

Détection de changement de mode de fonctionnement

Loïc Bazart, Didier Maquin, Bertrand Bèle, Ahmed Khelassi, José Ragot

▶ **To cite this version:**

Loïc Bazart, Didier Maquin, Bertrand Bèle, Ahmed Khelassi, José Ragot. Détection de changement de mode de fonctionnement. 5e Journées Doctorales / Journées Nationales MACS, JD-JN-MACS 2013, Jul 2013, Strasbourg, France. pp.CDROM. hal-00922054

HAL Id: hal-00922054
https://hal.science/hal-00922054

Submitted on 9 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.

Détection de changement de mode de fonctionnement

Loïc Bazart[*,**], Didier Maquin[*,**], Bertrand Bele[***], Ahmed Khelassi[***], José Ragot[*,**]

[*] *Université de Lorraine, CRAN, UMR 7039, 2 avenue de la forêt de Haye, Vandœuvre-lès-Nancy Cedex, 54516, France*
e-mail : loic.bazart@univ-lorraine.fr.
[**] *CNRS, CRAN, UMR 7039, France.*
[***] *ArcelorMittal, Maizières-lès-Metz, France.*

Résumé— **Un système présente souvent plusieurs modes de fonctionnement qu'ils soient voulus de la part de l'opérateur, pour suivre une modification désirée, ou non dans le cas d'apparition de défaut ou de changement dû à l'environnement du système. Tout l'enjeu est d'être capable de connaître le mode courant de fonctionnement afin de pouvoir appliquer les commandes adéquates. Le but de ce travail est de reconnaître le mode actif à chaque instant, ainsi que d'estimer l'instant de commutation entre deux modes. Pour cela, on génère des résidus et on analyse ces derniers au cours du temps afin de détecter les changements de mode.**

Mots-clés— **résidus, changements de mode, estimation paramétrique, détection de saut.**

I. Introduction

Pour un système présentant différents modes de fonctionnement, plusieurs cas se présentent. Le changement de mode peut résulter d'une modification connue et mesurée, dans ce cas, on connaît à chaque instant le mode de fonctionnement. On peut alors mettre en œuvre des techniques d'identification paramétrique à partir des mesures collectées sur le système sous réserve que ces dernières soient déjà classées en fonction du mode de fonctionnement auquel elles appartiennent [2], [12], [15], [14]. Cela permet de caractériser chaque mode de fonctionnement par un modèle.
Le problème devient un peu plus délicat si l'on subit sans le maîtriser l'événement responsable du changement de mode. En effet, il faut alors commencer par classer les données issues du système en fonction du mode de fonctionnement auquel elles appartiennent et pour cela déterminer les instants de changement de mode de fonctionnement. On peut alors définir deux cas faisant appel à la classification supervisée et à la classification non supervisée. Dans le premier, les modèles des différents modes de fonctionnement sont a priori connus. On peut alors utiliser des techniques à base de bancs d'observateurs [9] ou encore, de multi-modèles [1], [10], [7] et [8] qui permettent de construire des indicateurs capables de reconnaître le mode de fonctionnement du système. La méthode présentée dans [11] se focalise sur la détection de changement dans une série temporelle à l'aide d'un filtre de Kalman et en supposant que les données sont issues d'un modèle autorégressif multivarié. Dans le cas non supervisé, les modèles des différents modes sont inconnus, il faut donc estimer simultanément les paramètres des modèles et le partitionnement des données de façon à associer à chaque modèle les données qui vont permettre son identification [5], [4], [13], [16], [3] et [6].

Dans l'approche que nous proposons ici, on suppose connu a priori le nombre de modes de fonctionnement ainsi que la structure du modèle associé à chaque mode, les paramètres de chaque modèle étant inconnus. L'objectif de la méthode est donc de détecter les changements de mode sans connaître les paramètres des modèles caractérisant chaque mode. Dans un premier temps, la méthode est présentée pour un système statique mono-sortie sans bruit. Puis, nous prendrons en compte le bruit affectant la mesure de la sortie et évaluerons alors les modifications que cela implique sur les résultats. Enfin nous appliquerons la méthode sur un modèle simplifié de lingotière de coulée continue.

II. Principe de la méthode

Le but de la méthode présentée ici est de détecter les changements de mode de fonctionnement d'un système à partir de mesures de ses différentes variables. Par hypothèse le nombre de modes de fonctionnement est connu a priori ainsi que la structure des modèles décrivant chacun de ces modes. La méthode repose sur l'estimation des paramètres du modèle global du système résultant d'une combinaison multiplicative des modèles locaux traduisant les modes de fonctionnement. L'analyse de sensibilité du modèle global vis-à-vis des variables d'entrées/sorties fournit alors un indicateur permettant de détecter les changements de mode de fonctionnement.

A. Modèle du système

Considérons par exemple un système statique mono-sortie à deux modes de fonctionnement, décrit par l'une ou l'autre des équations suivantes à chaque instant k :

$$\begin{cases} M_1 \ : \ y(k) - a_1 u_1(k) - b_1 u_2(k) = 0 \\ M_2 \ : \ y(k) - a_2 u_1(k) - b_2 u_2(k) = 0 \end{cases} \tag{1}$$

Selon les conditions opératoires, le système fonctionne selon l'un des modes M_1 ou M_2. A chaque instant, le triplet de données $(u_1(k), u_2(k), y(k))$ vérifie donc le modèle M_1 ou le modèle M_2. On peut donc écrire un modèle global découplé par rapport aux modes de fonctionnement :

$$\begin{aligned} M \ : \ r(k) = & (y(k) - a_1 u_1(k) - b_1 u_2(k)). \\ & (y(k) - a_2 u_1(k) - b_2 u_2(k)) = 0 \end{aligned} \tag{2}$$

Le modèle (2) peut être réécrit afin de faire apparaître

les paramètres du modèle global du système :

$$M : \begin{cases} r(k) = \phi^T(k)\theta = 0 \\ \phi(k) = \begin{pmatrix} y^2(k) & y(k)u_1(k) & y(k)u_2(k) \\ & u_1^2(k) & u_1(k)u_2(k) & u_2^2(k) \end{pmatrix}^T \\ \theta = \begin{pmatrix} \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 & \theta_4 & \theta_5 & \theta_6 \end{pmatrix}^T \end{cases} \quad (3)$$

Ainsi, à chaque instant, le triplet $(u_1(k), u_2(k), y(k))$ vérifie ce modèle global, c'est-à-dire $r(k) = 0$. Les paramètres globaux θ_i s'expriment en fonction des paramètres des modèles locaux associés aux modes de fonctionnement :

$$\begin{cases} \theta_1 = 1 & \theta_2 = -(a_1 + a_2) \\ \theta_3 = -(b_1 + b_2) & \theta_4 = a_1 a_2 \\ \theta_5 = a_1 b_2 + a_2 b_1 & \theta_6 = b_1 b_2 \end{cases} \quad (4)$$

L'obtention des valeurs des paramètres a_i et b_i nécessite la résolution d'un système de cinq équations non linéaires à quatre inconnues ce qui peut poser quelques difficultés de compatibilité lorsque les mesures sont bruitées. Notre propos concerne uniquement la détection de changement de mode et donc l'estimation des paramètres a_i et b_i s'avère inutile. La méthode proposée se limite à l'estimation des paramètres θ_i du modèle global et à l'analyse des variations de ces paramètres au cours du temps. Disposant d'une séquence d'enregistrement des signaux d'entrées/sorties du système $(u_1(k), u_2(k), y(k))$, les paramètres globaux θ_i sont estimés à l'aide d'une méthode de type moindres carrés appliquée à l'ensemble des données de la séquence.

B. Indicateur de changement de mode

En se basant sur une remarque de [16], évaluons la sensibilité de $r(k)$ (3) par rapport aux variables du système :

$$D(k) = \begin{pmatrix} \dfrac{\partial r(k)}{\partial u_1(k)} \\ \dfrac{\partial r(k)}{\partial u_2(k)} \\ \dfrac{\partial r(k)}{\partial y(k)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y(k)\theta_2 + 2u_1(k)\theta_4 + u_2(k)\theta_5 \\ y(k)\theta_3 + u_1(k)\theta_5 + 2u_2(k)\theta_6 \\ 2y(k)\theta_1 + u_1(k)\theta_2 + u_2(k)\theta_3 \end{pmatrix} \quad (5)$$

On peut donc évaluer les composantes du vecteur $D(k)$ à chaque instant (k) à partir des entrées/sorties $(u_1(k), u_2(k), y(k))$ du système et des paramètres θ_i sans connaître le mode actif à cet instant et sans connaître les paramètres a_i et b_i caractérisant chaque mode.

Le vecteur $D(k)$ se révèle utile pour détecter les changements de mode. Si le système est dans le mode de fonctionnement M_1, alors d'après (1) $y(k) = a_1 u_1(k) + b_1 u_2(k)$ et d'après la définition (5) le vecteur $D(k)$ prend la valeur :

$$D_1(k) = \begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ -1 \end{pmatrix} x(k) \quad (6)$$

avec $x(k) = (a_2 - a_1)u_1(k) + (b_2 - b_1)u_2(k)$ (notons que cette valeur n'est pas calculable puisqu'elle fait intervenir les paramètres a_i et b_i des modèles locaux qui sont inconnus). Si le système est dans le mode de fonctionnement M_2, $y(k) = a_2 u_1(k) + b_2 u_2(k)$, le vecteur $D(k)$ s'explicite :

$$D_2(k) = \begin{pmatrix} -a_2 \\ -b_2 \\ 1 \end{pmatrix} x(k) \quad (7)$$

Les vecteurs $D_1(k)$ est $D_2(k)$ sont équipollents aux vecteurs :

$$\tilde{D}_1 = \begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ -1 \end{pmatrix} \ , \ \tilde{D}_2 = \begin{pmatrix} a_2 \\ b_2 \\ -1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

et le vecteur $D(k)$ est donc, selon le mode de fonctionnement, colinéaire soit au vecteur $\tilde{D}_1$ soit au vecteur $\tilde{D}_2$. Si $\|D(k)\| \neq 0$ (ce qui correspond à $x(k) \neq 0$ traduisant la condition de discernabilité des modes M_1 et M_2 (1)), on peut effectuer le rapport entre chaque composante de $D(k)$ et la norme euclidienne de $D(k)$. Pour cela, on pose $\delta_i = \sqrt{a_i^2 + b_i^2 + 1}$, on obtient alors pour les directions caractérisant les modes M_1 et M_2 :

$$\bar{D}_1 = \frac{1}{\delta_1} \begin{pmatrix} a_1 & b_1 & -1 \end{pmatrix}^T \quad (9)$$

$$\bar{D}_2 = \frac{1}{\delta_2} \begin{pmatrix} -a_2 & -b_2 & 1 \end{pmatrix}^T \quad (10)$$

Les vecteurs (9) et (10) sont indépendants de $x(k)$, ont une amplitude constante et une direction fixe. Le vecteur $D(k)$, calculé à partir de la définition (5), des mesures et des paramètres du modèle global, contient donc l'information nécessaire pour détecter à chaque instant les changements de mode en fonction de la direction sur laquelle il s'aligne. Plus précisément, le vecteur $D(k)$ normalisé est égal à $\bar{D}_1$ ou $\bar{D}_2$ selon le mode de fonctionnement.

C. Distance angulaire entre les modes

Pour mettre en évidence la distance entre les deux modes, on évalue le cosinus de l'angle entre les vecteurs relatifs à chacun des modes. En l'absence de bruit, on obtient :

$$\cos(D_1(k), D_2(k)) = \frac{D_1(k)^T D_2(k)}{\|D_1(k)\| \, \|D_2(k)\|} = -\frac{1 + a_1 a_2 + b_1 b_2}{\delta_1 \delta_2} \quad (11)$$

Avec les définitions (4), cette expression peut également s'écrire uniquement en fonction des paramètres θ_i :

$$\cos(D_1(k), D_2(k)) = \frac{-1 - \theta_4 - \theta_6}{\sqrt{\theta_2^2 + \theta_3^2 + \theta_4^2 + \theta_5^2 + \theta_6^2 - 2(\theta_4\theta_6 + \theta_4 + \theta_6) + 1}} \quad (12)$$

On peut donc avec l'équation (12), calculer l'angle entre les vecteurs relatifs à chaque mode à partir de la connaissance des θ_i. Plus cet angle est important, plus il sera facile de détecter les changements de mode. D'un point de vue pratique, on calcule l'angle formé par les vecteurs $(D(k-1), D(k))$:

$$\cos(D(k-1), D(k)) = \frac{D(k-1)^T D(k)}{\|D(k-1)\| \, \|D(k)\|} \quad (13)$$

Si cet angle est nul, il n'y a pas eu de changement de mode entre les instants $k-1$ et k. Dans le cas contraire, l'angle

est égal à celui calculé avec l'expression (12), cela signifie qu'il y a eu un changement de mode.

La procédure à suivre pour déterminer à chaque instant le mode dans lequel le système fonctionne se résume à :

- à partir des données préalablement acquises sur un système ayant parcouru les deux modes de fonctionnement, estimer les paramètres θ_i avec une méthode des moindres carrés,
- à chaque instant k faire l'acquisition des entrées et sortie du système, puis évaluer le vecteur $D(k)$ grâce à l'expression (5),
- analyser la variation éventuelle de direction du vecteur $D(k)$ par rapport à celle de l'instant précédent et déterminer ainsi s'il y eu un changement de mode.

D. Application numérique

La simulation a été réalisée avec le modèle (1) et deux modes de fonctionnement. Les entrées $u_1(k)$ et $u_2(k)$ sont des entrées aléatoires bornées de moyennes respectives -2 et -3 et de bornes $[-3.5; -0.5]$ et $[-3.5; -2.5]$. La simulation est effectuée sur 100 points. Les changements de mode interviennent à des instants aléatoires mais chaque mode de fonctionnement a une persistance minimale arbitraire de 8 points adoptant ainsi l'hypothèse de persistance dans un mode de fonctionnement. On note $d_i(k)$ la i-ème composante du vecteur $D(k)$. Sur le signal de sortie $y(k)$ (figure 1), il est difficile de visualiser les instants de changement de mode. Les figures 2 et 3 montrent respectivement l'évolution au cours du temps des trois composantes du vecteur $D(k)$ et ses composantes normalisées ; les changements de mode de fonctionnement du système apparaissent clairement. Sur la figure 4, on localise nettement les instants de changement de mode.

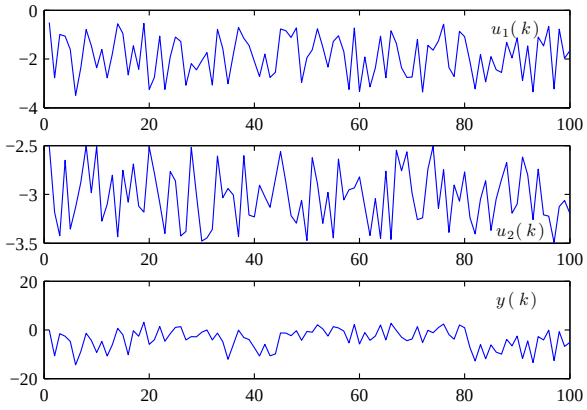


Fig. 1. Entrées/Sorties du système

III. Influence du bruit de mesure

L'ajout d'un bruit de mesure $c(k)$ sur la sortie du système modifie les modèles locaux et le modèle global sous la forme :

$$\begin{cases} y^*(k) = a_1u_1(k) + b_1u_2(k) + c(k) \\ y^*(k) = a_2u_1(k) + b_2u_2(k) + c(k) \end{cases} \tag{14}$$

$$\begin{aligned} M \ : \ r(k) =& (y^*(k) - a_1u_1(k) - b_1u_2(k)) \\ & (y^*(k) - a_2u_1(k) - b_2u_2(k)) \end{aligned} \tag{15}$$

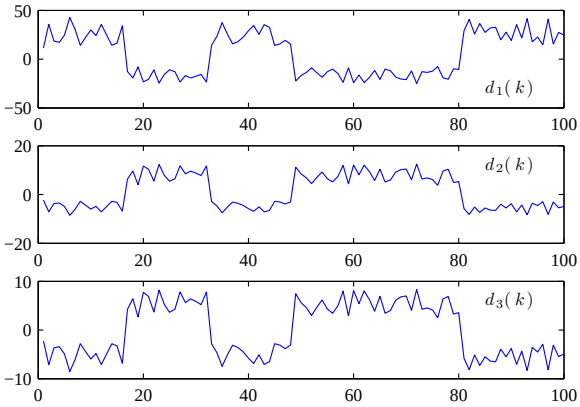


Fig. 2. Composantes du vecteur $D(k)$

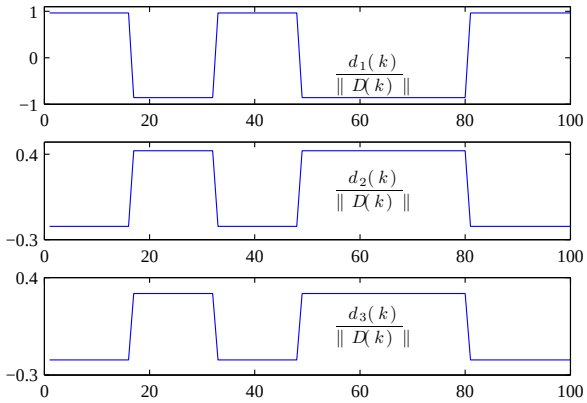


Fig. 3. Composantes normalisées de $D(k)$

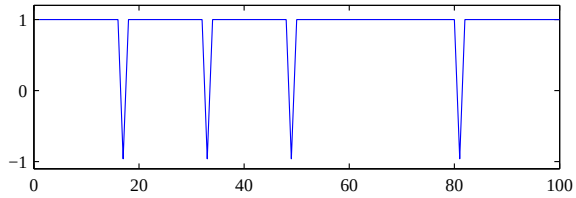


Fig. 4. Cosinus de l'angle entre $D(k-1)$ et $D(k)$

L'expression (5) est toujours valide en remplaçant $y(k)$ par $y^*(k)$. Toujours en posant $x(k) = (a_2 - a_1)u_1(k) + (b_2 - b_1)u_2(k)$, on obtient les directions correspondant aux deux modes de fonctionnement :

$$D_1(k) = \begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ -1 \end{pmatrix} x(k) + \begin{pmatrix} \theta_2 \\ \theta_3 \\ 2\theta_1 \end{pmatrix} c(k) \tag{16}$$

$$D_2(k) = \begin{pmatrix} -a_2 \\ -b_2 \\ 1 \end{pmatrix} x(k) + \begin{pmatrix} \theta_2 \\ \theta_3 \\ 2\theta_1 \end{pmatrix} c(k) \tag{17}$$

Contrairement au cas sans bruit, les vecteurs $D_1(k)$ et $D_2(k)$ ne sont plus colinéaires aux vecteurs $\tilde{D}_1$ et $\tilde{D}_2$ mais décrivent une enveloppe autour des directions de $\tilde{D}_1$ et $\tilde{D}_2$, l'étendue de cette enveloppe étant directement liée à l'amplitude du bruit. Afin de détecter les changements de mode, nous présentons une méthode d'analyse des résultats par un test d'intervalle.

A. Test par intervalle

Afin d'obtenir une détection garantie des changements de mode, il convient d'analyser l'influence du bruit $c(k)$ sur le vecteur $D(k)$ évalué numériquement à chaque instant grâce à (5). Le bruit est supposé centré, de moyenne nulle et borné ($|e(k)| < \epsilon$). On obtient alors, à partir de (16) et (17), pour les modes $M_i (i = 1, 2)$:

$$\begin{cases} d_1(k) - |\theta_2|\,\epsilon \leq a_i x(k) \leq d_1(k) + |\theta_2|\,\epsilon \\ d_2(k) - |\theta_3|\,\epsilon \leq b_i x(k) \leq d_2(k) + |\theta_3|\,\epsilon \\ d_3(k) - \epsilon \leq -x(k) \leq d_3(k) + \epsilon \end{cases} \tag{18}$$

En divisant ensuite les encadrements obtenus par $\|D(k)\|$, on obtient alors pour les deux modes M_i $(i = 1, 2)$:

$$\begin{cases} \dfrac{d_1(k) - |\theta_2|\,\epsilon}{\|D(k)\|} \leq \dfrac{a_i x(k)}{\|D(k)\|} \leq \dfrac{d_1(k) + |\theta_2|\,\epsilon}{\|D(k)\|} \\ \dfrac{d_2(k) - |\theta_3|\,\epsilon}{\|D(k)\|} \leq \dfrac{b_i x(k)}{\|D(k)\|} \leq \dfrac{d_2(k) + |\theta_3|\,\epsilon}{\|D(k)\|} \\ \dfrac{d_3(k) - \epsilon}{\|D(k)\|} \leq \dfrac{-x(k)}{\|D(k)\|} \leq \dfrac{d_3(k) + \epsilon}{\|D(k)\|} \end{cases} \tag{19}$$

Pour détecter un changement de mode entre les instants k et $k+1$, on commence par évaluer l'ensemble des bornes des intervalles définis par les inéquations (19) aux instants k et $k+1$. On obtient alors six intervalles que l'on note $I_i(k)$ et $I_i(k+1)$ où l'indice i fait référence à la i-ème inéquation de (19). Ensuite on évalue l'intersection entre les intervalles $I_i(k)$ et $I_i(k+1)$. Si aucune des intersections n'est vide, alors cela signifie qu'il n'y a pas eu de changement de mode entre les instants k et $k+1$. Si au contraire au moins une des intersections est vide, on teste la persistance du changement de mode éventuel en réitérant le calcul précédent entre les instants $k+1$ et $k+2$. En effet, il se peut que l'une des intersection calculée soit vide uniquement à cause du bruit de mesure. La persistance est testée de la façon suivante :

Si la valeur moyenne des n intervalles suivant l'instant de détection n'appartient pas à l'intervalle moyen des p intervalles qui précèdent l'instant de détection, alors il y a eu changement de mode.

En notant $I^+(j)$ et $I^-(j)$ respectivement la borne supérieure et inférieure de l'intervalle à l'instant j, cela se traduit de façon mathématique par :

$$\text{Si } \frac{1}{n}\sum_{k}^{k+n}(I^+(j) - I^-(j)) \notin \frac{1}{p}\left[\sum_{k-p}^{k} I^-(j); \sum_{k-p}^{k} I^+(j)\right]$$

alors il y a eu changement de mode.

Les valeurs des hyperparamètres n et p sont choisies de manière expérimentale en fonction de la persistance du système dans chacun des modes. Si les modes sont trop proches ou si l'amplitude du bruit est trop importante, l'intersection des intervalles calculés avec (19) ne sera jamais vide et donc la distinction entre les modes de fonctionnement ne pourra pas être effectuée. La condition de vacuité de ces intersections permet de définir la borne maximale du bruit pour effectuer cette distinction.

B. Application numérique

On effectue une simulation dans les mêmes conditions qu'à la section II-D en ajoutant un bruit aux mesures de la sortie du système. Ce bruit est uniforme et d'amplitude égale à 5% de l'amplitude maximale du signal $y(k)$. La simulation est effectuée sur 100 points. Les changements de mode interviennent à des instants aléatoires mais chaque mode de fonctionnement à une persistance minimale de 8 points. On obtient les mêmes conclusions que dans le cas sans bruit, la détection des modes ainsi que les instants de commutation apparaissent clairement sur les figures 6 et 7.

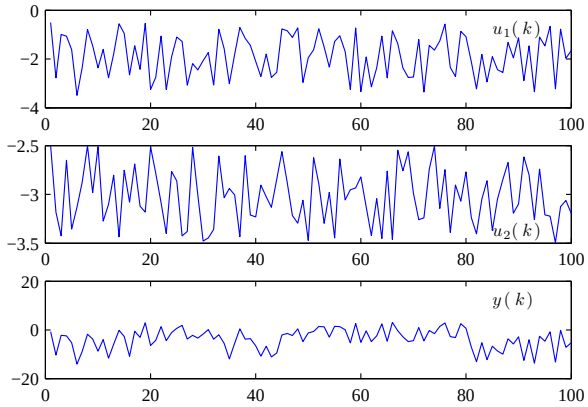


Fig. 5. Entrées/Sorties du système en présence de bruit

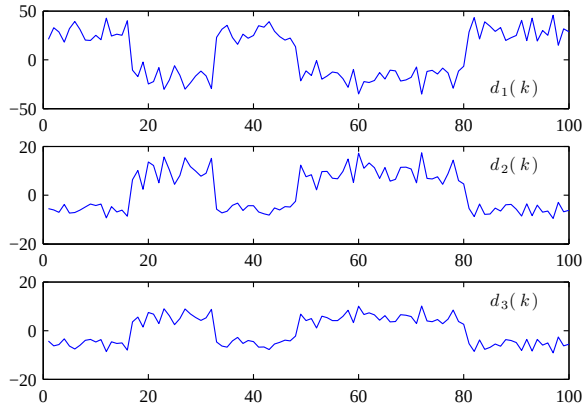


Fig. 6. Composantes du vecteur $D(k)$ en présence de bruit

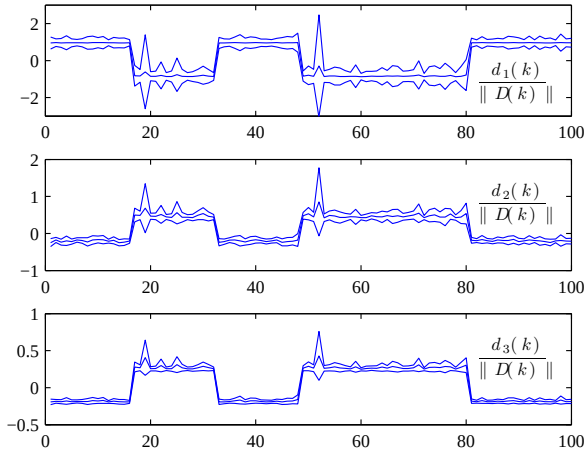


Fig. 7. Composantes normalisées de $D(k)$

La figure 7 montre les résultats de la normalisation des composantes du vecteur $D(k)$ ainsi que les intervalles

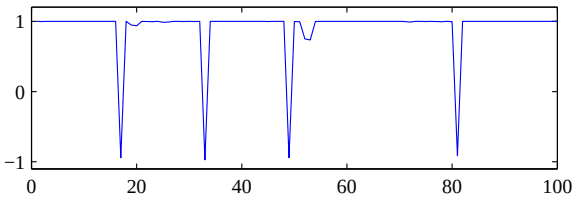


Fig. 8. Cosinus de l'angle entre $D(k-1)$ et $D(k)$

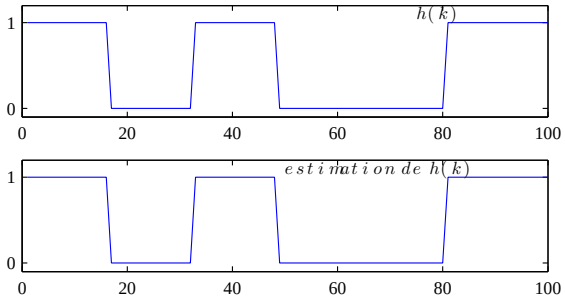


Fig. 9. $h(k)$ et son estimé

définis à partir des équations (19). La figure 8 montre le résultat du calcul du cosinus de l'angle entre $D(k-1)$ et $D(k)$; on voit clairement les instants de changement de mode. La figure 9 montre la fonction $h(k)$ indicatrice du changement de mode du système ainsi que son estimation obtenue par analyse des intervalles (section III-A).

IV. Application à un modèle mécanique simplifié de lingotière de coulée continue

La méthode qui vient d'être énoncée dans le cas d'un système statique peut facilement s'étendre au cas de systèmes dynamiques et également au cas de systèmes multi-sorties. Nous allons l'appliquer à un système dynamique multi-sorties représentant un modèle mécanique simplifié de lingotière de coulée continue.

A. Modèle du système

Les commandes de ce système sont la force de traction T sur le produit et la force F_l appliquée à la lingotière. Les mesures sont la vitesse v_p du produit et la vitesse v_l de la lingotière. Le modèle est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{cases} v_p(k+1) = \left(1 - \frac{\tau * f}{M_p}\right) v_p(k) + \frac{\tau * f}{M_p} v_l(k) + \frac{\tau}{M_p} T(k) \\ v_l(k+1) = \frac{\tau * f}{M_l} v_p(k) + \left(1 - \frac{\tau * f}{M_l}\right) v_l(k) + \frac{\tau}{M_l} F_l(k) \end{cases} \tag{20}$$

avec M_p la masse du produit, M_l la masse de la lingotière et τ le pas de temps servant à la représentation discrète du système. La variation des frottements f entre le produit et la lingotière est représentative d'un phénomène appelé "collage" qui génère des défauts de qualité dans la structure du produit. On cherche donc à mettre en évidence ces variations de frottement. On ne considère ici que deux valeurs distinctes f_1 et f_2 qui correspondent respectivement à un fonctionnement normal et un fonctionnement anormal, d'où un système à deux modes de fonctionnement suivant la valeur de f. On obtient les modèles suivant M_i avec $i = \{1, 2\}$:

$$\begin{cases} \left(\frac{M_p}{\tau}\left(v_p(k+1) - v_p(k)\right) - T(k)\right) + f_i(v_p(k) - v_l(k)) = 0 \\ \left(\frac{M_l}{\tau}\left(v_l(k+1) - v_l(k)\right) - F_l(k)\right) - f_i(v_p(k) - v_l(k)) = 0 \end{cases} \tag{21}$$

En définissant :

$$\begin{aligned} x_1(k) &= \frac{M_p}{\tau}(v_p(k+1) - v_p(k)) - T(k) \\ x_2(k) &= v_p(k) - v_l(k) \\ x_3(k) &= \frac{M_l}{\tau}(v_l(k+1) - v_l(k)) - F_l(k) \end{aligned} \tag{22}$$

par analogie avec les cas précédents, il est facile d'obtenir le modèle global découplé par rapport aux deux modes de fonctionnement ainsi que les dérivées de ce modèle par rapport aux variables $(x_1(k), x_2(k), x_3(k))$ qui sont directement fonction des mesures disponibles.

B. Simulation

La simulation a été réalisée avec le modèle (20). Les valeurs des paramètres sont $M_l = 3$, $M_p = 23$, $f_1 = 11$, $f_2 = 12$ et $\tau = 0.1$. La simulation est effectuée sur 100 secondes et les changements de mode sont générés à partir d'une fonction binaire $h(k)$ avec une persistance minimale de 8 secondes par mode. Le bruit de mesure est additif, uniforme et d'amplitude égale à 5% de l'amplitude maximum de chacun des signaux de sortie.

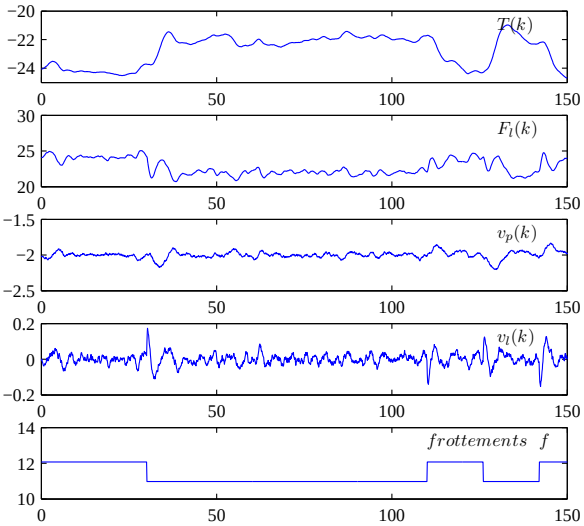


Fig. 10. Entrées/Sorties du système en présence de bruit

Les figures (10) et (11) ne permettent pas une détection efficace des changements de mode. La figure (12) est quant à elle plus pertinente ; c'est à partir des résultats indiqués par cette figure qu'a été réalisé le test par intervalle présenté à la section (III-A) (les intervalles n'ont pas été tracé dans un soucis de lisibilité). La fonction $h(k)$ indicatrice du changement de mode du système et le résultat du test par intervalle sont représentés à la figure (13) et illustrent l'efficacité de la détection des changements de mode du système.

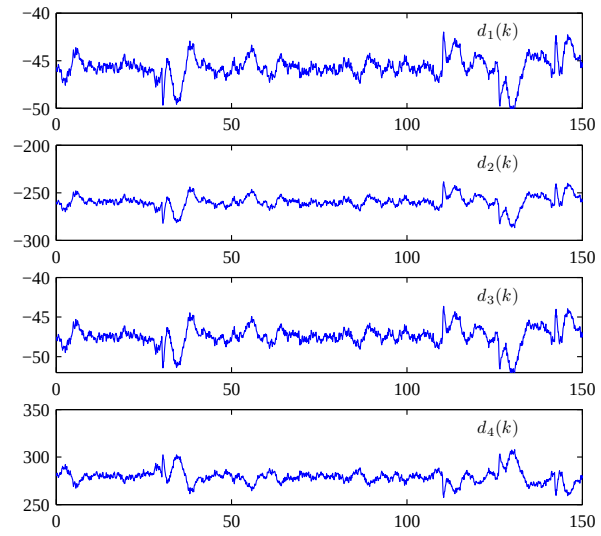


Fig. 11. Composantes du vecteur $D(k)$ en présence de bruit

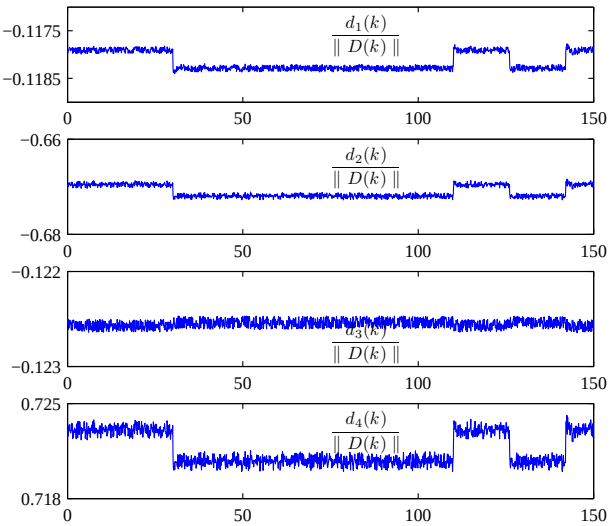


Fig. 12. Composantes normalisées de $D(k)$

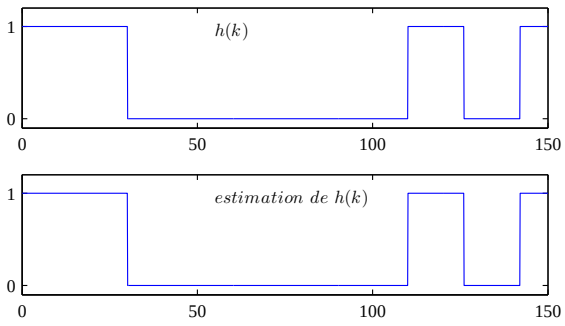


Fig. 13. $h(k)$ et son estimé

V. Conclusion

La méthode proposée pour la détection du mode actif d'un système à chaque instant et pour l'estimation de l'instant de changement de mode peut s'appliquer pour différents types de modèle qu'ils soient statiques, dynamiques, mono-sortie ou multi-sorties. Son intérêt essentiel est que la connaissance des paramètres du modèle de chaque mode n'est pas nécessaire, seule l'estimation des paramètres globaux du système est utilisée.

Cette présentation a été faite dans le cadre d'une procédure supervisée. Pour cela, on dispose d'un jeu de données permettant l'estimation des paramètres globaux du système. Il est aisé d'étendre cette méthode au cas non supervisé. Les paramètres globaux du système sont alors estimés à chaque instant à l'aide d'un algorithme récursif par exemple et l'analyse du vecteur gradient permet de découvrir l'apparition de nouveaux modes de fonctionnement. De plus, le calcul de l'angle entre les vecteurs gradient relatifs à chaque mode doit pouvoir être étendu dans le cas d'un système à mesures bruitées. Dans ce cas, il serait possible de connaître l'amplitude maximale de bruit admissible pour la détection des changements de mode.

Références

[1] L. Bako, K. Boukharouba, E. Duviella, and S. Lecoeuche. A recursive identification algorithm for switched linear/affine models. *Nonlinear Analysis : Hybrid Systems*, 5(2) :242–253, 2011.

[2] S. A. Billings and W. S. F. Voon. Piecewise linear identification of nonlinear systems. *International Journal of Control*, 46(1) :215–235, 1987.

[3] J. A. Bilmes. A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models. Report TR-97-021, International Computer Science Institute, Berkeley, USA, 1998.

[4] L Breiman. Hinging hyperplanes for regression, classification and function approximation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 39(3) :999–1013, 1993.

[5] K. S. Chan and H. Tong. On estimating thresholds in autoregressive models. *Journal of Time Series Analysis*, 7(3) :179–190, 1986.

[6] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B 39 :1–38, 1977.

[7] E. A. Domlan, B. Huang, J. Ragot, and D. Maquin. Robust identification of switched regression models. *IET Control Theory & Applications*, 3(12) :1578–1590, 2009.

[8] R. Hallouzi, M. Verhaegen, R. Babuska, and S. Kanev. Model weight and state estimation for multiple model systems applied to fault detection and identification. In *14th IFAC Symposium on System Identification*, Newcastle, Australia, 2006.

[9] P. D. Hanlon and P. S. Maybeck. Multiple-model adaptive estimation using a residual correlation Kalman filter bank. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 36(2) :393–406, 2000.

[10] A. Hocine, D. Maquin, and J. Ragot. Utilisation d'une banque de modèles variable pour la détection de changement de régimes. In *Journées Doctorales d'Automatique*, Valenciennes, France, 2003.

[11] L. Hyoung-Joo and S. J. Roberts. On-line novelty detection using the Kalman filter and extreme value theory. In *19th International Conference on Pattern Recognition*, Tampa, Florida, USA, 2008.

[12] R. Isermann. Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods - an introduction. *Control Engineering Practice*, 5(5) :639–652, 1997.

[13] I. T. Jolliffe. *Principal Component Analysis*. Springer, New York, 2002.

[14] M. Khov. *Surveillance et diagnostic des machines synchrones à aimants permanents : Détection des courts-circuits par suivi paramétrique*. PhD thesis, Université de Toulouse, France, 2009.

[15] A. Maddi, A. Guessoum, D. Berkani, and O. Belkina. Etude de la méthode des moindres carrés récursive et application au signal de parole. In *3rd International Conference : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*, Sousse, Tunisia, 2005.

[16] R. Vidal, Y. Ma, and S. Sastry. Generalized principal component analysis (GPCA). In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Madison, WI, USA, 2003.