
Réconciliation de données robuste et estimation paramétrique simultanée pour le préréglage de procédés “batch”

**Julien Francken^{†,‡} — Didier Maquin[†] — José Ragot[†]
— Bertrand Bèle[‡]**

[†] Centre de Recherche en Automatique de Nancy
UMR 7039 - Nancy-Université, CNRS
2, Avenue de la forêt de Haye, 54516 Vandoeuvre-lès-Nancy Cedex, France
julien.francken@ensem.inpl-nancy.fr

[‡] ArcelorMittal Research Maizières
Voie Romaine, 57280 Maizières-lès-Metz, France
bertrand.bele@arcelormittal.com

RÉSUMÉ. Dans la sidérurgie, la détermination des commandes des systèmes de préréglage des procédés de traitement par lots est un problème majeur. Cela consiste à ajuster les valeurs des points de consigne grâce à un modèle statique de façon à atteindre les objectifs du cahier des charges. Pour le convertisseur à oxygène, les informations obtenus durant une coulée servent à modifier les paramètres des modèles employés pour les préréglages suivants. Pour commander correctement ce type de procédés, il est nécessaire de disposer de mesures cohérentes. Ce document décrit donc une méthode permettant d’effectuer simultanément la réconciliation de données robuste et l’estimation des paramètres du modèle.

ABSTRACT. In the steel industry, the determination of the control system set-points of batch processes is a common problem. It consists in adjusting the set-points in order to reach the given product specifications thanks to a process model. For the Basic Oxygen Furnace, the information collected during a specific batch serves to adjust the set-points of the next batch. To correctly control that type of process, measurements must be made coherent and it may be convenient to use data reconciliation procedure. The proposed paper describes a method allowing simultaneous data reconciliation and model parameter estimation.

MOTS-CLÉS : Réconciliation de données , estimation paramétrique , traitement par lots,

KEYWORDS: Data reconciliation, parameter estimation, batch process

1. Introduction

Dans le domaine sidérurgique, l'ajustement des commandes de préréglage de façon à atteindre les objectifs définis par le cahier des charges est un problème courant. Les procédés de traitement par lots (ou traitements batch) utilisant ce type de commande sont essentiellement axés sur la transformation de matériaux bruts en produits raffinés. L'objectif de ces systèmes de commande est d'obtenir des produits de qualité imposée malheureusement sensibles aux conditions opératoires. De plus, les procédés de traitement par lots ayant les mêmes trajectoires peuvent présenter des variations d'un lot à l'autre, ce qui nécessitent de modifier les paramètres des modèles employés pour les préréglages suivants. Habituellement les mesures extraites du processus contiennent des erreurs aléatoires, des biais systématiques (offset) ainsi que des grosses erreurs dues à la qualité de la chaîne d'instrumentation et de son environnement. La validation de données peut être définie comme l'opération consistant à engendrer une information cohérente avec le modèle du système souvent basé sur des bilans matières et énergétiques. Ce document décrit une méthode permettant d'effectuer simultanément la réconciliation de données et l'estimation d'une partie des paramètres du modèle du système.

2. Le convertisseur à oxygène

Le convertisseur à oxygène permet de transformer la fonte liquide, riche en carbone, en acier raffiné. En soufflant de l'oxygène sous haute pression sur la fonte liquide en fusion, on réduit la teneur en carbone de l'alliage, ce qui permet de produire de l'acier à faible teneur en carbone. On ajoute dans le convertisseur d'autres ingrédients nécessaires au bon fonctionnement et dont les quantités sont calculées grâce à un modèle statique de préréglage du chargement. Il est important de maintenir un équilibre entre les différents éléments chargés, de façon à respecter les objectifs de températures fournis par le cahier des charges.

Une lance équipée d'un système de refroidissement est ainsi plongée dans le convertisseur afin de souffler de l'oxygène pur sur l'alliage, provoquant l'élévation de température jusqu'à environ $1700^{\circ}C$. Cela permet de faire fondre les ferrailles, de faire baisser la teneur en carbone et d'aider à réduire certains éléments chimiques non souhaitables. D'autres composants fluides sont ajoutés afin de former le "laitier" qui permet d'absorber les impuretés du processus (oxydes...). A la fin du cycle de soufflage, la température est mesurée et des échantillons de matière sont prélevés pour effectuer une analyse chimique de l'acier.

Pour le convertisseur à oxygène, le préréglage consiste à déterminer la quantité de minerai de fer et le volume d'oxygène à souffler pour atteindre les objectifs définis par le cahier des charges pour chaque coulée (traitement par lots). Cette tâche est effectuée par un calcul statique de charge basé sur un modèle de bilans massiques et thermiques. On notera que pour chaque coulée, le point de fonctionnement du système est parti-

culier ; et d'une coulée à la suivante les points de fonctionnements sont généralement différents.

3. Objectifs principaux et méthode proposée

La réconciliation de données et l'estimation paramétrique sont fondamentales pour l'optimisation en temps réel de ce procédé. Cependant, comme mentionné par (Rolandi *et al.*, 2006), les procédés décrivant des phénomènes physiques et chimiques sont complexes et difficiles à modéliser. En effet, la thermodynamique, les propriétés de transport et les vitesses de réactions sont difficiles à caractériser expérimentalement et font souvent l'objet d'incertitudes paramétriques. De plus, même si les mesures sont suffisamment nombreuses, cela n'empêche pas les systèmes d'instrumentation d'être entachés par différentes erreurs. L'optimisation en ligne permet de piloter un procédé autour d'un point de fonctionnement donné en lui fournissant des commandes optimales calculées en temps réel (Faber *et al.*, 2007). Cependant, les algorithmes de commande ont besoin d'être alimentés par des données cohérentes. La méthode la plus classique pour traiter ce problème consiste à réconcilier les données du processus selon un critère de vraisemblance prenant en compte les contraintes du modèle et puis à estimer les paramètres du modèle à partir de ces valeurs réconciliées. Une alternative à ce traitement en deux étapes consiste à développer des stratégies qui traitent simultanément la réconciliation de données et l'estimation paramétrique (Rod *et al.*, 1980) ; (Tjoa *et al.*, 1991) ; (Joe *et al.*, 2004). Cette communication est dédiée à la présentation d'une de ces méthodes.

Dans ce qui suit, ce traitement est effectué en utilisant une approche de type maximum de vraisemblance appliquée sur une fenêtre d'observation glissante. Afin de réduire la sensibilité des estimés aux incertitudes de mesures, on considère les paramètres comme constants sur une fenêtre d'observation donnée.

Les estimés des paramètres peuvent être utilisés soit pour mettre à jour le modèle du système, soit pour détecter des variations anormales des paramètres du modèle dues par exemple à l'encrassement, à la corrosion ou encore à la dégradation du processus

4. Réconciliation de données et estimation paramétrique simultanées

Comme les paramètres des systèmes physiques sont souvent sujets à des évolutions lentes, l'estimation des variables d'état et des paramètres est effectuée sur une fenêtre d'observation glissante. Pour chaque fenêtre d'observation, on fait l'hypothèse que les paramètres sont constants alors que les variables d'état évoluent continuellement.

La méthode de réconciliation de données et d'estimation paramétrique simultanée est tout d'abord présentée sur une fenêtre d'observation de longueur N ainsi que l'algorithme correspondant. Ensuite, on s'attachera à décrire le procédé d'implémentation basé sur l'utilisation d'une fenêtre d'observation glissante.

4.1. *Modèle du processus*

Le modèle est décrit par un ensemble d'équations non-linéaires par rapport au vecteur des variables d'états de valeurs vraies x_i^* et au vecteur des paramètres de valeurs vraies a^*

$$F(x_i^*, a^*) = 0, \quad i \in [1, N] \quad [1]$$

$$x_i^* \in \mathfrak{R}^v, \quad a^* \in \mathfrak{R}^p, \quad F : \mathfrak{R}^{v+p} \rightarrow \mathfrak{R}^n$$

une équation d'observation

$$x_i = x_i^* + \varepsilon_{xi}, \quad i \in [1, N] \quad [2]$$

une connaissance "a priori" des paramètres du modèle

$$a = a^* + \varepsilon_a \quad [3]$$

Les mesures x_i des valeurs vraies x_i^* sont disponibles pour les N réalisations. Pour le vecteur des paramètres a^* , la connaissance « a priori » est formulée comme une sorte de "équation d'observation". Les paramètres sont décrits par leurs valeurs nominales et entâchés d'un "pseudo-bruit", cette formulation permettant d'exprimer de la même manière, la fonction de densité de probabilité des variables d'état et des paramètres, comme suit :

$$p_{xi} = \frac{1}{(2\pi)^{v/2} |V|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_i^* - x_i)^T V^{-1}(x_i^* - x_i)\right) \quad [4]$$

$$p_a = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |W|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(a^* - a)^T W^{-1}(a^* - a)\right) \quad [5]$$

où V et W sont les matrices de variance-covariance respectivement des variables et des paramètres, $|\cdot|$ est utilisé pour définir le déterminant de la matrice. Les distributions des erreurs de mesures et celle des paramètres sont supposés être indépendantes.

4.2. *Méthode d'estimation des variables d'état et des paramètres*

Le problème traité concerne l'estimation des valeurs vraies des variables d'état et des paramètres du modèle basé sur la connaissance des mesures (2) sur un horizon $[1, N]$, la connaissance "a priori" des paramètres (3) et le modèle décrivant le processus (1). L'estimation peut être effectuée grâce au principe du maximum de vraisemblance. En prenant en compte le fait que les erreurs de mesures sont indépendantes entre elles, la fonction de vraisemblance \mathcal{V} des grandeurs vraies s'explicitite :

$$\mathcal{V} = \prod_{i=1}^N p_{xi} p_a \quad [6]$$

Les estimées \hat{x}_i , \hat{a} des valeurs vraies maximisent cette fonction \mathcal{V} par rapport à x_i^* et a^* sous respect de la satisfaction de la contrainte (1). Soit Φ la fonction de Lagrange associée à la fonction de log-vraisemblance et à la contrainte à satisfaire :

$$\Phi = \ln \mathcal{V} + \sum_{i=1}^N \lambda_i^T F(x_i^*, a^*) \quad [7]$$

où les $\lambda_i \in \mathfrak{R}^n$ sont les paramètres de Lagrange.

L'optimisation de la fonction Φ peut être résolu en utilisant un algorithme itératif, au moyen d'une linéarisation des contraintes (1). Pour toutes les réalisations $i \in [1, N]$, à l'itération j , on suppose disposer d'un couple de solutions $\{\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j\}$. Cette solution va être améliorée au cours d'itérations successives. A l'itération $j + 1$, pour un couple de solutions $\{\hat{x}_{i,j+1}, \hat{a}_{j+1}\}$ le développement limité au premier ordre de la contrainte autour de $\{\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j\}$ est :

$$\begin{aligned} F(\hat{x}_{i,j+1}, \hat{a}_{j+1}) &= F(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j) + G_x(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j)(\hat{x}_{i,j+1} - \hat{x}_{i,j}) \\ &\quad + G_a(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j)(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j) \end{aligned} \quad [8]$$

avec les matrices Jacobiennes suivantes :

$$G_x(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j) = \left. \frac{\partial F(x_i^*, a^*)}{\partial x_i^{*T}} \right|_{x_i^* = \hat{x}_{i,j}, a^* = \hat{a}_j} \quad [9a]$$

$$G_a(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j) = \left. \frac{\partial F(x_i^*, a^*)}{\partial a^{*T}} \right|_{x_i^* = \hat{x}_{i,j}, a^* = \hat{a}_j} \quad [9b]$$

Par la suite, pour plus de lisibilité, les expressions (8) et (9) sont notées F_i , G_{ix} , G_{ia} . A l'itération $j + 1$, le problème d'estimation se résume à la recherche des extremums de la fonction Φ_{j+1} par rapport à $x_{i,j+1}^*$, a_{j+1}^* et λ_i :

$$\begin{aligned} \Phi_{j+1} &= \Phi_0 - \frac{1}{2}(a_{j+1}^* - a)^T W^{-1}(a_{j+1}^* - a) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_{i,j+1}^* - x_i)^T V^{-1}(x_{i,j+1}^* - x_i) \\ &\quad + \sum_{i=1}^N \lambda_i^T (F_i + G_{ix}(x_{i,j+1}^* - \hat{x}_{i,j}) + G_{ia}(a_{j+1}^* - \hat{a}_j)) \end{aligned} \quad [10]$$

où Φ_0 est la partie constante de la fonction de Lagrange (7).

Cette fonction de Lagrange présente un extremum pour $x_{i,j+1}^* = \hat{x}_{i,j+1}$ et $a_{j+1}^* = \hat{a}_{j+1}$ si :

$$\frac{\partial \Phi_{j+1}}{\partial x_{i,j+1}^*} = 0 \quad \frac{\partial \Phi_{j+1}}{\partial a_{j+1}^*} = 0 \quad \frac{\partial \Phi_{j+1}}{\partial \lambda_i} = 0 \quad [11]$$

Le système d'équation (11) s'explcite :

$$-V^{-1}(\hat{x}_{i,j+1} - x_i) + G_{ix}^T \lambda_i = 0 \quad [12]$$

$$-W^{-1}(\hat{a}_{j+1} - a) + \sum_{i=1}^N G_{ia}^T \lambda_i = 0 \quad [13]$$

$$F_i + G_{ix}(\hat{x}_{i,j+1} - \hat{x}_{i,j}) + G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j) = 0 \quad [14]$$

A partir des équations (12), (13), (14), on montre que :

$$\hat{a}_{j+1} = R^{-1}W \sum_{i=1}^N S_i(G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i + G_{ia}\hat{a}_j) + R^{-1}a \quad [15]$$

$$\hat{x}_{i,j+1} = x_i + VG_{ix}^T(G_{ix}VG_{ix}^T)^{-1}(G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i - G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)) \quad [16]$$

avec

$$R = I + W \sum_{i=1}^N S_i G_{ia} \quad S_i = G_{ia}^T(G_{ix}VG_{ix}^T)^{-1} \quad [17]$$

R étant généralement régulière. Les estimées \hat{x}_i et \hat{a} dépendantes de x_i et a sont obtenus par itérations successives sous réserve de convergence de l'algorithme (l'analyse de la convergence peut-être basé sur la norme des matrices Jacobiennes G_{ix} et G_{ia}).

4.3. Algorithme d'estimation

Pour une fenêtre d'observation de longueur N , un algorithme basé sur la méthode développée dans la partie précédente s'écrit :

– *Initialiser*

$$j = 0, \forall i \in [1; N], \hat{x}_{i,j} = x_i \text{ and } \hat{a}_j = a$$

– *Répéter*

Calculer F_i , G_{ix} et G_{ia} en utilisant (8), (9a) et (9b).

Calculer \hat{a}_{j+1} en utilisant (15)

Calculer $\hat{x}_{i,j+1}$ en utilisant (16)

$$j = j + 1$$

Jusqu'à ce que les normes de G_{ix} et G_{ia} soient inférieures à un seuil donné.

– *Mettre à jour les estimées des variables et des paramètres*

$$\hat{a} = \hat{a}_{j+1}$$

$$\hat{x}_i = \hat{x}_{i,j+1}, \forall i \in [1; N]$$

Cet algorithme fournit des estimées des paramètres et des variables d'état cohérentes pour une fenêtre donnée d'observation de longueur N . Examinons maintenant l'implémentation pratique de cette algorithme.

4.4. Implémentation pratique ; Estimation sur fenêtre glissante

Afin de suivre l'évolution dans le temps des paramètres du système, l'algorithme proposé est implémenté en utilisant une fenêtre d'observation glissante. Considérons tout d'abord une première fenêtre d'observation de longueur N . Posons $a^{(N)}$ la valeur nominale *a priori* du vecteur des paramètres (donnée par l'utilisateur) pour cette fenêtre d'observation. A partir de la connaissance de x_1, \dots, x_N et $a^{(N)}$, l'algorithme proposé fournit les estimées $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_N$ et $\hat{a}^{(N)}$. La fenêtre d'observation est alors décalée d'une observation. Basé sur la connaissance des mesures x_2, \dots, x_{N+1} et de la valeur de l'estimée précédente du vecteur des paramètres $\hat{a}^{(N)}$ qui sert de valeur nominale pour cette nouvelle fenêtre d'observation, l'algorithme fournit les estimées \hat{x}_{N+1} et $\hat{a}^{(N+1)}$. Ce processus, illustré sur la figure 1, est réitéré en fonction de la disponibilité d'un nouveau jeu de mesure au cours du temps.

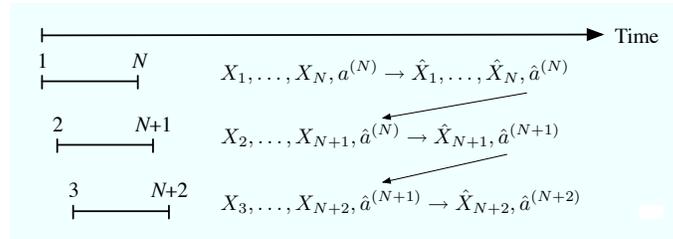


Figure 1. Principle of estimation on a sliding window

5. Rejet des grosses erreurs

La méthode proposée est bien adaptée pour filtrer les erreurs de mesures aléatoires. Cependant, les mesures sont fréquemment sujettes à des biais systématiques, aussi appelés “grosses erreurs”. Généralement, les grosses erreurs sont détectés et identifiés grâce à des tests statistiques (Romagnoli *et al.*, 1981) ou en utilisant des fonctions de coût robustes aux grosses erreurs (Tjoa *et al.*, 1991; Alhaj-Dibo *et al.*, 2008).

5.1. Estimation basée sur une distribution contaminée

Une manière de prendre en compte la présence des grosses erreurs consiste à reformuler la description “a priori” de la distribution de probabilité des erreurs. Une distribution basée sur la somme de deux distributions Gaussiennes peut alors être utilisée. On suppose que le bruit de mesure est décrit par un mélange de deux fonctions de distributions des erreurs, l’une, “normale” comme habituellement, disposant d’une faible variance et l’autre, “anormale” ayant une large variance pour représenter les grosses erreurs (Ghosh-Dastider *et al.*, 2003; Wang *et al.*, 2002). Dans une première approche, chaque mesure x_i est supposée avoir la même matrice de variance-covariance normale

V_n et anormale V_a . Par conséquent, pour chaque observation, les deux fonctions de densité de probabilité sont définies comme suit :

$$p_{nxi} = \frac{1}{(2\pi)^{v/2} |V_n|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_i^* - x_i)^T V_n^{-1}(x_i^* - x_i)\right) \quad [18]$$

$$p_{axi} = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |V_a|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_i^* - x_i)^T V_a^{-1}(x_i^* - x_i)\right) \quad [19]$$

La distribution dite ‘‘contaminée’’ est obtenue en combinant les deux fonctions de distribution définies ci-dessus.

$$p_{xi} = \eta p_{nxi} + (1 - \eta) p_{axi} \quad 0 \leq \eta \leq 1 \quad [20]$$

Le facteur $(1 - \eta)$ peut être vu comme la probabilité ‘‘a priori’’ d’apparition de grosses erreurs. En faisant l’hypothèse d’indépendance des erreurs de mesures, la fonction de log-vraisemblance s’écrit donc :

$$\mathcal{V} = \ln \prod_{i=1}^N p_{xi} p_a \quad [21]$$

Comme précédemment, les estimées \hat{x}_i et \hat{a} sont obtenues en maximisant la fonction de log-vraisemblance sous respect des contraintes de modèle. La fonction de Lagrange associée à ce problème d’optimisation s’écrit :

$$\Phi_{j+1} = \ln p_a + \sum_{i=1}^N \ln p_{xi} + \sum_{i=1}^N \lambda_i^T (F_i + G_{ix}(x_{i,j+1}^* - \hat{x}_{i,j}) + G_{ia}(a_{j+1}^* - \hat{a}_j)) \quad [22]$$

Par conséquent, les estimées $\hat{x}_{i,j+1}$ et \hat{a}_{j+1} sont les solutions du système suivant :

$$\begin{aligned} -V_c^{-1}(\hat{x}_{i,j+1} - x_i) + G_{ix}^T \lambda_i &= 0 \\ -W^{-1}(\hat{a}_{j+1} - a) + \sum_{i=1}^N G_{ia}^T \lambda_i &= 0 \end{aligned} \quad [23]$$

$$F_i + G_{ix}(\hat{x}_{i,j+1} - \hat{x}_{i,j}) + G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j) = 0$$

avec

$$V_c^{-1} = \frac{\eta p_{nxi}(\hat{x}_{i,j+1}) V_n^{-1} + (1 - \eta) p_{axi}(\hat{x}_{i,j+1}) V_a^{-1}}{\eta p_{nxi}(\hat{x}_{i,j+1}) + (1 - \eta) p_{axi}(\hat{x}_{i,j+1})} \quad [24]$$

Les estimées s’explicitent :

$$\hat{a}_{j+1} = R^{-1} W \sum_{i=1}^N S_i (G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i + G_{ia} \hat{a}_j) + R^{-1} a \quad [25a]$$

$$\hat{x}_{i,j+1} = x_i + V_c G_{ix}^T (G_{ix} V_c G_{ix}^T)^{-1} (G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i - G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)) \quad [25b]$$

avec

$$R = I + W \sum_{i=1}^N S_i G_{ia} \quad S_i = G_{ia}^T (G_{ix} V_c G_{ix}^T)^{-1} \quad [26]$$

R étant généralement régulière. La structure du système 25 conduit à une procédure itérative similaire à celle de la section 4.

6. Application à un modèle simplifié du convertisseur

La méthode proposée d'estimation simultanée des variables d'état et des paramètres a été appliquée à un système non-linéaire représentant un modèle simplifié de convertisseur à oxygène.

6.1. Modèle du système

A cause de la nature aléatoire des réactions chimiques interagissant dans le laitier non-homogène, ou à l'usure des briques réfractaires formant le convertisseur, le procédé est décrit avec une précision limitée. C'est pourquoi certains des paramètres du modèle ont besoin d'être estimés en utilisant des données cohérentes avec le modèle. Comme décrit dans la partie 2, le modèle est issu de l'application de bilans massiques et thermiques dont une forme simplifiée peut être :

$$\begin{aligned} 0.5x_1^* + (-3 + x_2^*)x_3^* + (a_1^* - x_4^*)x_5^* &= 0 \\ 3x_1^* + (0.25x_2^*x_4^* - x_5^*)x_3^* + 9 &= 0 \\ x_1^* - 0.5x_2^*x_3^* + x_4^* + a_2^*x_5^* - 1 &= 0 \end{aligned}$$

La première équation représente le bilan massique en fer, où x_1, x_3, x_5 sont des quantités de matières, x_2 and x_4 des pourcentages massique en élément fer et a_1 un paramètre qui évolue avec le temps. La seconde équation décrit un bilan thermique et la troisième un bilan massique en un autre élément chimique.

Nous disposons des mesures du vecteur des variables d'état x_i pour 1000 réalisations. Leurs précisions (constantes pour l'ensemble des réalisations) est donnée dans le tableau 1. Pour cet exemple, on souhaite suivre l'évolution des valeurs des deux paramètres a_1^* et a_2^* , les autres étant supposés constants et connus. La connaissance "a priori" sur les paramètres a_1 et a_2 est donnée dans le tableau 2.

6.2. Résultat

Pour valider la méthode proposée, nous disposons d'une base de données composée de mesures et de valeurs vraies des paramètres évoluant au cours du temps, créée

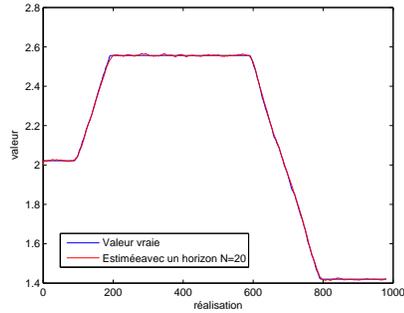


Figure 2. Estimation du paramètre a_1

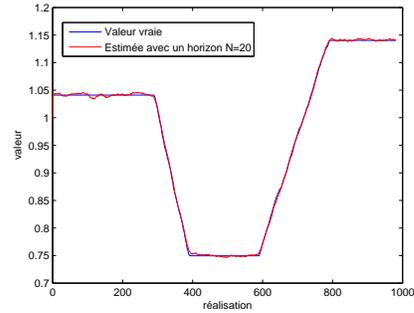


Figure 3. Estimation du paramètre a_2

pour un ensemble de 1000 réalisations. L'algorithme d'estimation simultanée des paramètres et des états, décrit en section 4.3, a été appliqué sur cette base de données avec les valeurs nominales des paramètres (données dans la table 2) et la connaissance du modèle. Les données provenant d'une base de données créée, on peut facilement observer la performance de l'estimation paramétrique en comparant les estimées des paramètres avec leur valeur vraies. Pour les deux paramètres a_1 et a_2 , les résultats sont donnés sur la figure 2 et 3 quand la longueur de la fenêtre d'observation est fixée à 20. Les estimées des paramètres sont proches des valeurs vraies.

La figure 4 montre les mesures de la variable d'état x_2 et son estimation. Comme les mesures ne comporte pas d'erreurs, les estimations sont très proches des mesures. La figure 5 montre la mesure et l'estimée de la variable x_3 en présence de grosses erreurs ainsi que les mesures et estimées des autres variables dans la partie basse de ce graphique. Pour les réalisation 50, 100 et 150, un biais a été ajouté à la mesure x_3 . L'algorithme proposé avec l'implémentation du mécanisme de rejection des grosses erreurs permet une bonne estimation de la variable x_3 et les estimations des autres variables ne sont pas entachées par cette erreur.

7. conclusion

Dans ce papier, une méthode générale pour la réconciliation robuste de données et l'estimation paramétrique a été proposée dans le cas de modèle non linéaire. La réconciliation de données basée sur l'équilibrage de bilans a été effectué pour obtenir des estimées des données mesurées et simultanément des paramètres qui soient

Variable	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Ecart type	0.033	0.16	0.2	0.11	0.23

Tableau 1. Précision des mesures des variables d'état

Paramètre	a_1	a_2
Valeur nominale	2	1
Ecart type	0.1	0.05

Tableau 2. Connaissance “a priori” des paramètres

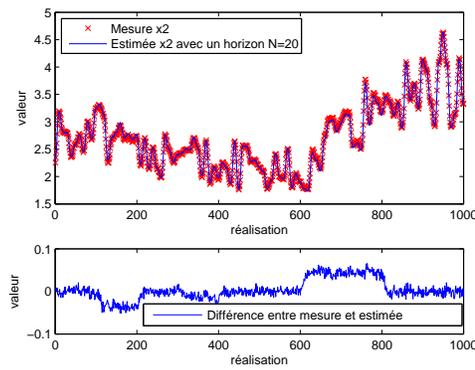


Figure 4. Mesure et estimée de x_2

cohérentes avec le modèle. Il est également intéressant de noter que la connaissance

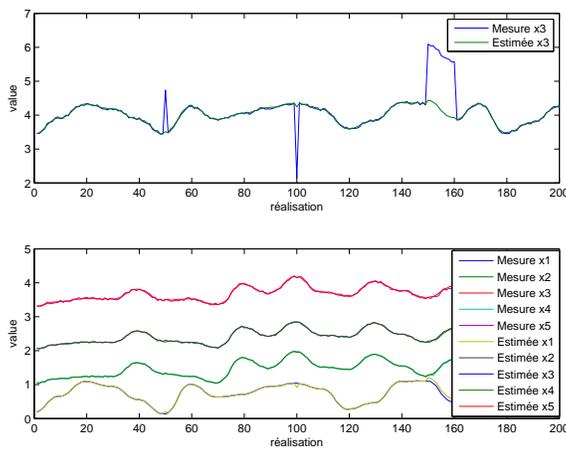


Figure 5. Mesures et estimées en présence de grosses erreurs sur x_3

de la distribution des erreurs des paramètres n'est pas un facteur limitant ; en effet il est facile d'adapter l'algorithme pour qu'il s'applique sans connaissance "a priori" sur les paramètres. La robustesse aux grosses erreurs de mesures a été introduite par l'intermédiaire de l'utilisation d'une distribution des erreurs dite "contaminée". Dans la suite la méthode proposée sera évaluée sur le modèle d'un procédé réel avec des jeux de données réelles du point de vue de l'ajustement de modèle le long des coulées afin d'observer l'impact de l'ajustement du pré réglage sur les coulées successives.

8. Bibliographie

- Alhaj-Dibo M., Maquin D., Ragot J., « Data reconciliation : a robust approach using contaminated distribution. », *Control Engineering Practice*, vol. 16, n° 2, p. 159-170, 2008.
- Faber R., Arellano-Garcia H., P. Li G. W., « An optimization framework for parameter estimation of largescale systems », *Chemical Engineering and Processing*, vol. 46, p. 1085-1095, 2007.
- Ghosh-Dastider B., Schafer J., Outlier detection and editing procedures for continuous multivariate data, Working paper 2003-07, Santa Monica OPR, Princeton University, 2003.
- Joe Y., Wang D., Romagnoli J., « A robust strategy for joint data reconciliation and parameter estimation », *European Symposium on Computer Aided Process Engineering, ESCAPE-14*, Lisbon, Portugal, 16-19 mai, 2004.
- Rod V., Hancil V., « Iterative estimation of model parameters when measurements of all variables are subject to error », *Computers & Chemical Engineering*, vol. 4, n° 2, p. 33-38, 1980.
- Rolandi P., Romagnoli J., « Simultaneous dynamic validation/identification of mechanistic process models and reconciliation of industrial process data », *Computer Aided Chemical Engineering*, vol. 21, n° A, p. 267-272, 2006.
- Romagnoli J., Stephanopoulos G., « Rectification of process measurement data in the presence of gross errors », *Chemical Engineering Science*, vol. 36, n° 11, p. 1849-1863, 1981.
- Tjoa B., Biegler L., « Simultaneous strategies for data reconciliation and gross error detection of nonlinear systems », *Computers & chemical engineering*, vol. 15, n° 10, p. 679-690, 1991.
- Wang D., Romagnoli J., « Robust data reconciliation based on generalized objective function », *15th IFAC World congress on automatic control*, Barcelona, Spain, 21-26 juillet, 2002.