
Réconciliation de données robuste et surveillance d'un convertisseur à oxygène

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

[†] 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, didier.maquin, jose.ragot}@ensem.inpl-nancy.fr

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

RÉSUMÉ. Dans le domaine de la sidérurgie, la détermination des commandes 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, objet de cette étude, les informations obtenues durant une coulée doivent être validées afin de permettre une adaptation cohérente des paramètres des modèles employés pour les préréglages suivants. Cet article décrit 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, convertisseur à oxygène.

KEYWORDS: Data reconciliation, parameter estimation, basic oxygen furnace.

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 traitement 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 mais qui malheureusement se révèlent 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 collectées sur le processus sont affectées par des erreurs aléatoires, des biais systématiques (*offset* ou *dérive* par exemple) ainsi que des valeurs aberrantes fréquemment appelées “grosses erreurs” dues à la qualité de la chaîne d’instrumentation et de son environnement. Une validation de données est alors indispensable ; elle peut être définie comme l’opération consistant à engendrer une information cohérente avec le modèle du système souvent issus de l’écriture de bilans matière 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 à son 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 température 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 une élévation de température jusqu’à environ 1700°C . Cela permet de faire fondre les ferrailles, de faire baisser la teneur en carbone et d’aider à réduire certains éléments chimiques dont la présence est non souhaitable. D’autres composants fluides sont ajoutés afin de former le “laitier” qui permet d’absorber les impuretés du processus (oxydes par exemple). A la fin du cycle de soufflage, la température de l’acier est mesurée et des échantillons de matière sont prélevés pour effectuer une analyse chimique de cet 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 peut être différent.

3. Objectifs principaux et méthode proposée

La réconciliation de données et l'estimation des paramètres d'un modèle de fonctionnement 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. En ce qui concerne la conduite, 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 collectées sur le processus selon un critère de vraisemblance prenant en compte le modèle du système 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 méthode originale permettant d'atteindre cet objectif.

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 du modèle 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 de fabrication lui-même.

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 simultanées est tout d'abord présentée sur une fenêtre d'observation de longueur N ainsi que l'al-

gorithme correspondant. Ensuite, on s'attache à décrire la façon de mettre en œuvre la procédure de réconciliation en utilisant une fenêtre d'observation glissante.

4.1. Modèle du processus

Le modèle est décrit par un ensemble d'équations non linéaires par rapport aux variables d'état x_i^* et aux paramètres a^* :

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

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

une équation d'observation des états :

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

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 observations. 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 entachés d'un "pseudo-bruit", cette formulation permettant d'exprimer de la même manière, la fonction de densité de probabilité des variables d'état et celle des paramètres, comme suit :

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

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

où V et W sont les matrices de variance-covariance respectivement des variables et des paramètres, le symbole $|\cdot|$ est utilisé pour définir le déterminant d'une matrice. Les erreurs de mesure des variables d'état et celles des paramètres sont supposées être statistiquement 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 d'observation $[1; N]$, 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 mesure sont indépendantes, la fonction de vraisemblance $\mathcal{V}$ des grandeurs vraies s'explique :

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

Les estimés $\hat{x}_i, \hat{a}$ 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 $\lambda_i \in \mathbb{R}^n$ sont les paramètres de Lagrange.

L'optimisation de la fonction Φ peut être effectuée en utilisant un algorithme itératif. A l'itération j , on suppose que l'on dispose d'un couple-solution $\{\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j\}$, et partant de celui-ci, on cherche à l'améliorer sur la base de l'utilisation d'un développement limité au premier ordre de la contrainte [1] au voisinage de cette solution temporaire. A l'itération $j+1$, pour le couple-solution $\{\hat{x}_{i,j+1}, \hat{a}_{j+1}\}$ le développement limité au premier ordre de la contrainte autour de $\{\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j\}$ s'écrit :

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

avec :

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

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

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

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

où Φ_0 est le terme constant de la fonction de Lagrange [7].

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

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

Le système d'équations [11] s'explique sous la forme :

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

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

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

A partir des équations [12]-[14], on montre que :

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

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

avec

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

On suppose ici que la matrice R est régulière ce qui est généralement le cas¹. Ainsi, les estimés $\hat{x}_i$ et $\hat{a}$ dépendantes de x_i et a sont obtenues par itérations successives sous réserve de convergence de l'algorithme (le test de convergence peut être basé sur l'analyse de la décroissance de la norme des matrices Jacobiennes G_{ix} et G_{ia}).

4.3. Mise en œuvre de l'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**

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

1. Si, ponctuellement, pour une valeur particulière de la solution temporaire, on observe une perte de rang de cette matrice, celle-ci peut être légèrement perturbée de façon à pouvoir continuer le calcul. L'analyse précise de ce phénomène relève de l'analyse d'observabilité du système non linéaire, analyse qui n'est pas conduite ici.

– **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 estimés 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 estimés des paramètres et des variables d'état cohérents pour une fenêtre donnée d'observation de longueur N . Examinons maintenant l'implémentation pratique de cette algorithme lorsqu'on dispose d'observations collectées de façon continue.

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 de largeur constante N . Considérons tout d'abord une première fenêtre d'observation notée $[1; N]$ c'est-à-dire utilisant les observations de l'instant 1 à l'instant N . Soit $a^{(N)}$ la valeur nominale *a priori* du vecteur des paramètres (fixée par l'utilisateur en fonction de ses connaissances du système) pour cette fenêtre d'observation. A partir de la connaissance de $x_1, \dots, x_N$ et $a^{(N)}$, l'algorithme proposé fournit les estimés $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_N$ et $\hat{a}^{(N)}$. La fenêtre d'observation est alors décalée d'un pas de temps. Avec la connaissance des mesures $x_2, \dots, x_{N+1}$ et de la valeur précédente de l'estimé du vecteur des paramètres $\hat{a}^{(N)}$, qui sert de valeur nominale pour cette nouvelle fenêtre d'observation, l'algorithme de la section 4.3 fournit les estimés $\hat{x}_{N+1}$ 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, l'horizon $[1; N]$ étant successivement remplacé par les horizons $[2; N + 1]$, $[3; N + 2]$...

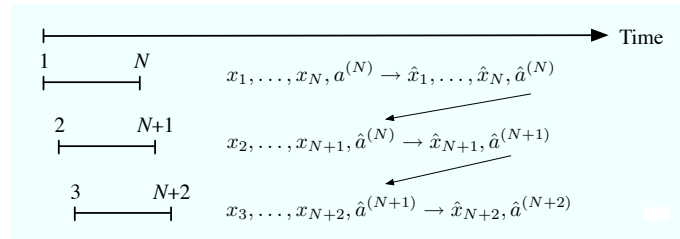


Figure 1. Principe de l'estimation sur fenêtre glissante

5. Rejet des “grosses erreurs”

La méthode proposée précédemment est bien adaptée pour filtrer les erreurs de mesures à caractère aléatoire et de faible amplitude. Cependant, les mesures peuvent être sujettes à des biais systématiques, aussi appelés “grosses erreurs”. Généralement, ces grosses erreurs sont détectées et identifiées grâce à des tests statistiques (Romagnoli *et al.*, 1981) ou en utilisant des fonctions de coût robustes vis-à-vis de la présence de ces 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 leurs distributions de probabilité. Une distribution basée sur la somme de deux distributions Gaussiennes peut alors être utilisée. On suppose que le bruit et les erreurs de mesure sont décrits par un mélange de deux fonctions de distribution des erreurs, l’une, “normale” représentant les erreurs aléatoires de faible variance et l’autre, “anormale” ayant une variance plus importante pour prendre en compte la présence des 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 repérée par l’indice i , les deux fonctions de densité de probabilité sont définies comme suit :

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

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

La distribution dite “contaminée” est obtenue en combinant les deux fonctions de distribution définies ci-dessus :

$$p_{x_i} = \eta p_{x_{i,n}} + (1 - \eta) p_{x_{i,a}}, \quad 0 \leq \eta \leq 1 \quad [20]$$

où le facteur $(1 - \eta)$ peut être interprété 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 :

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

Comme précédemment, les estimés $\hat{x}_i$ et $\hat{a}$ sont obtenus 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 :

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

Par conséquent, les estimés $\hat{x}_{i,j+1}$ 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

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

Les estimés 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

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

La structure du système [25] conduit à une procédure itérative similaire à celle présentée à la section 4.

6. Application à un modèle simplifié de convertisseur à oxygène

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 et ne peut être considéré comme stationnaire. C'est pourquoi certains paramètres du modèle doivent être estimés en utilisant des données cohérentes avec le modèle. Comme décrit dans la section 2, le modèle est issu de l'écriture 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 matière, x_2 and x_4 des pourcentages massiques 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.

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

La précision des mesures (constante pour l'ensemble des observations) est donnée dans le tableau 1. Pour cet exemple, on souhaite suivre l'évolution de la valeur 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.

Paramètre	a_1	a_2
Valeur nominale	2	1
Ecart type	0.1	0.05

Tableau 2. Connaissance *a priori* des paramètres

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 pour un ensemble de 1000 observations. 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

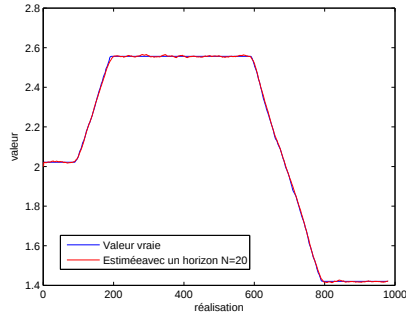


Figure 2. Valeur vraie et estimé du paramètre a_1

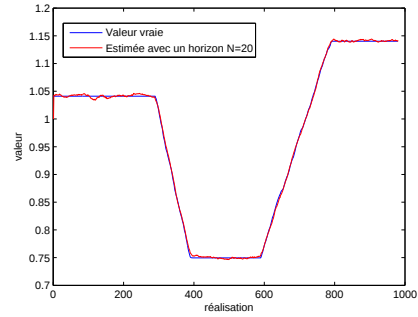


Figure 3. Valeur vraie et estimé du paramètre a_2

du modèle. Les données provenant d'une base de données créée, on peut facilement observer la performance de l'estimation paramétrique en comparant les estimés des grandeurs avec leurs valeurs vraies respectives. Pour les deux paramètres a_1 et a_2 , les résultats sont donnés sur les figures 2 et 3 quand la longueur de la fenêtre d'observation est fixée arbitrairement à 20. On peut noter que les estimés des paramètres sont proches des valeurs vraies et donc que la technique proposée est bien adaptée à la poursuite de paramètres lentement variables.

La figure 4 montre les mesures de la variable d'état x_2 et son estimé. Comme les mesures ne comportent pas d'erreurs de grande amplitude, les estimés sont très proches des mesures. La figure 5 montre la mesure et l'estimé de la variable x_3 en présence de grosses erreurs ainsi que les mesures et estimés des autres variables dans la partie basse de ce graphique. Pour les observations 50, 100 et la plage 150 – 160, 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 estimés des autres variables ne sont pas entachés par cette erreur.

7. Conclusion

Dans ce papier, une méthode générale de réconciliation robuste de données et d'estimation paramétrique a été proposée dans le cas de modèles non linéaires. La réconciliation de données basée sur l'équilibrage de bilans matière et énergie a été effectuée pour fournir simultanément des estimés des variables du système et des paramètres cohérents. Il est également intéressant de noter que la connaissance 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 de la réconciliation 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 complet du convertisseur

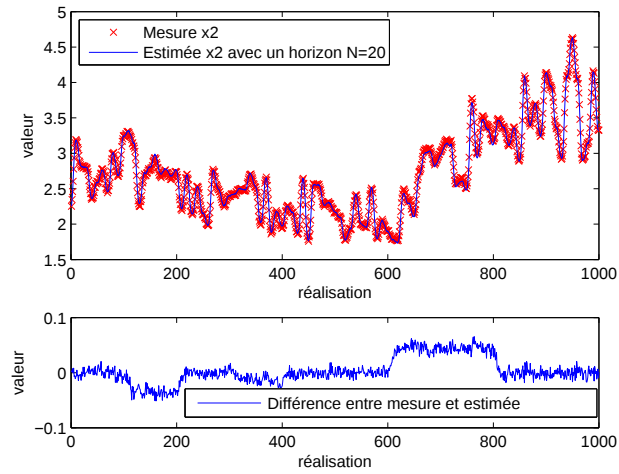


Figure 4. *Mesure et estimé de x_2*

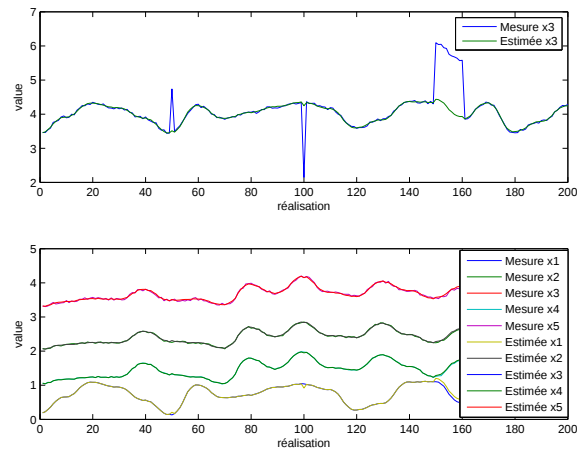


Figure 5. *Mesures et estimés en présence de grosses erreurs sur x_3*

avec des jeux de données réelles pour procéder à l'ajustement du modèle le long des coulées afin d'observer l'impact de cet ajustement 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., Li P., Wozny G., « An optimization framework for parameter estimation of large scale 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.