

# Réconciliation de données et estimation paramétrique simultanées. Application à un convertisseur à oxygène.

Julien FRANCKEN<sup>1,2</sup>, Didier MAQUIN<sup>1</sup>, José RAGOT<sup>1</sup>, Bertrand BÈLE<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Centre de Recherche en Automatique de Nancy,  
UMR 7039 – Nancy-Université, CNRS, 2, Avenue de la forêt de Haye, 54516 Vandœuvre-lès-Nancy Cedex, France

<sup>2</sup>ArcelorMittal Research Maizières,  
Voie Romaine, 57280 Maizières-lès-Metz, France

julien.francken@arcelormittal.com, Didier.Maquin@ensem.inpl-nancy.fr  
Jose.Ragot@ensem.inpl-nancy.fr, bertrand.bele@arcelormittal.com

**Résumé** – Dans le domaine de la sidérurgie, la détermination des commandes des systèmes de pré réglage des procédés de traitement par lots est un problème majeur. Cela consiste à ajuster la valeur des points de consigne grâce à un modèle statique de façon à atteindre les objectifs définis par le cahier des charges. Cependant des changements de conditions opératoires peuvent avoir un impact important sur la qualité des produits obtenus. Ceci est particulièrement vrai pour le convertisseur à oxygène, où les systèmes de pré réglage s'appuient sur une démarche adaptative qui, à partir des déséquilibres de bilans calculés en utilisant les mesures, modifient les paramètres des modèles employés pour les pré réglages suivants. Afin d'être capable de commander correctement ce type de procédés, il est nécessaire de disposer de mesures cohérentes d'où l'utilisation de méthodes de réconciliation de données. Ce document décrit une méthode permettant d'effectuer simultanément la réconciliation de données et l'estimation des paramètres du modèle. Les résultats de l'estimation paramétrique pourront être utilisés soit pour mettre à jour le modèle, soit pour détecter des variations anormales des paramètres du modèle dues, par exemple, à des phénomènes d'encrassement, d'usure, de corrosion ou de dégradation d'une partie du système considéré.

**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. Small changes in operating conditions may impact final product quality. This is particularly true for the Basic Oxygen Furnace (BOF) where the information collected during a specific batch serves to adjust the set-points of the next batch. For being able to 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. Parameter estimation results can either be used to update the process model or to detect abnormal parameter variations due, e.g. to fouling, corrosion, degradation of parts of the process.

## 1 Contexte

Dans le secteur sidérurgique, l'ajustement des commandes de pré réglage 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. Cependant, les conditions opératoires jouent un rôle important sur la qualité finale des produits et de petites variations de ces conditions peuvent avoir un impact conséquent sur cette qualité. De plus, des procédés de traitement par lots ayant les mêmes trajectoires peuvent présenter des variations d'un lot à l'autre. Ceci est particulièrement vrai pour le convertisseur à oxygène où les systèmes de pré réglage s'appuient sur une démarche adaptative qui, à partir des déséquilibres de bilans calculés en utilisant les mesures, modifie les paramètres des modèles employés pour les pré réglages suivants. Habituellement les mesures obtenues à partir d'un processus industriel 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 matière et énergétiques. Cependant, l'hypothèse principale, sous-jacente à ces méthodes, est que le modèle utilisé est parfaitement connu, ce qui n'est généralement pas le cas. Ce document décrit une méthode permettant d'effectuer simultanément la réconciliation de données et l'estimation paramétrique.

## 2 Le convertisseur à oxygène

Le convertisseur à oxygène est un processus essentiel dans la fabrication d'acier puisqu'il permet de transformer la fonte liquide, riche en carbone, en acier raffiné. La majeure partie de l'acier produit dans le monde, l'a été par un convertisseur à oxygène. Les convertisseurs modernes peuvent accueillir des charges allant jusqu'à 350 tonnes et les convertir en acier en moins de 40 minutes.

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. Les différentes actions effectuées par le convertisseur à oxy-

gène sont les suivantes : la fonte liquide en fusion provenant des hauts fourneaux est deversée dans un grand conteneur protégé par un revêtement de briques réfractaires : le convertisseur. Ensuite, on y ajoute 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 déterminer l'énergie thermique produite durant le processus et respecter les objectifs de températures fournis par le cahier des charges.



FIG. 1 – Chargement d'un convertisseur à oxygène

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  $1700^{\circ}\text{C}$ . 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 process (oxydes...), ce laitier s'émulsionne afin de rendre plus aisé le processus de raffinement. 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.

La fonction principale du convertisseur est donc de décarburiser et à moindre échelle de déphosphoriser la fonte liquide, et d'optimiser la température finale de l'acier de sorte qu'il n'y ait pas besoin de post-traitements supplémentaires pour réchauffer ou refroidir l'acier. Ces actions sont essentiellement réalisées en soufflant de l'oxygène sous haute pression sur la fonte liquide et en ajoutant des ferrailles et du minerai de fer. Les réactions d'oxydation exothermiques, qui apparaissent pendant le processus, libèrent une énergie calorifique au delà de ce qui est nécessaire pour atteindre la cible de température. Ce surplus de chaleur est donc utilisé pour fondre les ferrailles et le minerai de fer.

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

### 3 Objectifs et méthode proposée

La réconciliation de données et l'estimation paramétrique sont fondamentales pour l'optimisation en temps réel de ce procédé. De grands efforts ont été effectués pour développer des modèles de procédés divers et variés. Cependant, comme mentionné par Rolandi et Romagnoli [6], 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 effet, les jeux de données collectés autour de certains points de fonctionnement ne sont pas cohérents avec le modèle. 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 [3]. 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 [5, 7, 4]. Cette communication est dédiée à la présentation d'une méthode originale permettant d'atteindre cet objectif.

D'un point de vue mathématique, la réconciliation de données est généralement basée sur l'hypothèse que les erreurs de mesure ont des fonctions de densité de probabilité gaussiennes à valeur moyenne nulle. Les paramètres incertains du modèle peuvent aussi être modélisés par des variables aléatoires gaussiennes.

L'estimation simultanée des variables d'état et des paramètres est effectuée en utilisant une approche de type maximum de vraisemblance appliquée sur une fenêtre d'observation glissante. De façon à minimiser 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

Ce document présente une méthode permettant d'effectuer simultanément la réconciliation de données et l'estimation paramétrique afin de fournir un ensemble cohérent d'informations. Les paramètres des systèmes physiques sont souvent sujets à des évolutions/dérives lentes, c'est pourquoi l'estimation des variables d'état et des paramètres s'effectue 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 autour de points de fonctionnement différents. Cet artifice de calcul va permettre d'obtenir des estimés des paramètres moins sensibles aux incertitudes de mesures.

Tout d'abord, la méthode de réconciliation de données et d'estimation paramétrique simultanée est 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 Description du modèle du processus

Considérons le système décrit par :

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

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

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

- 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 "équation d'observation". Les paramètres sont décrits par leurs valeurs nominales et un "pseudo-bruit". Cette formulation permet surtout 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  $W$  les matrices de variance-covariance respectivement des variables et des paramètres,  $|\cdot|$  est utilisé pour définir le déterminant d'une matrice. Les erreurs de mesures et des paramètres sont supposées être des réalisations de variables aléatoires indépendantes.

### 4.2 Méthode d'estimation des variables d'état et des paramètres

Le problème posé 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, la fonction de vraisemblance  $\mathcal{V}$  est alors le produit des fonctions de densité de probabilité :

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

Les estimées  $\hat{x}_i$  et  $\hat{a}$  des valeurs vraies maximisent la fonction de vraisemblance  $\mathcal{V}$  par rapport à  $x_i^*$  et  $a^*$  sous respect de la satisfaction de la contrainte (1). Soit  $\Phi$  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.

Habituellement, ce problème d'optimisation non linéaire se résout en utilisant un algorithme itératif. Dans le cas présent, au lieu de linéariser l'ensemble du système d'équations provenant des conditions de stationnarité du Lagrangien, il est préférable de linéariser préalablement les contraintes.

Pour toutes les réalisations  $i \in [1, N]$ , à l'itération  $j$ , on fait l'hypothèse qu'il existe un couple de solutions  $\{\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j\}$ . A partir de ces couples de solutions, les estimées peuvent être améliorées sur la base d'un développement limité au premier ordre autour de ces couples de solutions. En supposant que le processus d'estimation converge, les couples-solutions successifs constituent une suite convergente vers la solution du problème.

A l'itération  $j+1$ , pour un couple de solution  $\{\hat{x}_{i,j+1}, \hat{a}_{j+1}\}$ , au voisinage de  $\{\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j\}$ , le développement limité au premier ordre de la contrainte est :

$$F(\hat{x}_{i,j+1}, \hat{a}_{j+1}) = F(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j) + G_x(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j)(\hat{x}_{i,j+1} - \hat{x}_{i,j}) + G_a(\hat{x}_{i,j}, \hat{a}_j)(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j) \quad (8)$$

avec les matrices jacobiniennes suivantes :

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

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

Pour plus de lisibilité, ces dernières expressions seront notées  $F_i$ ,  $G_{ix}$ ,  $G_{ia}$  en omettant délibérément la dépendance de ces expressions par rapport aux quantités à l'itération  $j$ . A l'itération  $j+1$ , le problème d'estimation se résume à la recherche de l'extremum de la fonction de Lagrange  $\Phi_{j+1}$  par rapport à

$x_{i,j+1}^*$ ,  $a_{j+1}^*$  et  $\lambda_i$  :

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

où  $\Phi_0$  est la partie constante de la fonction de Lagrange.

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

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Phi_{j+1}}{\partial x_{i,j+1}^*} &= 0 \\ \frac{\partial \Phi_{j+1}}{\partial a_{j+1}^*} &= 0 \\ \frac{\partial \Phi_{j+1}}{\partial \lambda_i} &= 0 \end{aligned} \quad (11)$$

Le système d'équation (11) peut s'écrire comme suit :

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

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

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

A partir des équations (12), (13) et (14) on peut déduire :

$$\hat{x}_{i,j+1} = x_i + V G_{ix}^T \lambda_i \quad (15)$$

$$\hat{a}_{j+1} = a + W \sum_{i=1}^N G_{ia}^T \lambda_i \quad (16)$$

$$G_{ix} \hat{x}_{i,j+1} = G_{ix} \hat{x}_{i,j} - F_i - G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j) \quad (17)$$

Les paramètres de Lagrange peuvent être déduits des équations (15) et (17) :

$$\lambda_i = (G_{ix} V G_{ix}^T)^{-1} (G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i - G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)) \quad (18)$$

En remplaçant l'équation (18) dans (16), on obtient :

$$\hat{a}_{j+1} = a + W \sum_{i=1}^N S_i (G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i - G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)) \quad (19)$$

avec  $S_i$  la matrice définie par :

$$S_i = G_{ia}^T (G_{ix} V G_{ix}^T)^{-1} \quad (20)$$

Soit  $R$  telle que :

$$R = I + W \sum_{i=1}^N S_i G_{ia} \quad (21)$$

En supposant que la matrice  $R$  est régulière, on obtient :

$$\begin{aligned} \hat{a}_{j+1} &= R^{-1} W \sum_{i=1}^N S_i (G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) - F_i + G_{ia} \hat{a}_j) \\ &\quad + R^{-1} a \end{aligned} \quad (22)$$

Enfin l'expression de l'estimée de l'état est obtenue à partir de (15) et (18) :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{i,j+1} &= x_i + V G_{ix}^T (G_{ix} V G_{ix}^T)^{-1} (G_{ix}(\hat{x}_{i,j} - x_i) \\ &\quad - F_i - G_{ia}(\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)) \end{aligned} \quad (23)$$

Les estimées  $\hat{x}_i$  et  $\hat{a}$  dépendantes de  $x_i$  et  $a$  sont obtenus par itérations successives à condition que l'algorithme converge (l'analyse de la convergence de l'algorithme peut-être basée sur la norme des matrices jacobiniennes  $G_{ix}$  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 de la sorte :

– *Initialisation*

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

– *Répéter*

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

Calculer  $\hat{a}_{j+1}$  en utilisant (22)

Calculer  $\hat{x}_{i,j+1}$  en utilisant (23)

$$j = j + 1$$

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

– *Mise à jour des estimées des variables et des paramètres*

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

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

Cette 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 d'être capable de suivre l'évolution dans le temps des paramètres du modèle, 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. Sur la base de 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 est utilisé pour fournir les estimées  $\hat{x}_{N+1}$  et  $\hat{a}^{(N+1)}$ . Ce processus, illustré sur la figure 2, est réitéré sur la base de la disponibilité de nouveau jeux de mesure au cours du temps.

Comme indiqué précédemment, la détermination des commandes des systèmes de préréglage des procédés de traitement par lots dans l'industrie sidérurgique est un problème difficile à résoudre. En effet, de légers changements des conditions opératoires peuvent avoir un impact important sur la qualité des produits obtenus. Par conséquent, un algorithme d'adaptation des modèles est souvent implanté pour ce genre de système. Les

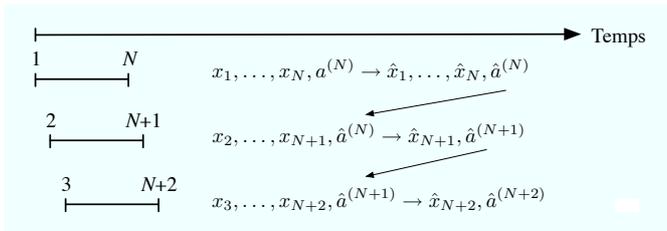


FIG. 2 – Principe de l’estimation sur fenêtre glissante

performances de l’algorithme d’adaptation des modèles existant seront alors clairement améliorées, si on alimente celui-ci par des valeurs cohérentes des estimées, fournies par la méthode proposée.

## 5 Application à un modèle simplifié du 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.

### 5.1 Modèle simplifié

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.

Le modèle simplifié du convertisseur à oxygène est issu d’équations de bilans massique et thermique comme décrit dans la section 1 :

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

La première équation représente le bilan massique en fer, où  $x_1, x_3, x_5$  sont des quantités de matière,  $x_2$  et  $x_4$  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.

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 sont supposés constants. La connaissance a priori sur les paramètres  $a_1$  et  $a_2$  est donnée dans le tableau 2.

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

TAB. 1 – Précision des mesures

Paramètre	$a_1$	$a_2$
Valeur nominale	2	1
Ecart-type	0.1	0.05

TAB. 2 – Connaissance “a priori” des paramètres

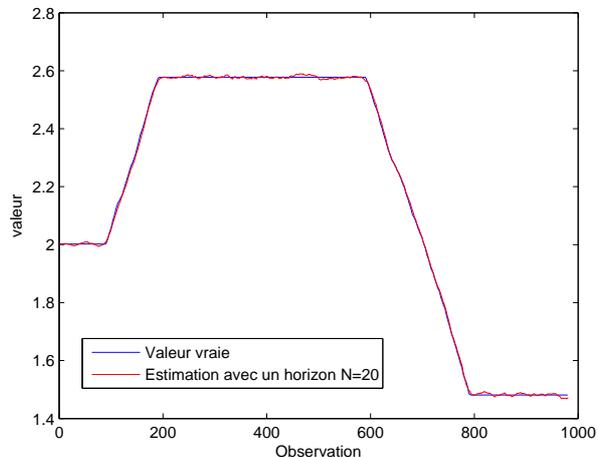


FIG. 3 – Estimation du paramètre  $a_1$

### 5.2 Résultat

Pour valider la méthode proposée, une base de données composée de mesures et de valeurs vraies des paramètres évoluant au cours du temps a été créée pour un ensemble de 1000 réalisations. L’algorithme d’estimation simultanée des paramètres et des états, décrit plus haut, a été appliqué sur la base de données de l’ensemble des mesures, 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 les figures 3 et 4 quand la longueur de la fenêtre d’observation est fixée à 20. Les estimées des paramètres sont alors proches des valeurs vraies. La figure 5 montre un zoom (observations 250 à 350) de l’estimation de  $a_2$  lorsque l’on utilise différentes longueurs de fenêtre glissante d’observation. On y observe l’effet de filtrage de l’estimateur. Plus la longueur de la fenêtre est grande, plus l’estimation des paramètres filtre les bruits de mesure, mais en même temps, plus l’estimation est en retard.

Les figures 6, 7, 8, 9, 10 montrent les mesures des variables d’état et leurs estimées. Comme les mesures ne comportent pas d’erreurs, les estimations sont très proches des mesures.

## 6 Conclusion

Dans cette communication, 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 effectuée pour obtenir des estimées des données mesurées et simultanément

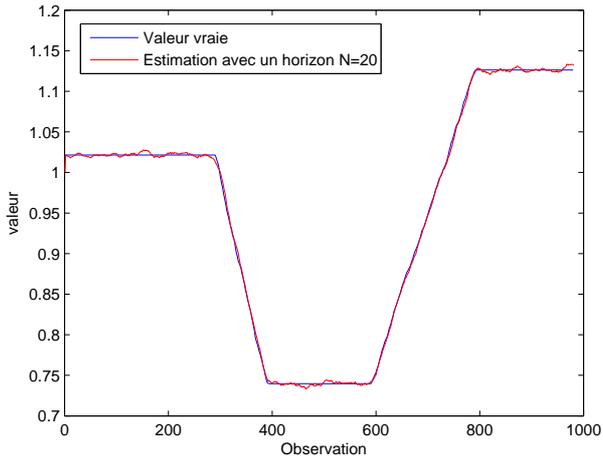


FIG. 4 – Estimation du paramètre  $a_2$

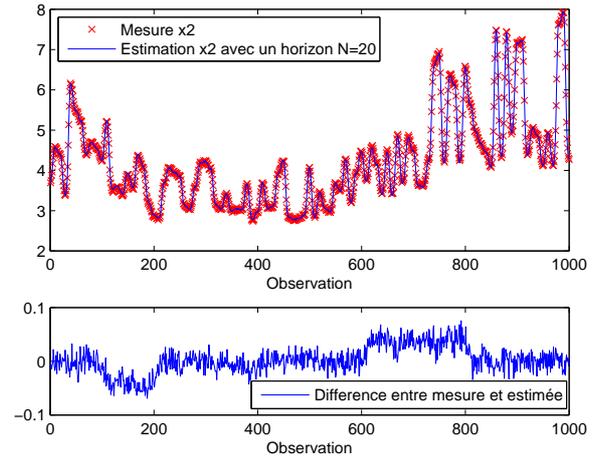


FIG. 7 – Mesure et estimée de  $x_2$

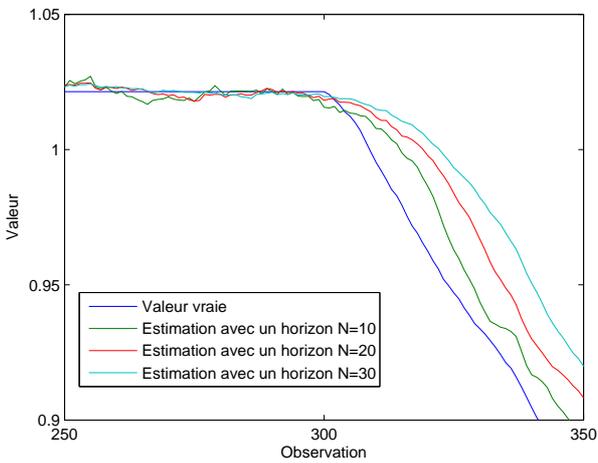


FIG. 5 – Impact de la largeur de la fenêtre sur l'estimation paramétrique

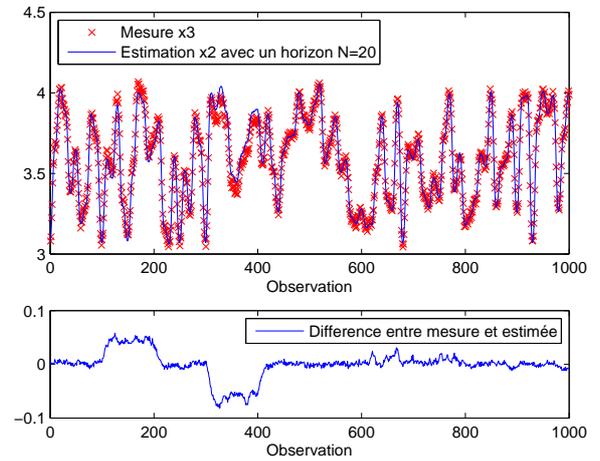


FIG. 8 – Mesure et estimée de  $x_3$

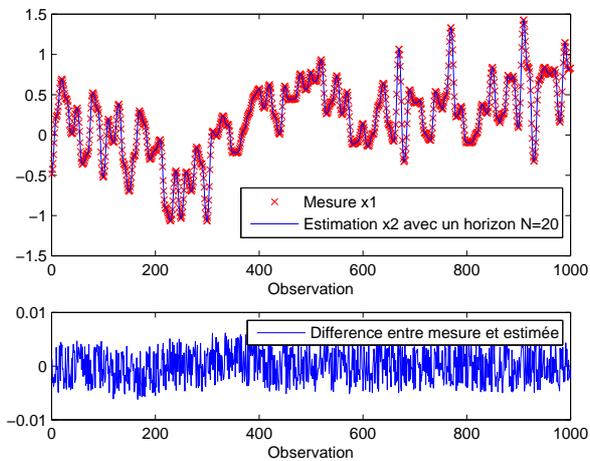


FIG. 6 – Mesure et estimée de  $x_1$

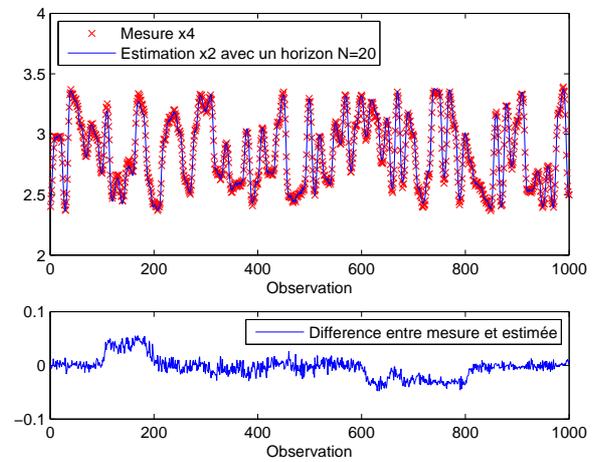


FIG. 9 – Mesure et estimée de  $x_4$

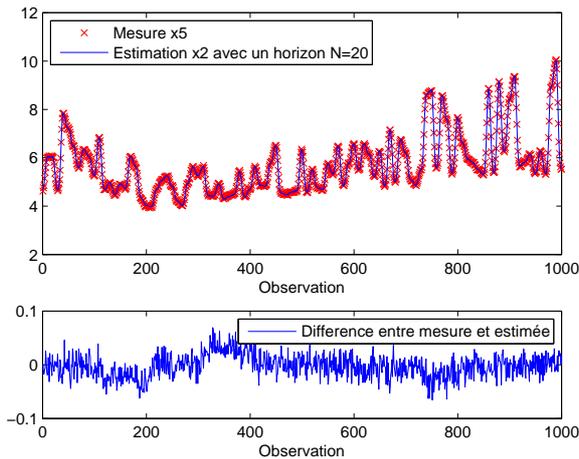


FIG. 10 – Mesure et estimée de  $x_5$

ment des paramètres qui soient cohérentes avec le modèle. L'utilisation d'une fenêtre d'observation glissante sur laquelle les paramètres sont considérés comme constants permet de diminuer la sensibilité des estimés des paramètres du modèle aux erreurs de mesures. Il est intéressant de remarquer que la connaissance de la distribution des erreurs paramétriques n'est pas un facteur limitant ; en effet il est aisé de modifier la méthode d'estimation utilisée pour fonctionner sans aucune connaissance "a priori" des paramètres. Les perspectives d'amélioration concernant cette méthode pourraient inclure des contraintes de robustesse par rapport aux grosses erreurs de mesures en utilisant une fonction de distribution "contaminée" [2, 1]. Dans la suite de nos travaux, la méthode proposée devra être appliquée sur le modèle complet du convertisseur en utilisant des données réelles pour ajuster le modèle au fur et à mesure des coulées afin d'observer l'impact de l'ajustement des commandes de pré-régulation sur le déroulement des coulées suivantes.

## Références

- [1] M. Alhaj-Dibo, D. Maquin, J. Ragot. *Data reconciliation : a robust approach using contaminated distribution*. *Control Engineering Practice*, 16(2) :159-170, 2008.
- [2] N. Arora, L.T. Biegler. *Redescending estimators for data reconciliation and parameter estimation*. *Chemical Engineering and Processing*, 25 :1585-1599, 2001.
- [3] R. Faber, H. Arellano-Garcia, P. Li, G. Wozny. *An optimization framework for parameter estimation of large-scale systems*. *Chemical Engineering and Processing*, 46 :1085-1095, 2007.
- [4] Y.Y. Joe, D. Wang, J. Romagnoli. *A robust strategy for joint data reconciliation and parameter estimation*. *European Symposium on Computer Aided Process Engineering, ESCAPE-14, Lisbon, Portugal, May 16-19, 2004*.
- [5] V. Rod, V. Hancil. *Iterative estimation of model parameters when measurements of all variables are subject to error*. *Computers & Chemical Engineering*, 4(2) :33-38, 1980.
- [6] P.A. Rolandi, J.A. Romagnoli. *Simultaneous dynamic validation/identification of mechanistic process models and reconciliation of industrial process data*. *Computer Aided Chemical Engineering*, 21(A) :267-272, 2006.
- [7] B. Tjoa, L.T. Biegler. *Simultaneous strategies for data reconciliation and gross error detection of nonlinear systems*. *Computers & Chemical Engineering*, 15(10) :679-690, 1991.