Xi$ doit révéler trois valeurs propres nulles associées à deux vecteurs propres qui fournissent directement les combinaisons linéaires liant les composantes de Ξ , donc le modèle global du système. En présence de bruit de mesure, les plus petites valeurs propres de $\Xi^T \Xi$ ne sont pas nulles ; néanmoins, les vecteurs propres qui leur sont associés sont ceux à retenir pour fournir les combinaisons linéaires recherchées et, donc, les paramètres des modèles globaux puis les matrices R_i (10).

En présence de bruit de mesure, les vecteurs propres sont légèrement modifiés, mais sans altérer de façon significative les résultats de reconnaissance de mode de fonctionnement. On obtient :

$$R_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0.67 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.67 & 0 & 0.45 \end{bmatrix} \quad R_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0.24 \\ 0 & 0.24 & -0.48 \end{bmatrix}$$

dont les valeurs peuvent être comparées aux valeurs théoriques issues de la simulation du modèle :

$$R_1^m = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0.75 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.75 & 0 & 0.50 \end{bmatrix} \quad R_2^m = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0.25 \\ 0 & 0.25 & -0.50 \end{bmatrix}$$

Ici, l'identification a été réalisée de façon sommaire, avec très peu de données ($N = 50$) et en utilisant une technique de type ACP, donc reposant sur la détermination de vecteurs propres fournissant ainsi les paramètres p_1 , p_2 , q_1 et q_2 du modèle global. Un plus grand nombre de données permet d'obtenir des vecteurs propres beaucoup moins sensibles au bruit de mesure.

A partir des modèles identifiés, la procédure de réconciliation de données et de détection de changement de mode de fonctionnement a été appliquée. En l'absence de valeurs aberrantes sur les mesures, les poids servant à l'estimation des grandeurs vraies (11) sont tous pris égaux

à 1. La figure (1) indique l'évolution des variables mesurées et validées. La figure (2), qui représente quelques composantes des vecteurs gradient, montre clairement l'instant de changement de mode, excepté pour quelques observations aux instants 4, 15, 30 et 49.

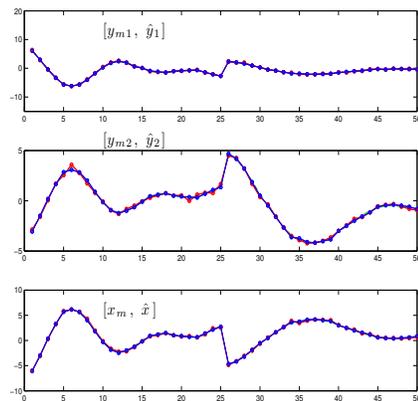


Figure 1. De haut en bas : mesures (en rouge) et estimés (en bleu) de y_1 , y_2 et x

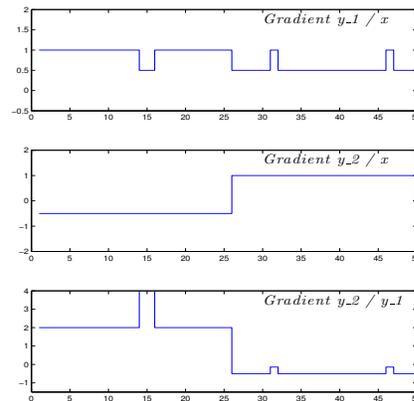


Figure 2. Résidus de modèles et mise en évidence du changement de mode (instant 25)

Références

- [1] M. Bildirici, Ö. Ersin. Modeling Markov switching ARMA-GARCH neural networks models and an application to forecasting stock returns. The Scientific World Journal, 497941, 2014.
- [2] M. Cetin, G. Comert. Short-Term Traffic Flow Prediction with Regime Switching Models. Journal of the Transportation Research Board, 1965, 23-31, 2006.
- [3] F. Gustafsson. Adaptive Filtering and Change Detection. J. Wiley, 2000.
- [4] P. Hayton, S. Utete, D. King, S. King, P. Anuzis, L. Tarassenko. Static and dynamic novelty detection methods for jet engine health monitoring. Philosophical Transactions of the Royal Society, 1851, 493-514, 2007.
- [5] J.S. Hub, B.L. de Groot. Detection of Functional Modes in Protein Dynamics. PLoS Computational Biology, 5 (8), 2009.
- [6] I. Hwang, H. Balakrishnan, C. Tomlin. State estimation for hybrid systems : applications to aircraft tracking. IEE Proceedings of Control Theory and Applications, 153 (5), 556-566, 2006.
- [7] K. Koyama, K. Watanabe, K. Kobayashi, Y. Kurihara. A Multi-variable Detecting Sensor and its Application. SICE-ICASE International Joint Conference, 2006.
- [8] L. McElroya, J. Baoa, R.Y. Yangb, A.B. Yub. A soft-sensor approach to flow regime detection for milling processes. Powder Technology, 188 (3), 234-241, 2008.
- [9] N. Mantua. Methods for detecting regime shifts in large marine ecosystems : a review with approaches applied to North Pacific data. Progress in Oceanography, 60, 165-182, 2004.

- [10] M.A. Martínez-Beneito, D. Conesa, A. López-Quílez, A. López-Maside. Bayesian Markov switching models for the early detection of influenza epidemic. *Statistics in Medicine*, 27 (22), 2008.