

Détection de défauts par analyse par intervalles

Gaétan VIDEAU, Tarek RAISSI, Ali ZOLGHADRI

Université Bordeaux 1, Laboratoire d'Automatique, Productique et Signal – UMR 5131 CNRS
351 cours de la Libération, 33405 TALENCE Cedex, FRANCE

gaetan.videau@laps.u-bordeaux1.fr, tarek.raissi@laps.u-bordeaux1.fr, ali.zolghadri@laps.u-bordeaux1.fr
<http://www.laps.u-bordeaux1.fr/aria>

Résumé – *En diagnostic à base de modèle, les modèles sont souvent construits sur la base d'hypothèses stochastiques, difficiles à vérifier pour certaines conditions de fonctionnement. Une alternative intéressante consiste à se situer dans un contexte déterministe en supposant que les erreurs de modélisation et de mesure sont bornées.*

Dans cette communication, nous nous intéressons aux techniques ensemblistes pour le diagnostic. Nous nous appuyons plus particulièrement sur l'analyse par intervalles. Nous avons adapté l'algorithme de partitionnement SIVIA à la détection d'anomalies, sur un horizon glissant, ce qui nous permet de localiser l'instant auquel se produit l'anomalie. Pour chaque horizon nous cherchons l'ensemble solution des paramètres d'un modèle du système. L'étude de l'intersection entre cet ensemble solution et l'encadrement a priori des paramètres du modèle permet de savoir si une anomalie s'est produite.

Mots clés - *Détection de défauts, estimation ensembliste, analyse par intervalles.*

I. INTRODUCTION

Les systèmes industriels devenant de plus en plus complexes et sophistiqués, il est nécessaire de pouvoir garantir la sûreté de leur fonctionnement. On entend par sûreté de fonctionnement, la capacité qu'aura un système à effectuer les tâches pour lesquelles il a été conçu. Cette capacité peut être entravée par les défauts affectant le fonctionnement du système, entraînant ainsi des conséquences inacceptables sur la sécurité (des hommes ou du matériel), l'environnement et la qualité de production ou de service.

Il est essentiel de mettre en place des fonctions de surveillance permettant de garantir le fonctionnement sûr des systèmes. On entend par fonctions de surveillance l'ensemble des actions permettant de détecter, localiser et diagnostiquer tout phénomène anormal survenant pendant le fonctionnement. Ces fonctions de surveillance sont élaborées à partir des techniques dites DLD (Détection et localisation de Défauts) ou FDI (Fault Detection and Isolation) [10]. La détection correspond à la mise en évidence de phénomènes anormaux ainsi que la prise de décisions sur leur caractère normal ou anormal. La localisation quant à elle, permet d'isoler et d'identifier la

source de ce phénomène anormal. En diagnostic, on distingue les approches sans modèle (vérification de limites et tendances, redondance physique, approches statistiques, ...) et les approches avec modèle. Nous nous intéressons dans cette communication aux méthodes avec modèle. Parmi les approches qu'on peut rencontrer dans la littérature, on peut citer notamment les approches basées sur l'estimation paramétrique et l'estimation d'état [4], [2], [1], [10], [11].

L'approche à base de modèles paramétriques consiste à estimer les paramètres d'un modèle de représentation ou de comportement du système. La variation à l'extérieur d'une zone de confiance de ces paramètres est interprétée comme la manifestation d'une défaillance qui peut être détectée, avec un indice de confiance, par un test de décision [16]. La seconde catégorie, à base de modèle d'état, peut être subdivisée en trois familles distinctes. Les approches à base de l'espace de parité, où le résidu est généré en projetant les données mesurées dans un espace appartenant au sous espace vectoriel supplémentaire au sous espace vectoriel engendré par les colonnes de la matrice d'observabilité d'ordre réduit [7], [14], [6], [15]. La deuxième famille est basée sur les approches par observateur [5], [3], [6], [14]. Enfin les approches basées sur la synthèse directe de filtre d'état [17], [8], [2], [9], où le résidu est défini comme étant la différence entre une combinaison linéaire des sorties ou des états et leurs estimations respectives.

Les modèles sont généralement construits sur la base d'hypothèses stochastiques fondées sur une description probabiliste des erreurs (bruits de mesure, perturbations, erreurs de modèle), difficiles à vérifier pour certaines conditions de fonctionnement. Nous allons utiliser ici une alternative qui consiste à se situer dans un contexte déterministe en supposant que les erreurs de modélisation et de mesure sont bornées et de bornes connues *a priori* ; nous ne ferons pas d'hypothèse sur leurs distributions. L'objectif de cette approche est de caractériser l'ensemble S des valeurs du vecteur de paramètres Θ dits admissibles. On entend par "admissibles" les valeurs qui correspondent à des erreurs appartenant à un ensemble acceptable. Tout point appartenant à l'ensemble S est une solution au problème d'estimation.

Cet ensemble S est défini par :

$$S = \{ \Theta \in [\Theta_0] \mid \underline{y} \leq \mathbf{f}(\Theta) \leq \bar{y} \} \quad (1)$$

où \underline{y} et \bar{y} sont respectivement les bornes inférieure et supérieure du vecteur de sortie et $[\Theta_0]$ est l'espace initial de recherche. D'un point de vu mathématique, la caractérisation de l'ensemble S est un problème d'inversion ensembliste.

L'idée apportée par ce travail est le fait de travailler sur un horizon glissant, qui permet de détecter l'instant du début du défaut. Nous pourrions conclure à la présence d'un défaut, pour chaque pas de l'horizon, si l'ensemble S est vide. Dans ce cas, au moins une mesure n'est pas compatible avec le modèle et la borne d'erreur.

II. ARITHMÉTIQUE DES INTERVALLES

On appelle un intervalle $[x]$, un ensemble connexe, borné (de bornes \underline{x} et \bar{x}) et fermé de nombres réels. L'ensemble des intervalles de \mathbb{R} est noté \mathbb{IR} . Un vecteur d'intervalles $[\mathbf{x}]$ de \mathbb{R}^n est un vecteur de dimension n dont les éléments sont des intervalles. Les opérations sur les réels sont étendues aux intervalles [13] en utilisant la relation suivante :

$$[x] \circ [y] = \{ x \circ y \mid x \in [x], y \in [y] \} \quad (2)$$

avec : $[x], [y] \in \mathbb{IR}$ et $\circ \in \{ +, -, *, / \}$

On définit également la largeur d'un intervalle :

$$w([x]) = \bar{x} - \underline{x} \geq 0 \quad (3)$$

Le volume d'un vecteur d'intervalles et donné par :

$$vol([\mathbf{x}]) = \prod_{i=1}^n (w(x_i)) \quad (4)$$

De même si $\mathbf{f} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ est une fonction, on définit une fonction d'inclusion $[\mathbf{f}]$ par une extension intervalle de \mathbf{f} telle que $[\mathbf{f}] : \mathbb{IR}^n \rightarrow \mathbb{IR}^m$ vérifie :

$$\mathbf{f}([\mathbf{x}]) = \{ \mathbf{f}(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in [\mathbf{x}] \} \subseteq [\mathbf{f}]([\mathbf{x}]) \quad (5)$$

En général, la fonction d'inclusion n'est pas unique et dépend de la manière dont \mathbf{f} est écrite. L'objectif de l'analyse par intervalles est de pouvoir utiliser des fonctions d'inclusion peu pessimistes dans le sens où la taille de $([\mathbf{f}]([\mathbf{x}]) - \mathbf{f}([\mathbf{x}]))$ est assez petite.

On entend par pessimisme, le fait que le résultat d'une suite d'opérations entre deux ou plusieurs intervalles n'est pas minimal : l'intervalle obtenu est donc pessimiste. Ce problème majeur de l'algèbre des intervalles est dû principalement à deux phénomènes : la dépendance et l'enveloppement. Le terme de dépendance est employé dès qu'une expression contient plusieurs occurrences d'une même variable. L'enveloppement caractérise le pessimisme dû à la représentation d'un ensemble quelconque par un pavé.

III. DÉTECTION D'ANOMALIES

PAR UNE APPROCHE ENSEMBLISTE

Nous cherchons dans cette partie à présenter une procédure de détection d'anomalies par une approche ensembliste. Ce travail est constitué de deux étapes. Une première phase de validation du modèle, qui consiste à déterminer l'ensemble solution des paramètres du modèle du système étudié. Cet ensemble S sera approximé par un pavé $[\Theta_{ext}]$. La détection sera réalisée sur un horizon glissant. Pour chaque horizon on cherchera l'ensemble solution des paramètres du modèle et on le comparera au pavé $[\Theta_{ext}]$ obtenu lors de la validation du modèle.

A. Validation du modèle

Avant de procéder à l'estimation des paramètres du modèle, il est nécessaire de choisir une entrée riche qui permettra d'exciter les dynamiques du système.

La phase de validation du modèle consiste à résoudre, pour un fonctionnement sans défaut, le système d'inéquations :

$$\underline{y}(k) \leq \mathbf{f}(\Theta, k) \leq \bar{y}(k) \mid \Theta \in [\Theta_0], k \in \{1, \dots, N\} \quad (6)$$

où $\mathbf{f}(\Theta, k)$ est la sortie du modèle qui s'exprime en fonction des paramètres à identifier. $\underline{y}(k)$ et $\bar{y}(k)$ sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de la mesure à l'instant k .

Pour résoudre le système (6) on utilise l'algorithme de partitionnement SIVIA [12]. Cet algorithme permet de trouver, de manière garantie (lorsque au moins une solution existe), un encadrement de l'ensemble S . Il consiste à partitionner l'espace initial de recherche $[\Theta_0]$ en trois ensembles de sous-pavés. Le premier, noté S_{int} , est composé de l'union de tous les sous-pavés $[\Theta]$ de $[\Theta_0]$ pour lesquels (6) est respectée :

$$[\mathbf{f}]([\Theta], k) \subseteq [\mathbf{y}] \quad \forall k \in \{1, \dots, N\} \quad (7)$$

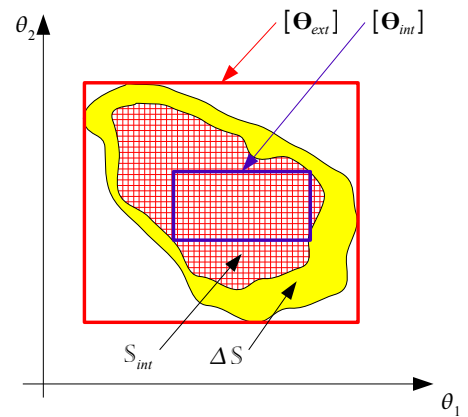


Fig. 1: Approximation de S

S_{int} est une approximation intérieure de l'ensemble S . Le second ensemble contient les pavés qui ne sont pas solutions du système (6) :

$$\exists k \mid [f](\Theta, k) \cap [y] = \emptyset \quad (8)$$

Les pavés ne satisfaisant ni la condition (7) ni la condition (8) et dont la taille est inférieure à une précision η fixée par l'utilisateur sont dits indéterminés. Ces pavés indéterminés forment le troisième ensemble noté ΔS . Cet ensemble ΔS sera considéré comme une incertitude numérique dont le volume dépend de η . Pour réduire l'incertitude numérique, il suffit de prendre η assez petite. Néanmoins, le temps de calcul augmente. Enfin, on notera S_{ext} l'approximation extérieure de l'ensemble donnée par la relation $S_{ext} = S_{int} \cup \Delta S$. On a alors :

$$S_{int} \subseteq S \subseteq S_{ext} \quad (9)$$

Une fois l'encadrement de l'ensemble S trouvé à l'aide de SIVIA, on définit $[\Theta_{ext}]$ comme étant le plus petit pavé englobant S_{ext} et $[\Theta_{int}]$ le pavé le plus grand pavé contenu dans S_{int} (cf. figure (1)). On a ainsi :

$$[\Theta_{int}] \subseteq S_{int} \subseteq S \quad (10)$$

$$S \subseteq S_{ext} \subseteq [\Theta_{ext}] \quad (11)$$

B. Horizon glissant, localisation des anomalies

Le travail sur un horizon glissant permet de localiser l'instant auquel se produit l'anomalie.

On dispose d'un signal discrétisé de N données. L'étude est faite sur un horizon glissant H_i ($i \in \{1, \dots, N/p - L + p\}$) où L est la largeur de l'horizon et p le pas de déplacement, avec $L = a \cdot p \mid a \in \mathbb{N}$. Sur un horizon H_i , on traite les mesures :

$$k \in [p(i-1), p(i-1)+L] \quad (12)$$

Si sur l'horizon H_i , l'ensemble S_{ext} n'est pas vide (pas d'inconsistance entre les mesures et le modèle), alors on ne peut pas conclure à la présence d'un défaut. Par contre, si sur l'horizon H_i , l'ensemble S_{ext} est vide, on pourra déduire que l'anomalie a eu lieu pour les mesures :

$$k \in [p(i-2)+L, p(i-1)+L] \quad (13)$$

On aura donc un retard compris entre 0 et p pour détecter cette anomalie et on ne pourra rien dire pour les L premières mesures.

Quand on ne détecte plus de défaut sur l'horizon H_i , on pourra déduire que l'anomalie a disparu à l'instant :

$$k \in [p(i-2), p(i-1)] \quad (14)$$

Cette fin d'anomalie sera signalée avec un retard compris entre L et $L+1$, et on ne pourra rien conclure sur les L dernières mesures.

Dans l'exemple de la figure (2), le défaut apparaît pour la première fois dans l'horizon $H_{k'/p+2}$; il disparaît dans l'horizon $H_{k'/p+7}$. Le défaut commence donc pour les

mesures :

$$k \in [k' + 4p, k' + 5p]$$

et il s'arrête pour

$$k \in [k' + 5p, k' + 6p]$$

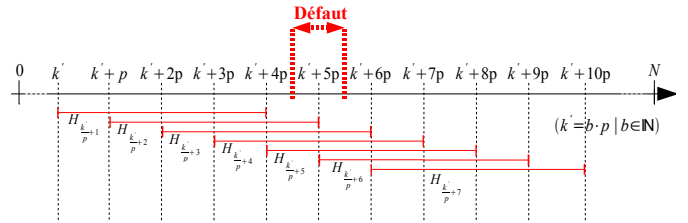


Fig. 2: Horizon glissant

C. Inversion ensembliste sur un horizon

Pour chaque horizon H_i , on cherche à l'aide de l'algorithme de partitionnement SIVIA l'ensemble solution des paramètres Θ satisfaisant la condition (15) et appartenant au pavé initial $[\Theta_{ext}]$ calculé lors de la phase de validation.

$$[\hat{y}(\Theta, k)] \in [y(k)] \mid k = [p(i-1) \dots p(i-1)+L] \quad (15)$$

ce qui revient à chercher l'intersection S_{H_i} entre l'ensemble S_{exp} solution de (15) et $[\Theta_{ext}]$. En travaillant avec $[\Theta_{ext}]$, on introduit du pessimisme qui est inévitable étant donné qu'il est difficile de procéder directement avec S_{ext} (S_{ext} de forme complexe).

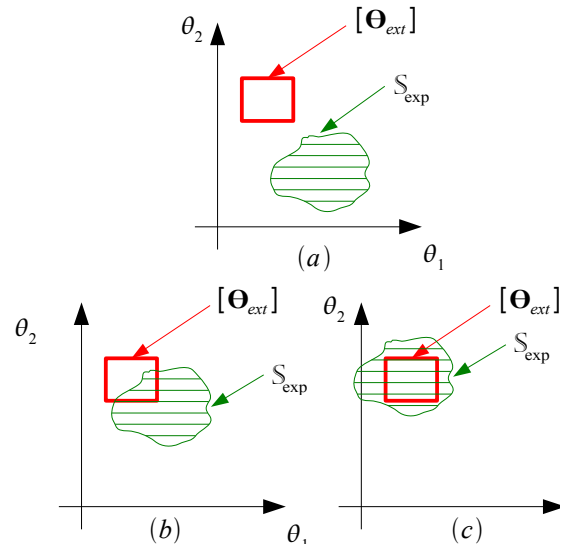


Fig. 3: Pavé initial et ensemble solution pour un horizon et pour $\Theta = (\theta_1, \theta_2)^T$

Si $S_{H_i} = S_{exp} \cap [\Theta_{ext}] = \emptyset$ (figure (3.a)), on dira que le modèle et les hypothèses du départ ne vérifient pas les données expérimentales et on pourra conclure à la présence d'un défaut. Par contre si $S_{H_i} \neq \emptyset$ (figure (3.b) et figure (3.c)), on ne pourra rien assurer et il faudra prendre une décision.

Dans cette communication nous ne traiterons pas cette prise de décision, mais l'étude du nombre des sous-pavés de S_{H_i} ainsi que leur volume pourront être des indicateurs intéressants pour aider à cette prise de décision.

Pour estimer la sortie sur chaque horizon il faut connaître la valeur initiale $\hat{y}(\Theta, p(i-1)-1)$. Elle est calculée en attribuant au vecteur des paramètres inconnus le pavé $[\Theta_{int}]$ tel que :

$$\hat{y}(\Theta, p(i-1)-1) = \hat{y}'([\Theta_{int}], p(i-1)-1) \quad (16)$$

avec $\hat{y}'([\Theta_{int}], k) \mid k \in \{1, \dots, N\}$ la sortie estimée.

La figure (4) illustre ce principe.

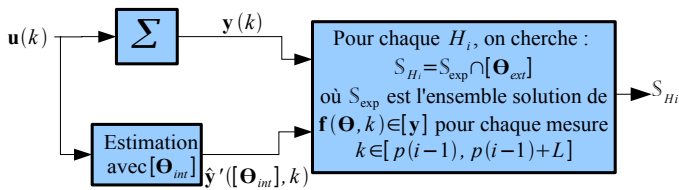


Fig. 4: Génération de S_{H_i} .

IV. APPLICATION

Nous avons utilisé comme support applicatif un procédé hydraulique de laboratoire (figure (5)). Les données utilisées sont prélevées lors du cycles de fonctionnement. Ce procédé hydraulique se compose d'une cuve de section A , d'une bêche, d'une pompe et d'un capteur de pression différentiel (placé au fond de la cuve) pour mesurer la hauteur d'eau à l'intérieur de la cuve. La cuve est reliée à la bêche par deux conduits de section S_n . Le débit de chaque conduit est modulable par une vanne manuelle. La vanne V_1 est laissée complètement ouverte durant toute la manipulation. La vanne V_2 est utilisée pour engendrer une fuite. La pompe a un fonctionnement unidirectionnel et est utilisée pour régler le débit.

L'équation différentielle liant la hauteur d'eau h et les débits d'entrée Q_e et de sortie Q_s est la suivante :

$$A \frac{dh(t)}{dt} = Q_e(t) - Q_s(t) \quad (17)$$

où $Q_s(t)$ est donné par la loi de Toricelli :

$$Q_s(t) = \alpha S_n \sqrt{2gh(t)} \quad (18)$$

La loi de Toricelli fait apparaître une non-linéarité en h . On linéarise l'équation (17) autour d'un point de fonctionnement M_0 (où Q_{s0} est un débit fixe et h_0 est une hauteur fixe). On obtient ainsi un modèle du premier ordre (19) et une erreur de modélisation que l'on cherchera à caractériser :

$$G(p) = \frac{\Delta h(p)}{\Delta Q_e(p)} = \frac{k}{1 + \tau p} \quad (19)$$

$$\text{avec : } \beta = \frac{\alpha S_n \sqrt{2g}}{2\sqrt{h_0}}, \quad k = \frac{1}{\beta} \quad \text{et} \quad \tau = \frac{A}{\beta}$$

Ce système fonctionne en boucle fermée et le correcteur est proportionnel (figure (6)). La méthode directe consiste à travailler avec les informations sur la commande $Q_e(t)$ et la sortie $h(t)$. Une approche indirecte, que nous utilisons ici, consiste à identifier le système dans son ensemble (correcteur et procédé en boucle fermée). Sachant que le correcteur est de type proportionnel, on peut bien remonter aux paramètres k et τ . Les données dont on dispose sont la consigne h_{cons} et la sortie h . On travaille donc avec la fonction de transfert :

$$H(p) = \frac{h(p)}{h_{cons}(p)} = \frac{K}{1 + T p} \quad (20)$$

$$\text{où : } K = \frac{G_0 \cdot k}{1 + G_0 \cdot k} \quad \text{et} \quad T = \frac{\tau}{1 + G_0 \cdot k}$$

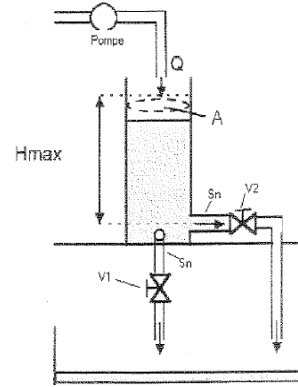


Fig. 5: Représentation procédé hydraulique

Nous travaillons avec l'équation récurrente de la fonction de transfert (20) discrétisée et on notera $y = h$ et $u = h_{cons}$:

$$H(z) = TZ\{B_0(p) \cdot H(p), T_e\} \quad (21)$$

avec B_0 : un bloqueur d'ordre zéro et T_e la période d'échantillonnage.

$$\text{d'où : } H(z) = \frac{y(z)}{u(z)} = \frac{\theta_1}{z - \theta_2} \quad (22)$$

avec : $\theta_1 = k \cdot (1 - e^{-T_e/\tau})$ et $\theta_2 = e^{-T_e/\tau}$

$$\text{et : } \hat{y}(k) = \theta_1 \cdot u(k-1) + \theta_2 \cdot \hat{y}(k-1) \quad (23)$$

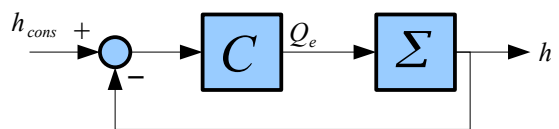


Fig. 6: Schéma bloc de la boucle fermée

V. VALIDATION DU MODÈLE ET ESTIMATION DES PARAMÈTRES DU PROCÉDÉ HYDRAULIQUE

Dans cette première étape nous cherchons à estimer les paramètres θ_1 et θ_2 de l'équation récurrente (23). Nous utilisons pour cela les données (h et h_{cons}) issues d'une consigne rectangulaire et dont les valeurs moyennes seront éliminées. Les données utilisées sont représentées sur la figure (7).

Pour estimer les paramètres θ_1 et θ_2 , nous cherchons à résoudre (7) qui peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) &\in [y(k)] \\ \Leftrightarrow y(k) + \underline{\varepsilon} &\leq \hat{y}(k) \leq y(k) + \bar{\varepsilon} \end{aligned} \quad (24)$$

avec : $[\hat{y}(k)] = [\theta_1] \cdot u(k-1) + [\theta_2] \cdot [\hat{y}(k-1)]$ et en partant d'un domaine initial $[\Theta_0] = ([0, 10], [0, 10])$.

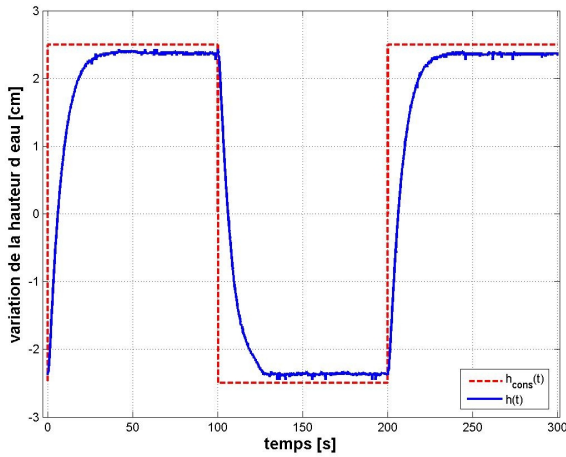


Fig. 7: Signaux utilisés pour l'identification

Le choix des bornes d'erreur $\underline{\varepsilon}$ et $\bar{\varepsilon}$ est fait de sorte qu'on trouve au moins une solution, i.e. : $S_{int} \neq \emptyset$; dans notre cas $\bar{\varepsilon} = -\underline{\varepsilon} = 0.4 \text{ cm}$.

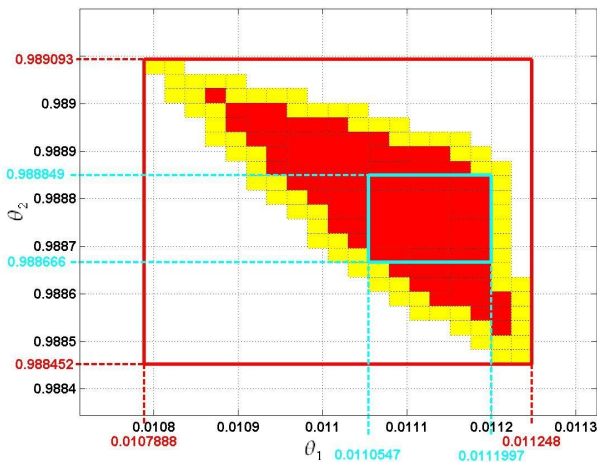


Fig. 8: Pavage obtenu lors de la résolution de l'équation (24)

Les résultats sont représentés sur la figure (8). Le sous-pavage intérieur S_{inter} contenant les points respectant les données du problème est représenté par la zone gris foncée. Les sous-pavés gris clairs, correspondent à la zone d'incertitude ΔS .

L'approximation extérieure de S , notée $S_{ext} = S_{int} \cup \Delta S$, est composée de toutes les zones colorées. La zone blanche correspond à l'espace qui ne respecte pas les contraintes imposées. On représente également sur la figure (8) l'encadrement extérieur $[\Theta_{ext}]$ de S_{ext} ainsi que le plus grand pavé $[\Theta_{int}]$ contenu dans S_{int} .

VI. DÉTECTION D'ANOMALIE LORS DU FONCTIONNEMENT DU PROCÉDÉ HYDRAULIQUE

Nous travaillons ici avec deux jeux de données pour lesquels une anomalie s'est produite pendant le fonctionnement du procédé. Pour le premier jeu, on a une fuite ponctuelle due à l'ouverture de la vanne V_2 . Dans le second cas, un défaut sur le capteur entraînera une dérive des données h_{cons} .

Les résultats du processus de détection d'anomalies sont représentés sur les figures (9) et (10). Sur la première ligne nous représentons le nombre de pavés solutions et incertains qui sont dans l'intersection $S_{H_i} = S_{exp} \cap [\Theta_{int}]$ pour chaque horizon H_i . La deuxième ligne indique le rapport des volumes $vol(S_{H_i})/vol([\Theta_{int}])$ (le fait de travailler avec le rapport des volumes et non avec le volume $vol(S_{H_i})$ permet de normaliser cette information). La troisième indique si pour un horizon H_i , on a $S_{H_i} = S_{exp} \cap [\Theta_{int}] = \emptyset$. On représente enfin sur la quatrième ligne les signaux étudiés.

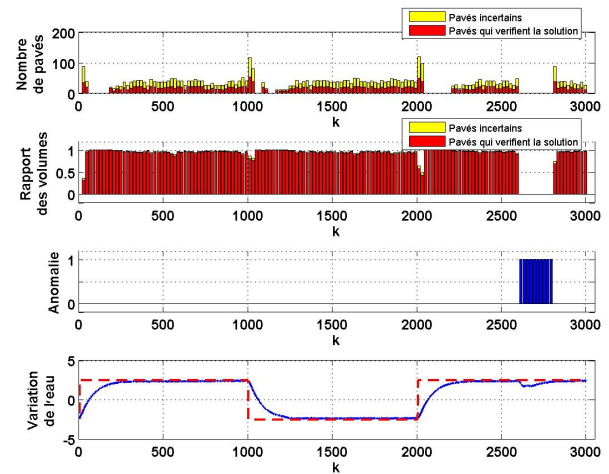


Fig. 9: Fuite ponctuelle à $k \approx 2600$

Comme nous l'avons noté précédemment, on peut dire que si $S_{H_i} = S_{exp} \cap [\Theta_{int}] = \emptyset$ (i.e. : $vol(S_{H_i}) = 0$) les données ne valident pas les hypothèses du départ. Par contre si $S_{H_i} \neq \emptyset$ (i.e. : $vol(S_{H_i}) \neq 0$) on ne pourra pas faire de conclusion. Les informations sur le nombre de pavés solutions ainsi que le

rapport des volumes $vol(S_H)/vol([\Theta_{int}])$ pourront être des indicateurs intéressants à utiliser pour prendre une décision. On remarque sur les figures (9) et (10) que le rapport des volumes diminue pendant le régime transitoire ainsi que pour le début d'une anomalie. Cette diminution du rapport des volumes est due à deux causes. La première vient de l'augmentation du nombre d'informations pendant les transitoires qui entraîne la diminution du volume de S_{exp} . En effet, si on excite bien le système, la forme de S_{exp} se rapproche de celle de S . La deuxième cause de diminution du rapport des volumes est due à une variation des paramètres (anomalie) qui fait que S_{exp} s'éloigne de $[\Theta_{int}]$ sans pour autant que le volume de S_{exp} ne diminue. Ce cas est par exemple illustré sur la figure (3.b).

Toute la difficulté est de pouvoir différencier les deux cas que nous venons de présenter. Des méthodes qui se baseraient sur la théorie des possibilités et la logique floue s'adapteraient bien à ce travail.

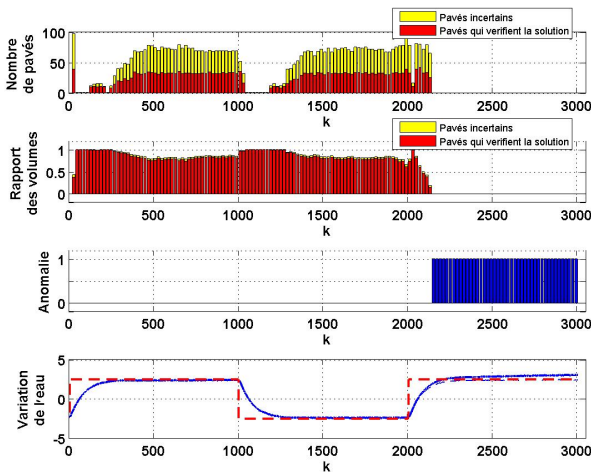


Fig. 10: défaut du capteur à partir de $k \approx 2000$

VII. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Le travail que nous avons présenté dans cette communication, s'appuie sur l'algorithme de partitionnement SIVIA. Il peut se répartir en deux étapes. Une première qui consiste à valider le modèle du procédé étudié en déterminant un encadrement des paramètres du modèle (i.e. pavé initial). La seconde est la phase de détection d'anomalies proprement dite. Elle consiste à déterminer, pour un horizon glissant, l'intersection entre le pavé initial et l'ensemble solution des paramètres pour cet horizon.

Cette approche ensembliste nous a permis de mettre en exergue le potentiel de ce type d'outils pour résoudre les problèmes de détection à base de modèle. Un grand avantage est de se situer dans un contexte déterministe en supposant que les erreurs de modélisation et de mesure sont bornées et de bornes connues *a priori*.

Le travail présenté dans cette communication nous a permis d'identifier plusieurs problèmes encore ouverts qui pourront

faire l'objet de travaux de recherche ultérieurs. Ainsi il serait intéressant :

- de caractériser les ensembles solutions non vides en utilisant un processus décisionnel approprié ;
- d'étendre l'analyse à des modèles de dimensions plus élevés où il faudrait utiliser des méthodes permettant de réduire le nombre de bisections ;
- de travailler sur des équations différentielles sans passer par une linéarisation dont on connaît les inconvénients ;
- d'étudier l'influence de la boucle fermée sur les performances de la méthode ;
- enfin, de travailler sur des algorithmes pouvant être exécutés en ligne, pour la surveillance en temps réel.

Pour finir, on peut dire qu'il apparaît nécessaire d'approfondir davantage tous les aspects propres au diagnostic, à savoir l'analyse des critères de performances (retard à la détection, fausse alarme, non-détection, ...) dans le cadre de cette approche.

RÉFÉRENCES

- [1] M.Alhaj Dibo. Validation de données et diagnostic des système incertains à l'aide de l'analyse par intervalle. *Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine*, 2005
- [2] S.Castang. Synthèse robuste de filtre de diagnostic pour la surveillance à base de modèle des système multivariables et incertains. *Thèse de Doctorat de l'université de Bordeaux I*, LAPS, 2003.
- [3] J.Chen, R.J.Patton, G.P.Liu Optimal residual design for fault diagnosis using multi-objective optimization and genetic algorithms. *International of Systems Science*, 27 : 567-576, 1996.
- [4] J.Chen, R.J.Patton. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. *Kluwer Academic Publishers*, 1999.
- [5] P.M.Frank, Fault diagnosis in dynamic system using analytical and knowledge based redundancy – a survey and some results. *Automatica*, 26(3) : 459-474, 1990.
- [6] P.M.Frank, S.X.Ding. Survey of robust residual generation and evaluation methode in observer-based fault detection systems. *International journal of Process Control*, vol 7(6) : 403-424, 1997.
- [7] J.Gertler. Fault detection and isolation using parity relations. *Control Eng. Pratrice*, vol 5(5) : 1326-1338, 1997.
- [8] D.Henry, A.Zolghadri, F.Castang, M.Monsion. A new multi-objective design for guaranteed robust FDI performance. *CDC'2001*, Orlando, 2001.
- [9] D.Henry, A.Zolghadri. Design and analysis of robust residual generators for systems under feedback control. *Automatica*, 41(2) : 251-264, 2005.
- [10] R.Isermann. Fault diagnosis systems: An introduction from Fault Detection to Fault Tolerant. *Springer*, 2005.
- [11] R.Isermann. Model-based fault-detection and diagnosis – status and applications. *Annual reviews in control*, 29(1) : 71-85, 2005.
- [12] L.Jaulin and E.Walter. Set-inversion via interval analysis for nonlinear bounded-error estimation. *Automatica*, 29(4) : 1053-1064, 1993
- [13] R.E.Moore. Interval analysis. *Prentice-Hall, Englewood Cliffs*, 1966.
- [14] R.J.Patton. Fault-tolerant control : the 1997 situation. *SAFEPROCESS'97, IFAC Symp. On fault detection, supervision and safety*, Kingston Upon Hull,UK, 1997.
- [15] M.Staroswiecki, D.Guerchouh. A parity space approach for monitoring inequality constraints, Part 1 : Static Case. *14th IFAC World Congress*, Beijing (Chine), 1999.
- [16] A.Zolghadri, B.Bergeon, M.Monsion. A two-ellipsoid overlap test for on-line failure detection. *Automatica*, 29(6) : 1517-1522, 1993.
- [17] A.Zolghadri, F.Castang, D.Henry, M.Monsion. An iterative approach to the design of robust FDI filters. *Proceedings of ECC'2001*, Porto (Portugal), 2001.