

## Estimativa da vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 usando o filtro de Kalman

Felipe M. Majuste\* Seleme M. B. Dias\*\* Wendy Y. Eras-Herrera\*

\* Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Ouro Preto, MG (e-mail: felipe.majuste@aluno.ufop.edu.br).

\*\* (e-mail: selemedias@hotmail.com).

---

**Abstract:** This work investigates the problem of estimating the flue gas flow signal in a heat exchanger using the Kalman filter. The methodology of this work comprises two steps: the mathematical modeling step and the state estimation step. In the first step, the Autoregressive models with Exogenous Inputs (ARX) are obtained, which describe the dynamics of the HE-3 heat exchanger system. In the second step, the estimation of the flue gas flow signal is obtained using the Kalman filter from the identified ARX model and a set of measurements. The results obtained suggest that the Kalman filter is a promising method for the estimation of signals involved in the reduction step in steelmaking, making it a useful tool for applications in steelmaking processes.

**Resumo:** Este trabalho investiga o problema de estimação do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor utilizando o filtro de Kalman. A metodologia deste trabalho compreende duas etapas: a etapa de modelagem matemática e a etapa de estimação de estados. Na primeira etapa são obtidos os modelos Autorregressivo com Entradas Exógenas (ARX) que descrevem a dinâmica do sistema do trocador de calor HE-3. Na segunda etapa é obtida a estimativa do sinal de vazão de gás de combustão utilizando o filtro de Kalman a partir do modelo ARX identificado e um conjunto de medições. Os resultados obtidos sugerem que o filtro de Kalman é um método promissor para a estimação de sinais envolvidos na etapa de redução na fabricação do aço, tornando-se uma ferramenta útil para aplicações em processos siderúrgicos.

*Keywords:* Flux Rate; Heat Exchanger; Steel Mill ; Systems Identification; Kalman Filter.

*Palavras-chaves:* Vazão; Trocador de Calor; Usinas Siderúrgicas; Identificação de Sistemas; Filtro de Kalman.

---

### 1. INTRODUÇÃO

As usinas siderúrgicas operam as diversas fases do processo industrial para a fabricação do aço. Este processo consiste em três etapas: redução, refino e laminação, conforme mostrado na Figura 1. Na etapa de redução é transformado o minério de ferro, encontrado na natureza geralmente sob a forma de óxido de ferro, em ferro gusa. Na etapa de refino, o ferro-gusa é levado para a aciaria, ainda em estado líquido, para ser transformado em aço mediante queima de impurezas e adições. Na etapa de laminação, o aço solidificado é deformado mecanicamente e transformado em produtos siderúrgicos utilizados pela indústria de transformação, como chapas grossas e finas, bobinas, vergalhões, arames, perfilados, barras, entre outros (Costa et al., 2007).

A etapa de redução envolve os processos de sinterização e alto forno. No processo de sinterização, a matéria-prima passa por modificações nas propriedades físico-químicas, como porosidade e granulação, enquanto que, no processo de alto forno, o minério de ferro na forma de sinter e/ou pelotas é fundido com o coque metalúrgico e fluxantes em altas temperaturas (Barbieri, 2013). A importância do processo do alto forno é dada pela obtenção do principal produto para fabricação do aço, em que

uma quantidade considerável de impurezas são removidas nessa etapa (Costa et al., 2007). Na Figura 2 mostram-se os equipamentos utilizados no processo de redução, o alto forno possui um funcionamento cíclico, chamado de corridas, no qual a matéria-prima entra pela parte superior do forno onde é submetida a altos valores de pressão e temperatura. Com o passar do tempo, tem-se a fusão do material formando, no nível inferior do forno, a piscina de ferro gusa. Dessa forma, a corrida se inicia quando são abertos os furos na lateral da estrutura para que o ferro gusa vaze e escorra para a próxima etapa. A corrida é finalizada quando os furos são vedados e a piscina de gusa volta a encher. O regenerador é responsável por realizar a manutenção térmica da temperatura interna do alto forno. Quando uma corrida é iniciada, o ferro gusa perde energia térmica no interior do equipamento e no ambiente externo durante o processo físico natural de equilíbrio térmico. Desta forma, antes de iniciar a próxima corrida, é necessário restabelecer os níveis de temperatura necessários para realizar a fusão do minério de ferro e coque presente no alto forno.

O controle adequado do processo de aquecimento do alto forno depende das medições das variáveis envolvidas nesse processo, cuja leitura é realizada por meio de sensores. Como consequência do ambiente hostil desse processo, é

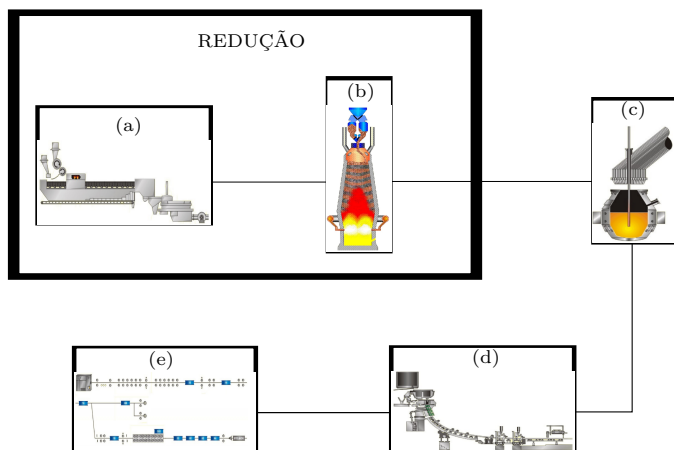


Figura 1. Diagrama do processo siderúrgico para a fabricação do aço. Este processo consiste em três etapas: redução, conversão e laminação. Dentro destas etapas encontram-se os seguintes processos: (a) Sinterização, (b) Alto Forno, (c) Convertedor LD, (d) Máquina de Laminação Contínua e (e) Laminador.

possível a indisponibilidade momentânea de um sensor devido a falhas ou remoção para manutenção ou calibração. Dessa forma, quando o sensor se torna indisponível ocorre perda de informação relevante tanto no monitoramento quanto no controle das variáveis envolvidas. Conseqüentemente, o processo de redução poderá operar de forma inadequada, levando a uma queda na produção de aço. Portanto, torna-se necessário a aplicação de técnicas de detecção e estimação para determinar as mudanças dinâmicas presentes nas variáveis envolvidas no funcionamento do alto forno com o intuito de fornecer um processo de produção mais eficiente e confiável.

Várias técnicas têm sido utilizadas na literatura para estimar diferentes variáveis em plantas siderúrgicas como Redes neurais artificiais (Dias, 2005), Modelo de regressão linear multivariado (Lin et al., 2011), Estimação dual (Sheng et al., 2012), Máquina de Vetores de Suporte (Zhao et al., 2012), dentre outras. No estudo desenvolvido por (Dias, 2005), uma rede neural perceptron de multicamadas é utilizada para estimar a temperatura de um trocador de calor presente na etapa de redução de uma usina siderúrgica integrada. O grande problema dessa técnica, quando utilizada em aplicações de estimação de estados, é o elevado tempo computacional devido as diferentes etapas no processo de treinamento da rede neural. Assim, outros métodos podem ser utilizados para obter a estimativa de variáveis em processos siderúrgicos considerando o comportamento estocástico do sistema, por exemplo, o filtro de Kalman (FK).

O FK é utilizado para estimar recursivamente os estados de um sistema dinâmico a partir de um conjunto de medições ruidosas (Kalman, 1960). O algoritmo do FK compreende duas etapas: a *etapa de predição* e a *etapa de assimilação de dados*. A primeira etapa fornece a predição de um sinal a partir da informação disponível *a priori* enquanto que a segunda etapa melhora a predição *a priori* incorporando o sinal medido. Atualmente, o FK é amplamente utilizado em aplicações de diversas áreas da engenharia como, por exemplo, no rastreamento de veículos (Fortmann et al.,

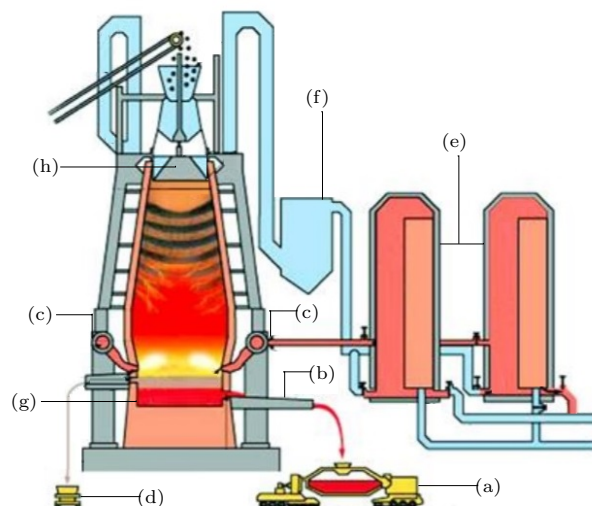


Figura 2. Equipamentos utilizados no processo de redução: (a) Carro Torpedo, (b) Furo de Gusa, (c) Ventaneiras, (d) Pote de Escória, (e) Regeneradores, (f) Coletor de Pó, (g) Piscina de Gusa e (h) Goela.

1983), em sistemas de navegação de aeronaves (Nordlund and Gustafsson, 2001), na detecção e isolamento de falhas (He et al., 2013) e em sistemas de controle de tráfego aéreo (Lymperopoulos and Lygeros, 2009). Entretanto, o problema de estimação de estados em um sistema de trocador de calor utilizado na etapa de alto forno em um processo siderúrgico não é tratado na literatura.

A contribuição deste trabalho é estimar a vazão de gás de combustão em um trocador de calor HE-3 usando o filtro de Kalman. Neste trabalho, a metodologia proposta compreende duas etapas: a etapa de modelagem matemática e a etapa de estimação de estados. Na primeira etapa, obtém-se os modelos Autorregressivos com Entradas Exógenas (ARX, do inglês, *AutoRegressive models with eXogenous inputs*) que descrevem a dinâmica do sistema do trocador de calor HE-3. Para tal, considera-se a modelagem matemática do tipo caixa preta que utiliza os sinais de entrada e os sinais de saída coletado pelo Sistema de Gerenciamento de Informação de Processo (PIMS, do inglês, *Plant Information Management System*) para obter um modelo identificado. Na segunda etapa, obtém-se a estimativa do sinal de vazão de gás de combustão utilizando o filtro de Kalman a partir do modelo ARX identificado e um conjunto de medições.

## 2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Considera-se o sistema não-linear a tempo discreto descrito por

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}, k - 1), \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k, v_k, k), \quad (2)$$

em que  $x_k \in \mathbb{R}^n$  é o vetor de estados,  $f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}^q \times \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}^n$  é o modelo de processo e  $h : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^r \times \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}^m$  é o modelo de observação. As entradas são dadas por  $u_k \in \mathbb{R}^p$  e o vetor de medições é dado por  $y_k \in \mathbb{R}^m$ . Assume-se que o ruído de processo  $w_k \in \mathbb{R}^q$  e o ruído de medição

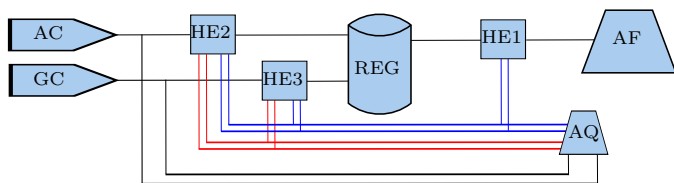


Figura 3. Fluxograma do sistema de pré-aquecimento. Neste sistema encontram-se os seguintes itens: (a) Entrada de Ar de Combustão (AC), (b) Entrada de Gás de Combustão (GC), (c) Trocador de Calor HE-2 (HE-2), (d) Trocador de Calor HE-3 (HE-3), (e) Regenerador (REG), (f) Trocador de Calor HE-1 (HE-1), (g) Alto Forno (AF) e (h) Aquecedor (AQ). Fonte: Adaptado de (Dias, 2005).

$\nu_k \in \mathbb{R}^r$  sejam variáveis aleatórias brancas, de média nula e mutuamente independentes e com matrizes de covariância  $Q_{k-1}$  e  $R_k$ , respectivamente.

Sob uma perspectiva Bayesiana, o problema de estimação de estados visa à estimação da função densidade de probabilidade (PDF) *a posteriori* de  $x_k$  a partir de um conjunto de medições ruidosas  $y_{1:k} = \{y_1, \dots, y_k\}$ . Tal PDF é dada por

$$J(x_k) = \rho(x_k | y_{1:k}), \quad (3)$$

em que o maximizador  $\hat{x}_k$  de  $J$  é a estimativa de estados ótima. Para empregar essa abordagem é necessário construir a PDF *a posteriori* dada por (3) do vetor de estados utilizando os modelos de processo e observação, a sequência de medições, e a estimativa inicial. Essa PDF incorpora toda a informação estatística caracterizando uma solução completa para o problema de estimação de estados.

Na Figura 3 mostra-se um fluxograma do processo de pré-aquecimento do alto forno. Neste sistema estão presentes dois circuitos independentes que transportam óleo para realização da troca térmica. Inicialmente, o trocador de calor 1 HE-1 e o aquecedor movido a gás de alto forno realizam o aquecimento dos circuitos de óleo de forma independente. O óleo aquecido por esses dois circuitos é destinado ao trocador de calor 2 HE-2 e trocador de calor 3 HE-3. O trocador de calor HE-2 é responsável por aquecer o ar de combustão enquanto que o trocador de calor HE-3 é responsável por aquecer o gás de combustão. Esses aquecedores possuem em seu interior uma área perfurada composta por um material refratário especializado. O óleo aquece essa estrutura enquanto que os fluídos que circulam pelos furos absorvem energia térmica, tais furos existem objetivando o aumento da superfície de contato durante a reação física, de forma a otimizar e acelerar o processo. Em seguida, o ar de combustão e gás de combustão, já aquecidos, são direcionados para o regenerador, onde ocorre o processo de combustão. O calor gerado nesse processo é direcionado para o interior do alto forno através das ventaneiras. Destaca-se que na tubulação que conecta o trocador de calor HE-3 e o regenerador existe uma válvula inteligente no qual deseja-se estimar a vazão de gás de combustão que passa pela mesma. Essa necessidade ocorre devido ao alto índice de indisponibilidade da válvula, sendo uma consequência da umidade presente no gás de combustão. Desta forma, a metodologia usada para a estimação da vazão de gás de combustão em um trocador de calor HE-3 envolve duas etapas. Na primeira etapa,

emprega-se o registro de quatro sinais do sistema do alto forno, sendo três sinais de entrada: Pressão do Gás de Alto Forno (PTC), Posição da Válvula (ZTC) e Temperatura do Gás de Alto Forno (TEC), e um sinal de saída: Vazão do Gás de Combustão (FTC), para se obter o modelo ARX que representa o comportamento dinâmico das variáveis envolvidas no processo do alto forno. Na segunda etapa, o filtro de Kalman utiliza o modelo ARX identificado e um conjunto de medições para tratar o problema de estimação do sinal de vazão de gás de combustão.

### 3. MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 Protocolo Experimental

A obtenção dos dados foi realizada utilizando o sistema PIMS (*Aspen PIMS v11.0*). Neste trabalho, emprega-se o registro de quatro sinais do sistema do alto forno, sendo três sinais de entrada: ZTC, PTC e TEC, e um sinal de saída: FTC, conforme mostrados na Figura 4. A coleta do conjunto de dados foi realizada a cada 5 segundos em um período de 24 horas.

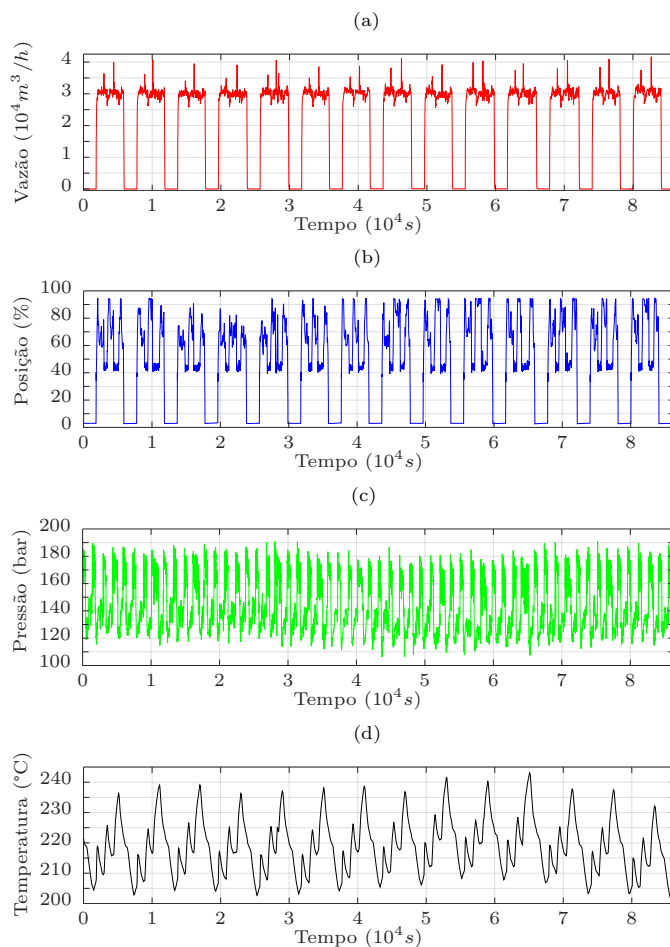


Figura 4. Sinais coletados utilizando o sistema PIMS. O sinal de saída: a) FTC e os sinais de entrada: b) ZTC, c) PTC e d) TEC.

### 3.2 Identificação de Sistemas

Modelos matemáticos podem ser obtidos pela física do processo (modelagem caixa branca) ou por meio de dados (modelagem caixa preta). Neste trabalho, consideram-se os procedimentos de modelagem caixa preta devido à complexidade de se modelar séries temporais que descrevem o funcionamento das etapas de uma usina siderúrgica. Para realizar a modelagem matemática do processo do alto forno é necessário desenvolver as cinco etapas de identificação de sistemas descritas em (Aguirre, 2004).

*Modelo do Alto Forno* A modelagem matemática do processo do alto forno é pouco tratada na literatura. Considera-se, por simplicidade, que a representação a ser empregada para o sistema de alto forno pode ser descrita por modelos utilizando estruturas lineares, por exemplo, modelos polinomiais autorregressivo (AR, do inglês, *AutoRegressive*), ARX, autorregressivo de média móvel (ARMA, do inglês, *AutoRegressive Moving Average*) e autorregressivo de média móvel e entradas exógenas (ARMAX, do inglês, *AutoRegressive Moving Average with exogenous input*). Neste trabalho, o sistema de alto forno pode ser representado por meio do modelo ARX. Esse modelo é descrito por

$$r_k = a_1 r_{k-1} + \dots + a_p r_{k-p} + b_1 u_{k-1} + \dots + b_q u_{k-q} + e_k, \quad (4)$$

em que  $r_k$  é o sinal de saída,  $u_k$  é o sinal de entrada,  $\theta^T = [a_1 \dots a_p \ b_1 \dots b_q]$  é o vetor de parâmetros,  $p$  é a ordem do sinal de saída,  $q$  é a ordem do sinal de entrada e  $e_k$  é o erro de modelagem.

Para determinar a ordem dos modelos podem ser utilizados vários métodos descritos na literatura como o Critério da Informação de Akaike (AIC) (Akaike, 1974), o critério de Rissanen (Rissanen, 1978), o critério de informação Bayesiano (Kashyap, 1977), entre outros. Neste trabalho, utiliza-se o AIC para determinar a ordem do modelo do sistema do alto forno, por ser o método mais amplamente utilizado para o problema de seleção da ordem do modelo em geral. O AIC combina a informação de *Kullback-Leibler* e a estimativa por máxima verossimilhança para determinar a ordem do modelo (Akaike, 1974). O AIC é dado por

$$AIC = -2 \ln L(\hat{y}_i, y_i) + 2\eta_\theta, \quad (5)$$

em que  $L$  é a função de verossimilhança,  $y_i$  é o sinal de saída,  $\hat{y}_i$  é a estimativa de  $y_i$  e  $\eta_\theta$  é o número de parâmetros do modelo.

Para estimar os parâmetros do modelo ARX a partir dos dados medidos, é utilizado o método de mínimos quadrados (MQ) (Silva and Mattos, 2017). Esse método minimiza a soma dos quadrados das diferenças entre os dados e a saída estimada pelo modelo. A estimação dos parâmetros utilizando o MQ é dada por

$$\hat{\theta} = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T y_k, \quad (6)$$

em que  $\hat{\theta}$  é o vetor de parâmetros estimado,  $\Psi$  é a matriz de regressores e  $y_k$  é o vetor de medições.

Diferentes métricas podem ser usadas na validação de um modelo. Dentre essas métricas, a simulação livre e o índice raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE, do inglês,

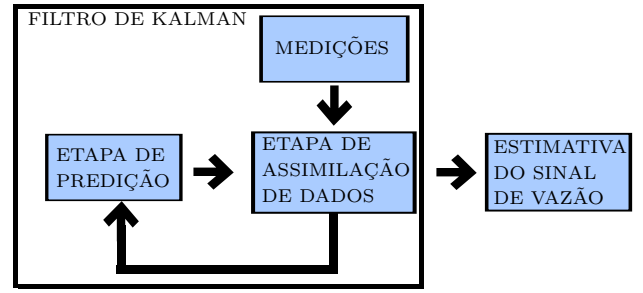


Figura 5. Diagrama do algoritmo do filtro de Kalman que compreende recursivamente duas etapas: a etapa de predição e a etapa de assimilação de dados.

*Root Mean Squared Error*) são utilizados para validar os modelos matemáticos do sistema do alto forno.

A simulação livre também conhecida como predição de infinitos passos à frente é uma forma de simular um modelo reutilizando os valores das predições passadas para compor um vetor de regressores a fim de continuar realizando a predição (Aguirre, 2004). A simulação livre é dada por

$$\hat{y}_k = \Psi_{yu, k-1}^T \hat{\theta}, \quad (7)$$

em que  $\hat{y}_k$  é o vetor de predições,  $\Psi_{yu}^T = [y_{k-1} \dots y_{k-m} \ u_{k-1} \dots u_{k-p}]$  é o vetor de regressores e  $\hat{\theta}$  é o vetor de parâmetros.

O índice RMSE é calculado como a diferença entre os valores previstos pelo modelo e os valores observados. O índice RMSE é dado por

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2}}, \quad (8)$$

em que  $\hat{y}_k$  é a simulação livre do sinal e  $\bar{y}$  é o valor médio do sinal medido  $y_k$ .

### 3.3 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é usado para estimar os estados de um sistema dinâmico linear de forma recursiva (Kalman, 1960). Neste trabalho, o modelo (4) é usado no FK para obter a estimativa da vazão do gás de combustão. Esse modelo é reescrito em espaço de estados como

$$x_k = A_{k-1} x_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + G_{k-1} w_{k-1}, \quad (9)$$

$$y_k = C_k x_k + v_k, \quad (10)$$

em que  $A_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  é a matriz de transição,  $B_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times m}$  é a matriz de entrada do sistema, a matriz de saída  $C_k \in \mathbb{R}^{m \times n}$  e a matriz  $G_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  são conhecidas.  $x_k \in \mathbb{R}^n$  é o vetor de estados,  $u_k \in \mathbb{R}^p$  é o sinal de entrada,  $y_k \in \mathbb{R}^m$  é o vetor do sinal medido. Assume-se o ruído de processo  $w_{k-1} \in \mathbb{R}^n$  e o ruído de medição  $v_k \in \mathbb{R}^m$  como variáveis aleatórias brancas, gaussianas, de média nula e mutuamente independentes.

O algoritmo do FK compreende duas etapas: a *etapa de predição* e a *etapa de assimilação de dados*, conforme mostrado na Figura 5. Para a inicialização, assume-se que o vetor aleatório  $x_0$  é Gaussiano com média  $\hat{x}_{0|0}$

e covariância  $P_{0|0}^{xx} = E[(x_0 - \hat{x}_{0|0})(x_0 - \hat{x}_{0|0})^T]$ , ambas conhecidas.

A etapa de *predição* é responsável pela predição do sinal FTC a partir da informação disponível *a priori*  $\hat{x}_{k-1|k-1}$ , dada por

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_{k-1}\hat{x}_{k-1|k-1} + B_{k-1}u_{k-1}, \quad (11)$$

$$P_{k|k-1}^{xx} = A_{k-1}P_{k-1|k-1}^{xx}A_{k-1}^T + G_{k-1}Q_{k-1}G_{k-1}^T, \quad (12)$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = C_k\hat{x}_{k|k-1}, \quad (13)$$

$$P_{k|k-1}^{yy} = C_kP_{k|k-1}^{xx}C_k^T + R_k, \quad (14)$$

$$P_{k|k-1}^{xy} = P_{k|k-1}^{xx}C_k^T, \quad (15)$$

em que  $P_{k|k-1}^{xx} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1})(x_k - \hat{x}_{k|k-1})^T]$ ,  $P_{k|k-1}^{yy} = E[(y_k - \hat{y}_{k|k-1})(y_k - \hat{y}_{k|k-1})^T]$  e  $P_{k|k-1}^{xy} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1})(y_k - \hat{y}_{k|k-1})^T]$  são as matrizes de covariância do erro de predição, covariância da inovação e covariância cruzada, respectivamente.

A etapa de *assimilação de dados* incorpora uma nova informação do sinal medido,  $y_k$ , para obter uma melhoria na estimativa do sinal FTC,  $\hat{x}_{k|k}$ , dada por

$$K_k = P_{k|k-1}^{xy}(P_{k|k-1}^{yy})^{-1}, \quad (16)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(y_k - \hat{y}_{k|k-1}), \quad (17)$$

$$P_{k|k}^{xx} = P_{k|k-1}^{xx} - K_kP_{k|k-1}^{yy}K_k^T, \quad (18)$$

em que  $K_k \in \mathbb{R}^{n \times m}$  é a matriz do ganho de Kalman,  $\hat{x}_{k|k}$  é o vetor de estado e a correspondente matriz de covariância  $P_{k|k}^{xx} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k})(x_k - \hat{x}_{k|k})^T]$ .

#### 4. RESULTADOS

Os dados foram processados *off-line* utilizando o *software Matlab*. Nessa etapa de processamento, os sinais de entrada e saída são obtidos a partir das medições dos sensores. Para o processo de produção de aço, alguns sensores são calibrados para realizarem medições relativamente altas. Entretanto, quando os sensores realizam medições em valores muito baixos, tendem a gerar valores negativos nas medições. Para contornar esse problema, analisam-se os sinais de entrada e saída e substituem-se as medições que possuem valores negativos pelo valor de zero. Esse problema apresenta-se somente na medição do sinal FTC.

Para verificar o grau de relação entre os sinais de entrada e os sinais de saída é realizada a análise de correlação. Desta forma, analisa-se a correlação entre o sinal de saída FTC e os três sinais de entrada obtendo 0,89 para o sinal ZTC, -0,20 para o sinal PTC e 0,44 para o sinal TEC. Consequentemente, o sinal PTC será desconsiderado, uma vez que este sinal não exerce influência sobre o comportamento do sinal de saída do sistema.

##### 4.1 Modelo do Alto Forno

Considera-se, por simplicidade, a utilização de um único ciclo completo (5000 amostras) para descrever o funcionamento do sistema do alto forno, conforme mostrado na Figura 6. Na etapa de identificação de sistemas são obtidos os modelos do sistema do alto forno a partir da primeira

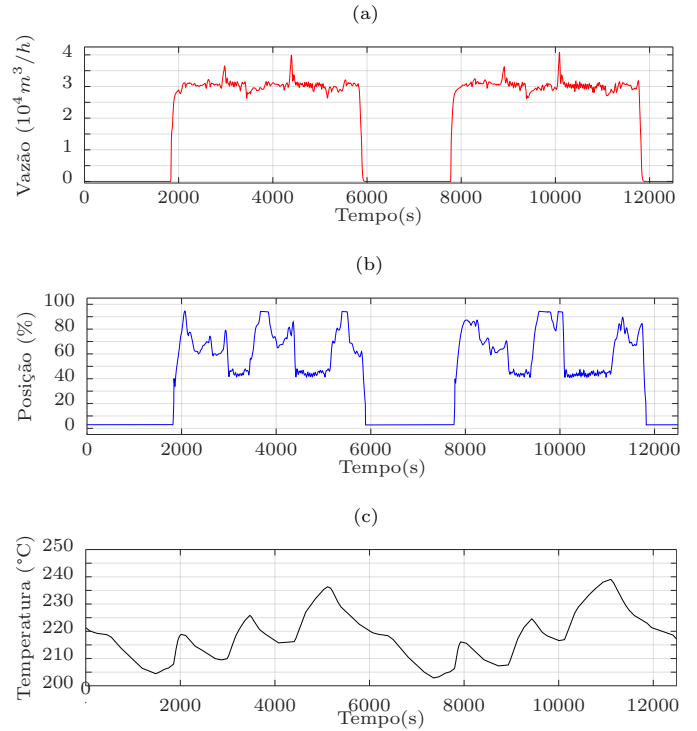


Figura 6. Sinais de um único ciclo completo utilizados na etapa de identificação para descrever o sistema do alto forno. O sinal de saída: a) FTC e os sinais de entrada: b) ZTC e c) TEC.

metade (2500 amostras) dos sinais de entrada e saída. Para a validação de cada modelo utiliza-se a segunda metade destes sinais.

São obtidos dois modelos que representam o sistema do alto forno. O primeiro sistema descrito pelo sinal de entrada ZTC e o sinal de saída FTC é representado pelo seguinte modelo ARX, com ordem  $p = q = 3$ ,

$$r_k = 1.8577r_{k-1} - 0.9979r_{k-2} + 0.1376r_{k-3} + 158.8546u_{k-1} - 233.8704u_{k-2} + 66.2517u_{k-3} + e_k, \quad (19)$$

em que  $r_k$  é o sinal de saída FTC,  $u_k$  é o sinal de entrada ZTC e  $e_k$  é o erro de modelagem.

O segundo sistema descrito pelo sinal de entrada TEC e o sinal de saída FTC é representado pelo seguinte modelo ARX, com ordem  $p = q = 3$ ,

$$r_k = 2.0491r_{k-1} - 1.3893r_{k-2} + 0.3393r_{k-3} + 60.0429u_{k-1} + 11.9345u_{k-2} - 71.906u_{k-3} + e_k, \quad (20)$$

em que  $r_k$  é o sinal de saída FTC,  $u_k$  é o sinal de entrada TEC e  $e_k$  é o erro de modelagem. Para estimar os parâmetros dos modelos ARX dados pelas equações (19) e (20) é utilizado o estimador de MQ, enquanto que, é utilizado o AIC para determinar a ordem destes modelos.

##### 4.2 Validação dos Modelos

A validação dos modelos (19) e (20) é verificada utilizando duas métricas: a simulação livre e o índice RMSE. Nas

Figuras 7 e 8 mostram-se, respectivamente, a validação dos modelos (19) e (20) utilizando a simulação livre. Para melhorar a visualização da Figura (19)a e (20)a é apresentado o zoom de uma parcela contida no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$ . Observa-se que o sinal resultante da simulação livre (linha tracejada vermelha) do modelo (19) e (20) descrevem o comportamento dinâmico do sinal de saída FTC (linha contínua azul).

A segunda métrica empregada para a validação dos modelos (19) e (20) é o índice RMSE obtido através da diferença entre o sinal medido e o sinal predito por meio da simulação livre. Os índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos (19) e (20) são 0,0153 e 0,0180, respectivamente. Observa-se que para ambos modelos, o índice RMSE se aproxima de 0.

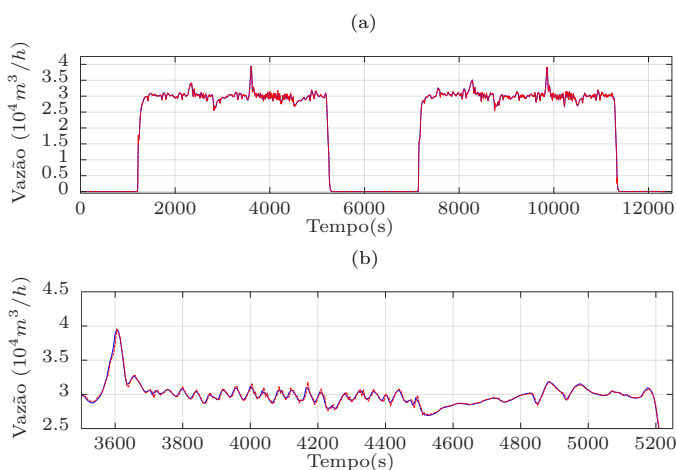


Figura 7. (a) Validação do modelo (19) utilizando a simulação livre considerando o sinal de saída FTC e o sinal de entrada ZTC. (b) Zoom da validação no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$ . Os traçados mostram o sinal medido FTC (linha contínua azul) e a simulação livre do modelo ARX (linha tracejada vermelha).

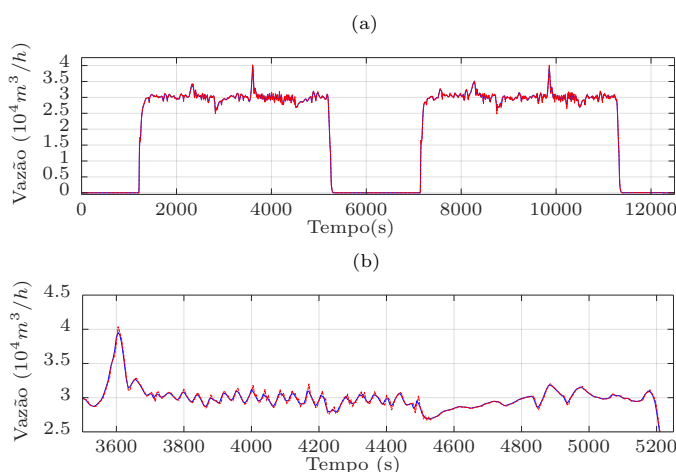


Figura 8. (a) Validação do modelo (20) utilizando a simulação livre considerando o sinal de saída FTC e o sinal de entrada TEC. (b) Zoom da validação no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$ . Os traçados mostram o sinal medido FTC (linha contínua azul) e a simulação livre do modelo ARX (linha tracejada vermelha).

#### 4.3 Estimação da Vazão do Gás de Combustão

O algoritmo do FK fornece a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 a partir dos valores das estimativas anteriores, as medições do sinal FTC e os modelos identificados (19) e (20).

Considera-se que o ruído de processo  $Q_k$  é sintonizado de forma empírica e o ruído de medição  $R_k$  é sintonizado a partir de informações fornecidas pelas especificações de instrumentação. Especificamente, para o sinal de vazão do gás de combustão, o ruído de processo,  $Q_k = I_3$  e o ruído de medição  $R_k = 10, 0$ . Para a inicialização, assume-se que  $x_{0|0}$  é um valor relativo ao intervalo que o sinal pode variar enquanto que a matriz de covariância  $P_{0|0}^{xx}$ , por simplicidade, é definida como uma matriz identidade, conforme sugerido em (Aguirre, 2004).

Na Figura 9 mostra-se a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando os modelos ARX (19) no FK. Observa-se que a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão descreve o comportamento do sinal FTC durante o processo cíclico de funcionamento do alto forno. Uma vez que o processo de regeneração começa, deseja-se que o Gás de Alto Forno (GAF) em altas temperaturas ingresse no alto forno. Por esse motivo, ocorre a abertura da válvula, nesse instante de tempo são obtidos os valores não nulos de vazão do gás de combustão. Quando o processo de regeneração é encerrado e a corrida é iniciada, a válvula é fechada e, nesse instante de tempo, são obtidos os valores nulos de vazão do gás de combustão. Os índices de temperatura de GAF obtidos têm como origem o processo térmico que ocorre nos trocadores de calor. Para melhorar a visualização da Figura 9a é apresentado o zoom no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$  na Figura 9b. O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido FTC enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal estimado da vazão do gás de combustão. Na Figura 9c mostra-se o erro entre o sinal medido FTC e a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. Percebe-se que o erro visível no gráfico ocorre após o filtro chegar no ponto de divergência quando seu ganho tende a valores infinitos, esse fenômeno ocorre devido a particularidades dos dados amostrados. Por esse motivo, o filtro é reiniciado e devido às condições iniciais apresenta-se uma rápida oscilação na estimativa do sinal de vazão do gás de combustão e, como consequência, aumenta o erro da estimativa.

Na Figura 10 mostra-se a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando o modelo ARX (20) no FK. Observa-se que a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo identificado (20) no filtro de Kalman descreve um comportamento análogo aos resultados obtidos na Figura 9. O comportamento do sinal de temperatura TEC, assim como o sinal de vazão FTC, são influenciados pelo comportamento cíclico do alto forno. Uma vez que o processo de regeneração é iniciado, o GAF encontra-se propositalmente em temperaturas elevadas para transferir esse calor para o interior do alto forno, ou seja, os sinais ZTC e FTC são diretamente proporcionais já que, neste mesmo instante de tempo, o sinal FTC possui altos valores de vazão, permitindo a entrada de GAF no equipamento. Na Figura 10a, observa-se que a estimativa do sinal de vazão do gás de

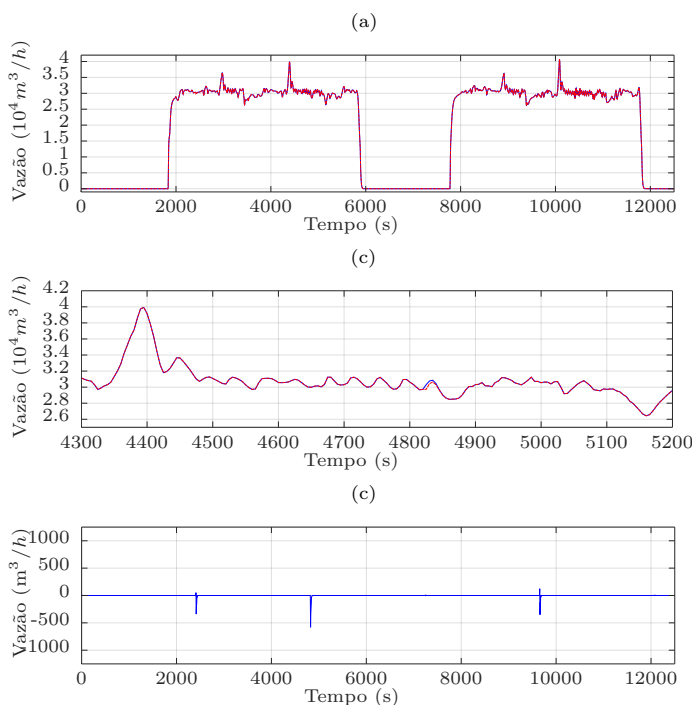


Figura 9. Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando o modelo ARX (19) no FK: (a) Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. (b) Zoom da estimativa no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$ . O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido FTC enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal estimado. (c) Erro da estimativa do filtro de Kalman.

combustão descreve o mesmo comportamento dinâmico do sinal medido FTC, enquanto que na Figura 10b apresenta-se o zoom no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$  para melhorar a visualização da Figura 10a. Finalmente, na Figura 10c mostra-se o erro entre o sinal medido FTC e a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão.

Destaca-se que, além dos modelos SISO estudados, também foram obtidos modelos ARX MISO de segunda, terceira, quarta e quinta ordem. Foram obtidas as estimativas a partir de cada um desses modelos, aplicando a mesma metodologia descrita para os modelos SISO. O índice RMSE da estimativa dos modelos de segunda, terceira, quarta e quinta ordem retornou o mesmo resultado para todas as situações, sendo este 0.0025. Devido aos resultados satisfatórios dos modelos SISO e por simplicidade, optou-se por adotar os modelos SISO no decorrer deste trabalho.

## 5. CONCLUSÃO

Neste trabalho, investiga-se o problema de estimação do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 usando o filtro de Kalman. Para isso, empregaram-se três sinais coletados pelo sistema PIMS, em que os sinais de entrada são a posição da válvula ZTC e a temperatura do gás de alto forno TEC, e o sinal de saída é a vazão de gás de alto forno FTC. A metodologia deste trabalho compreende duas etapas, uma etapa de modelagem matemática e outra etapa de

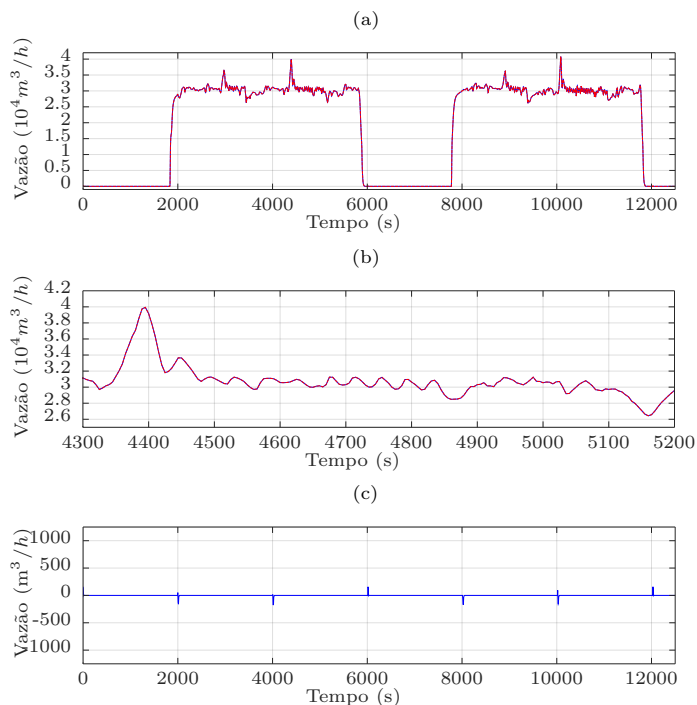


Figura 10. Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando o modelo ARX (20) no FK: (a) Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. (b) Zoom da estimativa no intervalo  $t = 3600s$  e  $t = 5200s$ . O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido FTC enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal estimado. (c) Erro da estimativa do filtro de Kalman.

estimação recursiva. Assim, os três sinais do sistema PIMS são utilizados para obter modelos que representam o processo de regeneração térmica na etapa de redução de uma usina siderúrgica integrada. Esses modelos são utilizados no filtro de Kalman para estimar o sinal de vazão em um trocador de calor HE-3.

Modelos lineares autorregressivo com entradas externas ARX foram obtidos a fim de caracterizar a dinâmica do sinal de vazão em um trocador de calor HE-3. Os modelos descrevem como o GAF em altas temperaturas ingressa no alto forno. As métricas de simulação livre e índice RMSE sugerem que esses modelos identificados incorporam a dinâmica dominante dos sinais medidos. Os resultados obtidos na etapa de modelagem matemática do sistema FTC e ZTC, e FTC e TEC, mostram que os valores do índice RMSE são 0.0153 e 0.0180, respectivamente. Nessa etapa, observaram-se indícios de que o comportamento dinâmico do sinal FTC apresenta as mesmas características utilizando tanto o sinal ZTC quanto o sinal TEC.

O filtro de Kalman fornece a estimativa do sinal de vazão de gás de combustão utilizando os modelos ARX identificados e o conjunto de medições coletado pelo sistema PIMS. Os resultados obtidos sugerem que a estimação do sinal de vazão de gás de combustão descreve o comportamento dinâmico do GAF sendo injetado no alto forno. O filtro de Kalman apresentou valores de RMSE de 0,0004 e 0,0948, para o sistema FTC e ZTC, e FTC e TEC, respectivamente. Assim, o filtro de Kalman mostra-se como um

método promissor para a estimativa das etapas de um processo siderúrgico.

Como proposta para trabalhos futuros, sugere-se implementar abordagens recursivas para atualizar os parâmetros dos modelos ARX com o intuito de melhorar a estimação de estados do sistema.

#### AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Universidade Federal de Ouro Preto por possibilitar o desenvolvimento deste trabalho.

#### REFERÊNCIAS

- Aguirre, L.A. (2004). *Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. Editora UFMG.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723.
- Barbieri, C.C.T. (2013). *Estudos de misturas de carvões e biomassa visando a combustão em alto-forno*. Master's thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
- Costa, V.L., Escorsim, S., and Costa, D.L. (2007). Processo produtivo e produção de aço: a inserção do grupo gerdausa no cenário mundial. *Congresso Internacional de Administração*.
- Dias, S.M.B. (2005). *Modelagem matemática do trocador de calor HE-3 da Belgo usando redess neurais artificiais*. Master's thesis, Unileste.
- Fortmann, T., Bar-Shalom, Y., and Scheffe, M. (1983). Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 8(3), 173–184.
- He, X., Wang, Z., Liu, Y., and Zhou, D.H. (2013). Least-squares fault detection and diagnosis for networked sensing systems using a direct state estimation approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(3), 1670–1679.
- Kalman, R.E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*, 82, 35–45.
- Kashyap, R. (1977). A bayesian comparison of different classes of dynamic models using empirical data. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 22(5), 715–727.
- Lin, B., Wu, Y., and Zhang, L. (2011). Estimates of the potential for energy conservation in the chinese steel industry. *Energy Policy*, 39(6), 3680–3689.
- Lymperopoulos, I. and Lygeros, J. (2009). Improved ground trajectory prediction by multi-aircraft track fusion for air traffic control. In *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 5784.
- Nordlund, P.J. and Gustafsson, F. (2001). Sequential monte carlo filtering techniques applied to integrated navigation systems. In *Proceedings of the American Control Conference*, volume 6, 4375–4380.
- Rissanen, J. (1978). Modeling by shortest data description. *Automatica*, 14(5), 465–471.
- Sheng, C., Zhao, J., Liu, Y., and Wang, W. (2012). Prediction for noisy nonlinear time series by echo state network based on dual estimation. *Neurocomputing*, 82, 186–195.

Silva, V.M. and Mattos, V.L.D. (2017). O método dos mínimos quadrados no ajuste de um modelo polinomial. *Scientia Plena*, 13(4), 1–8.

Zhao, J., Liu, Q., Pedrycz, W., and Li, D. (2012). Effective noise estimation-based online prediction for byproduct gas system in steel industry. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 8(4), 953–963.