



Universidade Federal de Ouro Preto  
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas  
Departamento de Engenharia Elétrica



## **Trabalho de Conclusão de Curso**

# **Estimação de Estados em um Alto Forno usando o filtro de Kalman**

**Felipe Marques Majuste**

João Monlevade, MG  
2022

**Felipe Marques Majuste**

**Estimação de Estados em um Alto Forno  
usando o filtro de Kalman**

Trabalho de Conclusão de curso apresentado à Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica pelo Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto.  
Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Wendy Yadira Eras Herrera

**Universidade Federal de Ouro Preto  
João Monlevade  
2022**

## SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

M234e Majuste, Felipe Marques.

Estimação de estados em um alto forno usando o filtro de Kalman.  
[manuscrito] / Felipe Marques Majuste. - 2022.  
57 f.: il.: color., gráf., tab..

Orientadora: Profa. Dra. Wendy Yadira Eras-Herrera.  
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.  
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Graduação em Engenharia  
Elétrica .

1. Altos-fornos. 2. kalman, Filtragem de. 3. Siderurgia. 4. Sistemas de  
energia elétrica - Estimação de Estado. I. Eras-Herrera, Wendy Yadira. II.  
Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 621.3

Bibliotecário(a) Responsável: Flavia Reis - CRB6-2431



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO  
REITORIA  
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E APLICADAS  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELETRICA



## FOLHA DE APROVAÇÃO

**Felipe Marques Majuste**

### **Estimação de estados em um alto forno usando o filtro de Kalman**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica

Aprovada em 27 de setembro de 2022

#### Membros da banca

Dra. Wendy Yadira Eras Herrera - Orientadora - Universidade Federal de Ouro Preto  
Dr. Márcio Feliciano Braga - Universidade Federal de Ouro Preto  
Dr. Rodrigo Augusto Ricco - Universidade Federal de Ouro Preto

Wendy Yadira Eras Herrera, orientadora do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 11/10/2022

---

Documento assinado eletronicamente por **Wendy Yadira Eras Herrera, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 11/10/2022, às 17:09, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art.

# Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me dado saúde, persistência e foco para ter chegado até aqui e superado cada um dos desafios impostos.

Agradeço aos meus pais Romeu e Franciane, e à minha irmã Ana Carolina, que em muitos momentos acreditaram mais em meu potencial do que eu mesmo, sem eles nada disso seria possível.

Agradeço também aos inúmeros amigos feitos durante a graduação, em especial à turma da Elétrica 17.1, e aos amigos do ensino médio, que estavam sempre presentes ao longo desses anos, pelas boas lembranças e vínculos criados.

Agradeço de forma especial à minha orientadora Wendy, por sua disponibilidade e paciência durante o desenvolvimento do trabalho.

*"Você é do tamanho do seu sonho"*  
– *Evandro Guedes*

# Resumo

O processo siderúrgico consiste em todas as etapas necessárias para a obtenção do aço, desde a extração de recursos minerais no meio natural até a laminação e obtenção do produto final. Dentre essas etapas, encontra-se o processo de redução que realiza a transformação físico-química do coque e de cargas metálicas para a obtenção de ferro gusa. Esse processo utiliza o equipamento denominado alto forno. Em meio ao funcionamento cíclico (corrida) do alto forno, ocorre o processo de regeneração que restabelece os índices térmicos necessários para a realização de uma nova corrida, após a perda da carga térmica no interior do alto forno. O controle adequado do processo de regeneração depende das medições das variáveis envolvidas nesse processo, cuja leitura é realizada por meio de sensores. Como consequência do ambiente hostil desse processo, é 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. Consequentemente, o processo de regeneração e de fusão poderão operar de forma inadequada, levando a uma queda na produção de aço. Neste trabalho, investigam-se dois problemas relacionados à estimação de estados no processo de produção de ferro gusa. Primeiro, trata-se o problema de estimação do sinal de vazão no trocador de calor HE-3. Devido à umidade presente no gás de alto forno, é comum a ocorrência de indisponibilidades por parte do sensor, prejudicando o controle e monitoramento do processo. Em segundo lugar, considera-se o problema de estimação do sinal de temperatura de ferro gusa no alto forno. Devido às condições extremas do processo, o sensor de temperatura pode permanecer indisponível por alguns instantes de tempo. Além disso, variações indesejadas de temperatura afetam diretamente no produto final do alto forno que será utilizado nas etapas seguintes do processo siderúrgico. A metodologia proposta consiste em duas etapas. Na primeira etapa, são obtidos os modelos Autorregressivo com Entradas Exógenas (ARX) que descrevem a dinâmica do sistema do trocador de calor HE-3 e do alto forno para diferentes regimes de operação do processo. Na segunda etapa, é obtida a estimativa dos sinais de vazão de gás de combustão e temperatura de ferro gusa utilizando o filtro de Kalman a partir dos modelos ARX identificados e diferentes conjuntos de medições. Os resultados obtidos sugerem que o filtro de Kalman é um método promissor para tratar problemas de estimação de estados em processo siderúrgico.

**Palavras-chave:** Estimação de Estados, Alto Forno, Regenerador de Calor, Filtro de Kalman.

# Abstract

The steelmaking process consists of all the steps necessary to obtain steel, from the extraction of mineral resources in the natural environment to rolling and obtaining the final product. Among these steps is the reduction process, which performs the physical-chemical transformation of coke and metallic charges to obtain pig iron. This process uses equipment called a blast furnace. In the midst of the cyclical operation (run) of the blast furnace, the regeneration process takes place, which restores the necessary thermal indexes to carry out a new run, after the loss of the thermal load inside the blast furnace. Adequate control of the regeneration process depends on the measurements of the variables involved in this process, whose reading is performed by means of sensors. As a consequence of the harsh environment of this process, it is possible for a sensor to be momentarily unavailable due to failure or removal for maintenance or calibration. Thus, when the sensor becomes unavailable, there is a loss of relevant information both in monitoring and in controlling the variables involved. Consequently, the regeneration and melting process may operate improperly, leading to a drop in steel production. In this work, two problems related to state estimation in the pig iron production process are investigated. First, the problem of estimating the flow signal in the HE-3 heat exchanger is addressed. Due to the moisture present in the blast furnace gas, the occurrence of unavailability on the part of the sensor is common, impairing the control and monitoring of the process. Secondly, the problem of estimating the temperature signal of pig iron in the blast furnace is considered. Due to extreme process conditions, the temperature sensor may remain unavailable for a few moments. In addition, unwanted temperature variations directly affect the final product of the blast furnace that will be used in the following steps of the steelmaking process. The proposed methodology consists of two steps. In the first stage, the Autoregressive models with Exogenous Inputs (ARX) are obtained, which describe the dynamics of the HE-3 heat exchanger system and the blast furnace for different process operating regimes. In the second step, the estimation of the flue gas flow and pig iron temperature signals is obtained using the Kalman filter from the identified ARX models and different sets of measurements. The results obtained suggest that the Kalman filter is a promising method for dealing with state estimation problems in the steelmaking process.

**Keywords:** State Estimation, Blast Furnace, Heat Regenerator, Kalman Filter.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Diagrama do processo siderúrgico para a fabricação do aço. . . . .	2
Figura 2 – Diagrama da metodologia proposta neste trabalho. . . . .	6
Figura 3 – Equipamentos utilizados no processo de redução. . . . .	9
Figura 4 – Estrutura do Regenerador de Alto forno. . . . .	9
Figura 5 – Fluxograma do Sistema de Pré-aquecimento. . . . .	11
Figura 6 – Diagrama da abordagem do filtro de Kalman. . . . .	18
Figura 7 – Esquemático do regenerador. . . . .	20
Figura 8 – Tela sinótica do Alto Forno no PIMS . . . . .	20
Figura 9 – Sinais do Regenerador coletados utilizando o PIMS no Cenário 1 . . . . .	22
Figura 10 – Sinais do Regenerador coletados utilizando o PIMS no Cenário 2 . . . . .	23
Figura 11 – Trechos de modelagem e validação do sinal FTC . . . . .	25
Figura 12 – Validação do modelo (4.1) utilizando a simulação livre . . . . .	29
Figura 13 – Validação do modelo (4.11) utilizando a simulação livre. . . . .	30
Figura 14 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo ARX SISO (4.2) no filtro de Kalman . . . . .	33
Figura 15 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo ARX MISO (4.11) no filtro de Kalman . . . . .	34
Figura 16 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo ARX SISO (4.2) no filtro de Kalman . . . . .	35
Figura 17 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo ARX MISO (4.11) no filtro de Kalman . . . . .	36
Figura 18 – Posicionamento da medição das variáveis no alto forno. . . . .	40
Figura 19 – Sinais do alto forno coletados utilizando sistema PIMS. . . . .	41
Figura 20 – Sinais do alto forno coletados utilizando sistema PIMS. . . . .	42
Figura 21 – Trechos de identificação e validação do sinal TGU. . . . .	44
Figura 22 – Validação do modelo (5.1) utilizando a simulação livre. . . . .	47
Figura 23 – Estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa utilizando o modelo ARX MISO. . . . .	50

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Registro de quatro sinais do sistema do regenerador térmico. . . . .	19
Tabela 2 – Ordem do modelo para os sinais FTC, ZTC, PTC e TEC. . . . .	25
Tabela 3 – Índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos obtidos. . . . .	28
Tabela 4 – Índices RMSE para o sinal resultante da estimativa do filtro de Kalman dos modelos obtidos. . . . .	37
Tabela 5 – Registro de quatro sinais do sistema do alto forno. . . . .	39
Tabela 6 – Ordem do modelo para os sinais VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e TGU. . . . .	45
Tabela 7 – Índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos (5.1), (5.2), (5.3) e (5.4). . . . .	48
Tabela 8 – Índices de RMSE da estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno utilizando os modelos ARX MISO (5.1), (5.2), (5.3) e (5.4) no filtro de Kalman. . . . .	49

# Lista de Siglas

<b>AC</b>	Ar de Combustão
<b>AF</b>	Alto Forno
<b>AIC</b>	Critério da Informação de Akaike
<b>AQ</b>	Aquecedor
<b>AR</b>	Autorregressivo, do inglês <i>Auto Regressive</i>
<b>ARMA</b>	Autorregressivo com Média Móvel, do inglês <i>Auto Regressive Moving Average</i>
<b>ARMAX</b>	Autorregressivo com Média Móvel e Entradas Exógenas, do inglês <i>Auto Regressive with Moving Average and Exogenous Inputs</i>
<b>ARX</b>	Autorregressivo com Entradas Exógenas, do inglês <i>Auto Regressive with Exogenous Inputs</i>
<b>FK</b>	Filtro de Kalman
<b>FTC</b>	Vazão do Gás de Combustão
<b>GAF</b>	Gás de Alto Forno
<b>GC</b>	Gás de Combustão
<b>HE-1</b>	Trocador de Calor 1, do inglês <i>Heat Exchanger 1</i>
<b>HE-2</b>	Trocador de Calor 2, do inglês <i>Heat Exchanger 2</i>
<b>HE-3</b>	Trocador de Calor 3, do inglês <i>Heat Exchanger 3</i>
<b>LD</b>	Linz-Donawitz
<b>MES</b>	Sistema de Execução de Fabricação, do inglês <i>Manufacturing Execution System</i>
<b>MIMO</b>	Múltiplas Entradas Múltiplas Saídas, do inglês <i>Multiple Input Multiple Output</i>
<b>MISO</b>	Múltiplas Entradas Única Saída, do inglês <i>Multiple Input Single Output</i>
<b>MLC</b>	Máquina de Lingotamento Contínuo
<b>MMQ</b>	Método dos Mínimos Quadrados
<b>PAF</b>	Pressão do Sopro para o Alto Forno

<b>PDF</b>	Função de Densidade de Probabilidade
<b>PIMS</b>	Sistema de Gerenciamento de Informações da Planta, do inglês <i>Plant Information Management System</i>
<b>PTC</b>	Pressão do Gás de Alto Forno
<b>REG</b>	Regenerador
<b>RMSE</b>	Erro Médio Quadrático, do inglês <i>Root Mean Squared Error</i>
<b>SISO</b>	Única Entrada Única Saída, do inglês <i>Single Input Single Output</i>
<b>SL</b>	Simulação Livre
<b>TCS</b>	Temperatura da Chama no Sopro
<b>TEC</b>	Temperatura do Gás de Alto Forno
<b>TGU</b>	Temperatura do Gusa
<b>TSP</b>	Temperatura do Sopro
<b>UAT</b>	Umidade Atual Total
<b>VAF</b>	Vazão do Sopro para o Alto Forno
<b>VO2</b>	Vazão de O <sub>2</sub>
<b>ZTC</b>	Posição da Válvula

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>1.1</b>	<b>Motivação e Justificativa</b>	<b>1</b>
<b>1.2</b>	<b>Formulação do Problema</b>	<b>5</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos</b>	<b>6</b>
<b>1.4</b>	<b>Estrutura do Trabalho</b>	<b>7</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>8</b>
<b>2.1</b>	<b>Funcionamento do Processo do Alto Forno</b>	<b>8</b>
<b>2.2</b>	<b>Funcionamento do Regenerador de Calor</b>	<b>10</b>
<b>2.3</b>	<b>Estimação de Estados em Processos de Combustão</b>	<b>11</b>
<b>2.4</b>	<b>Estimação de Estados em Processos Siderúrgicos</b>	<b>11</b>
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>13</b>
<b>3.1</b>	<b>Modelagem Matemática</b>	<b>13</b>
3.1.1	Testes Dinâmicos e Coleta de Dados	14
3.1.2	Seleção da Estrutura	14
3.1.3	Ordem do Modelo	14
3.1.4	Estimação dos Parâmetros	15
3.1.5	Validação do Modelo	15
3.1.5.1	A Simulação Livre	16
3.1.5.2	O índice de erro médio quadrático (Erro Médio Quadrático, do inglês <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE))	16
<b>3.2</b>	<b>Filtro de Kalman</b>	<b>16</b>
3.2.1	Algoritmo do Filtro de Kalman	17
<b>4</b>	<b>RESULTADOS DO PROBLEMA 1: ESTIMAÇÃO DO SINAL DE VAZÃO DO GÁS DE COMBUSTÃO.</b>	<b>19</b>
<b>4.1</b>	<b>Protocolo Experimental</b>	<b>19</b>
4.1.1	Pré-Processamento do Sinal	19
<b>4.2</b>	<b>Modelagem do Trocador de Calor Trocador de Calor 3, do inglês <i>Heat Exchanger 3 (HE-3)</i></b>	<b>24</b>
4.2.1	Cenário 1: Regime de Operação em Funcionamento Normal	24
4.2.1.1	Ordem do Modelo	24
4.2.1.2	Seleção de Estrutura e Estimação dos Parâmetros	26
4.2.1.3	Validação dos Modelos	27
4.2.2	Cenário 2: Regime de Operação em Religamento Após Parada	29

4.2.3	Representação em Espaço de Estados . . . . .	29
<b>4.3</b>	<b>Estimativa do Sinal de Vazão do Gás de Combustão . . . . .</b>	<b>31</b>
4.3.1	Cenário 1: Operação Funcionamento Normal . . . . .	31
4.3.2	Cenário 2: Operação de Religamento Após Parada . . . . .	32
<b>4.4</b>	<b>Conclusão Parcial . . . . .</b>	<b>38</b>
<b>5</b>	<b>RESULTADOS DO PROBLEMA 2: ESTIMAÇÃO DE TEMPERA- TURA. . . . .</b>	<b>39</b>
<b>5.1</b>	<b>Protocolo Experimental . . . . .</b>	<b>39</b>
5.1.1	Pré-Processamento do Sinal . . . . .	39
<b>5.2</b>	<b>Modelagem do Trocador de Temperatura . . . . .</b>	<b>43</b>
5.2.1	Ordem do Modelo . . . . .	43
5.2.2	Seleção de Estrutura e Estimação dos Parâmetros . . . . .	46
5.2.3	Validação dos Modelos . . . . .	47
5.2.4	Representação em Espaço de Estados . . . . .	48
<b>5.3</b>	<b>Estimativa do Sinal de Temperatura . . . . .</b>	<b>48</b>
<b>5.4</b>	<b>Conclusão Parcial . . . . .</b>	<b>51</b>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE CONTINUIDADE . . . . .</b>	<b>52</b>
<b>6.1</b>	<b>Considerações Finais . . . . .</b>	<b>52</b>
6.1.1	Problema 1: Estimação do sinal de vazão do gás de combustão. . . . .	52
6.1.2	Problema 2: Estimação do sinais de temperatura de ferro gusa. . . . .	53
<b>6.2</b>	<b>Proposta de Continuidade . . . . .</b>	<b>54</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>55</b>

# 1 Introdução

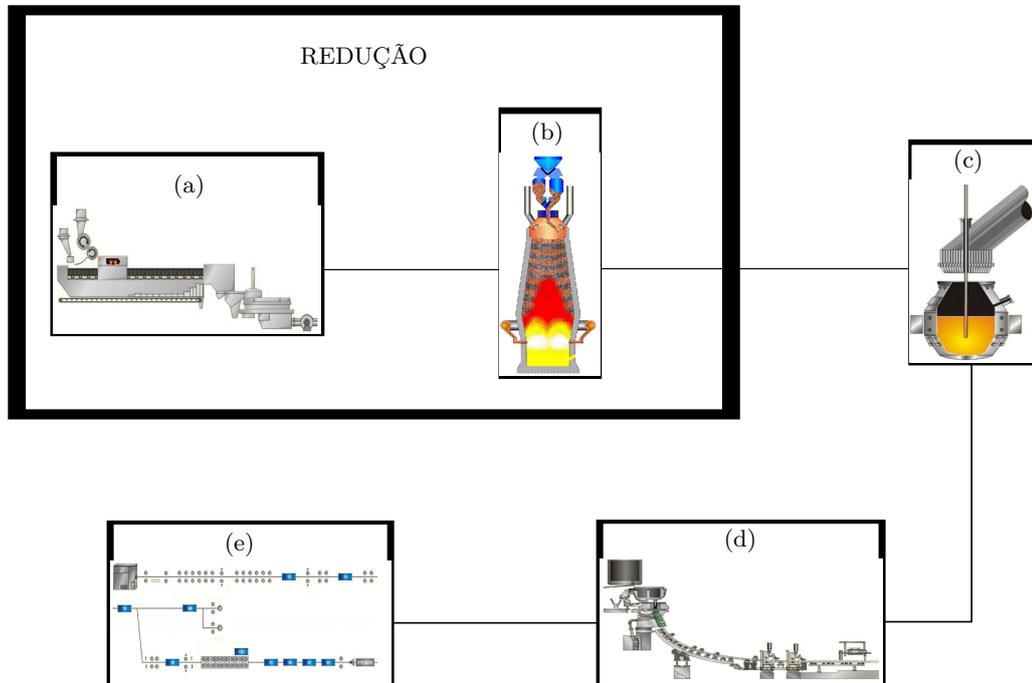
## 1.1 Motivação e Justificativa

Ao longo da evolução da sociedade pode ser observada uma crescente demanda e necessidade na implementação de sistemas e dispositivos inteligentes e autômatos nos processos industriais, como consequência do avanço tecnológico que transformará a humanidade (COSTA, 2014). Um dos grandes desafios atuais das empresas é acompanhar o crescimento exponencial da demanda por produtos industriais e minerais. Para tal, torna-se necessário a implementação de técnicas, metodologias e sistemas que auxiliam no aumento da confiabilidade das plantas produtivas com o intuito de aumentar de forma significativa os índices produtivos.

Diversos propósitos da sociedade podem ser supridos pela produção industrial como a produção do aço (ANDRADE; CUNHA, 2002), refino de petróleo (DANTAS NETO; GURGEL, 2007), refino da cana-de-açúcar (RUDINEI; LIBONI, 2008), refino da celulose (GOMIDE et al., 2006), entre outros. O processo industrial para a fabricação do aço consiste basicamente em três etapas, sendo estas: redução, refino e laminação. 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; ESCORSIM; COSTA, 2007).

A usina siderúrgica localizada em João Monlevade é uma unidade integrada produtora de aço. Essa usina realiza todas as etapas do processo de fabricação do aço, sendo estas: redução, conversão e laminação, conforme mostrado na Figura 1. Na etapa de redução é produzido o ferro gusa. Essa etapa 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). Em seguida, na etapa de conversão é realizado o refino primário do ferro gusa (MAIA; IMAGAWA; TAVARES, 2016). O Convertedor Linz-Donawitz (LD) é o processo mais utilizado industrialmente para o refino primário do ferro gusa atualmente (MAIA; IMAGAWA; TAVARES, 2016), no qual, através do equipamento chamado lança de oxigênio, é injetado gás oxigênio em meio ao ferro gusa, objetivando a fixação do carbono presente no ferro ao oxigênio, resultando na

Figura 1 – Diagrama do processo siderúrgico para a fabricação do aço que 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 Lingotamento Contínuo e (e) Laminador.



Fonte: Elaborado pelo autor.

liberação de monóxido de carbono e dióxido de carbono e obtenção do aço. O produto do Convertedor LD é transportado para a Máquina de Lingotamento Contínuo (MLC) para que o aço seja gradativamente resfriado e moldado em tarugos (LOUREIRO, 1994). Finalmente, na etapa de laminação, os tarugos são direcionados para os trens de laminação, onde serão aquecidos e moldados em alta velocidade até que atinjam o diâmetro requisitado (ROSSOMANDO; FERREIRA; FILHO, 2005). Desta forma, o produto final, o aço comportado nas bobinas, é denominado fio-máquina.

O processo do alto forno é importante devido à obtenção do principal produto para fabricação do aço, além da quantidade considerável de impurezas que são removidas do processo produtivo nessa etapa (COSTA; ESCORSIM; COSTA, 2007). Neste processo empregam-se os equipamentos denominados trocador de calor e soprador que são responsáveis por realizar a manutenção térmica da temperatura interna do alto forno. Quando uma corrida (ciclo) é iniciada, o ferro gusa perde energia térmica no interior do equipamento e no ambiente externo durante o processo físico natural de equilíbrio térmico. Logo, antes de iniciar a próxima corrida, é necessário restabelecer os níveis de temperatura necessários para realizar a fusão do coque e do material metálico presente no alto forno. O controle adequado do processo de trocador de calor depende das medições das variáveis envolvidas nesse processo, cuja leitura é realizada por meio de sensores de temperatura, pressão, vazão, presença e nível. Como consequência do ambiente hostil desse processo, é

possível a indisponibilidade momentânea de um sensor devido a falhas ou remoção para manutenção ou calibração.

Na produção de ferro gusa, considera-se que dois dos principais sensores usados no processo do alto forno são o sensor de vazão de gás de combustão e o sensor de temperatura de ferro gusa. O sensor de vazão de gás de combustão é importante porque auxilia no monitoramento e controle do processo de reaquecimento do alto forno, permitindo o funcionamento adequado do equipamento, conseqüentemente, permitindo alcançar os níveis produtivos esperados. O principal motivo da ocorrência de indisponibilidades do sensor de vazão de gás de alto forno é a presença de partículas de água em meio ao gás, fato que, após longos períodos em operação, faz com que o sensor de vazão acabe sendo danificado pela umidade do ambiente. Quanto ao sensor de temperatura de ferro gusa, sua importância se dá ao fato de que ele mede a temperatura do produto final do alto forno, essa medição é importante porque ela interfere diretamente na qualidade do produto final de todo o processo siderúrgico. O principal motivo de indisponibilidades por parte do sensor de temperatura de ferro gusa são as condições extremas de processo ao qual ele está submetido.

Dessa forma, quando o sensor de vazão de gás de combustão está danificado ou indisponível ocorre perda de informação relevante tanto no monitoramento quanto no controle das variáveis envolvidas. Quando o sensor de vazão insere medições erradas na malha de controle do processo, volumes inadequados de gás de alto forno são utilizados para realizar o reaquecimento dos equipamentos, fato que acarreta em temperaturas fora dos limites de operação adequada do alto forno. Mesmo após identificado o problema, devido à dimensão dos equipamentos e às características do controle de temperatura, são necessárias manobras de operação realizadas durante vários dias até que os limites térmicos sejam estabelecidos novamente. Conseqüentemente, o processo do trocador de calor poderá operar de forma inadequada, levando a uma queda na produção de aço.

Do mesmo modo que o sensor de vazão de gás de alto forno, o sensor de temperatura de ferro gusa está sujeito às condições físicas do processo. Uma possível falha no sensor e em suas medições gera conseqüências negativas para o processo como, por exemplo, tomadas de decisões equivocadas a respeito da definição do instante final e inicial das corridas. Sabendo que a temperatura sobre o qual os produtos do processo siderúrgico são mantidos implica diretamente nas características físico-químicas do produto final, caso o produto seja exposto a níveis de temperatura inadequados, ele irá possuir características físico-químicas incompatíveis com o esperado, fato que pode levar à perda ou à inutilização de todo o ferro gusa produzido na corrida, impactando diretamente na produção de aço.

Objetivando aumentar a confiabilidade da planta e, conseqüentemente, reduzir as perdas e quedas produtivas pode ser feita a implementação de diversos sistemas contendo metodologias capazes de realizar análise nos sinais para detecção de possíveis falhas e irregularidades nos equipamentos ou no processo. Dentre essas metodologias, encontra-se

a estimação de séries temporais, que tem como finalidade realizar a estimativa de sinais de sistemas dinâmicos a partir de informações passadas dos sinais.

Várias técnicas têm sido utilizadas na literatura para estimar séries temporais em diversos tipos de sistemas físicos como, por exemplo: Método da Persistência (ALVES; SOUZA; CAMPOS, 2003), Regressão Harmônica (SILVESTRE; BEZERRA, 2015) e (CARGNELUTTI FILHO et al., 2010), Redes Neurais Artificiais (PEREIRA; DALEFFE, 2021; BERTOLACE; FILHO, ), Redes Neuro-Fuzzy (FERREIRA et al., 2010), Filtro de Kalman (CARVALHO; ASSAD; PINTO, 2011), dentre outros. O método de persistência fornece uma estimativa com base nos últimos valores da série temporal. A limitação desse método é a sua eficiência somente para um curto espaço de tempo. No método de Regressão Harmônica, a estimativa é obtida por meio da representação do sinal no formato de componentes harmônicas, a principal limitação desse método é a necessidade de que seja possível representar o sinal amostrado em componentes harmônicas. O algoritmo das Redes Neurais Artificiais obtém as estimativas por meio da definição de pesos para índices multiplicativos pelo qual o sinal no instante de tempo atual será multiplicado a fim de se obter o sinal em instantes de tempo futuros, tais índices multiplicativos são atribuídos a diferentes neurônios localizados em diferentes camadas da rede. As principais desvantagens são a possibilidade da rede não chegar à assertividade requerida durante a etapa de treinamento em tempo hábil e a dificuldade inerente de ajuste dos pesos. O método de Redes Neuro-Fuzzy é uma tecnologia da inteligência artificial que gera regras diretamente de dados numéricos e associa probabilidades às regras. A rede Neuro-Fuzzy combina a lógica Fuzzy com o aprendizado e capacidades adaptativas das Redes Neurais, sua limitação é o alto custo computacional (NOSE FILHO; LOTUFO; LOPES, 2008). Alternativamente, o filtro de Kalman pode ser utilizado para obter as estimativas das variáveis que compõem um processo industrial considerando o comportamento estocástico do processo.

O Filtro de Kalman (FK) é usado para estimar os estados de um sistema dinâmico a partir de um modelo e um conjunto de medições ruidosas (KALMAN, 1960). O algoritmo do FK é amplamente utilizado em aplicações de diversas áreas da engenharia como, por exemplo, estruturas de sincronismo monofásica e trifásica baseadas no filtro de Kalman (CARDOSO et al., 2006), fusão de sensores para determinação de ângulos (OLIVEIRA; GONÇALVES, 2017), utilização do Filtro de Kalman para o controle de altitude de simuladores de satélites (GONZALES, 2009), sintonia do filtro de Kalman para medição indireta das variáveis de estado no banho eletrolítico (BRAGA et al., 2008), dentre outras. Na literatura não foram encontrados estudos que tratem o problema de estimação de estados em processo de aquecimento, especificamente no trocador de calor utilizado na etapa de alto forno em um processo siderúrgico.

A contribuição deste trabalho é investigar dois problemas relacionados à estimação de estados no processo de produção de ferro gusa usando o filtro de Kalman. Primeiro, trata-se o problema de estimação do sinal de vazão em um trocador de calor HE-3. Em

segundo lugar, considera-se o problema da temperatura do ferro gusa em um alto forno em diferentes regimes de operação. Neste trabalho, a metodologia proposta compreende duas etapas: a etapa de modelagem matemática e a etapa de estimação de estados. Na primeira etapa, obtêm-se os modelos Autorregressivos com Entradas Exógenas (Autorregressivo com Entradas Exógenas, do inglês *Auto Regressive with Exogenous Inputs* (ARX), do inglês, *AutoRegressive models with eXogenous inputs*) que descrevem a dinâmica do sistema do trocador de calor HE-3 e do alto forno. 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 Informações da Planta, do inglês *Plant Information Management System* (PIMS) para obter um modelo identificado. Na segunda etapa, obtêm-se a estimativa do sinal de vazão de gás de combustão e do sinal de temperatura do ferro gusa utilizando o filtro de Kalman a partir dos modelos ARX identificados e um conjunto de medições.

O problema de estimação de estados em processo siderúrgico é um tema de pesquisa desafiador pela falta de fontes de pesquisa e embasamento de pesquisas atuais. Neste sentido, estudos preliminares realizados durante o TCC1 permitiram a oportunidade de aplicar a modelagem matemática caixa preta e o algoritmo do filtro de Kalman para à estimação de estados no sistema de regeneração de temperatura e o desenvolvimento do artigo aceito para publicação no Congresso Brasileiro de Automática (CBA-2022), intitulado “Estimativa da vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 usando o filtro de Kalma” (MAJUSTE; DIAS; HERRERA, 2022).

## 1.2 Formulação do Problema

Considere o sistema não linear a tempo discreto descrito por

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, \theta_{k-1}, w_{k-1}, k - 1), \quad (1.1)$$

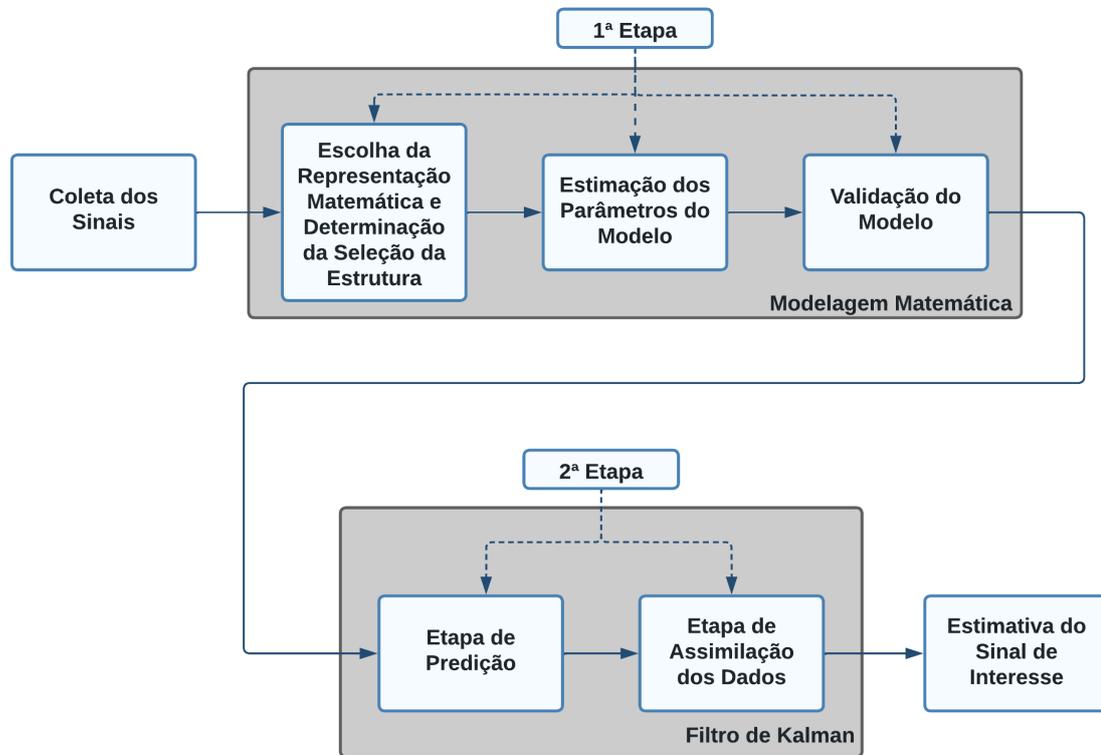
$$y_k = h(x_k, \nu_k, k), \quad (1.2)$$

em que  $x_k \in \mathbb{R}^n$  é o vetor de estados,  $f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}^{n_\theta} \times \mathbb{R}^q \times \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}^n$  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  $\nu_k \in \mathbb{R}^r$  sejam variáveis aleatórias brancas, de média nula e mutuamente independentes e com matrizes de covariância  $Q_{k-1}$  e  $R_k$ , respectivamente.

O problema de filtragem estocástica visa a estimação da Função de Densidade de Probabilidade (PDF) *a posteriori* de  $x_k$  a partir de um conjunto de medições ruidosas  $y_{1:k} = \{y_1, \dots, y_k\}$ , sendo essas as medições passadas e presente. Tal PDF é dada por

$$J(x_k) = \rho(x_k | y_{1:k}), \quad (1.3)$$

Figura 2 – Diagrama da metodologia proposta neste trabalho. Essa metodologia envolve duas etapas: a primeira etapa de modelagem matemática e a segunda etapa de estimação de estados.



Fonte: Elaborado pelo autor.

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 (1.3) 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.

Neste trabalho, a metodologia proposta consiste em duas etapas, conforme mostrado na Figura 2. Na primeira etapa, os sinais coletados no PIMS são utilizados para se obter os modelos ARX que representam 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 estimar o sinal de vazão de gás de combustão e o sinal de temperatura do ferro gusa.

### 1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho é estimar a vazão no trocador de calor HE-3 e estimar a temperatura do ferro gusa no alto forno em diferentes regimes de operação usando o filtro de Kalman. Para atingir o presente objetivo, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

1. Obter modelos matemáticos que caracterizam a dinâmica de ambos os regimes dos sinais amostrados do trocador de calor e do alto forno.
2. Aplicar diferentes métricas para quantificar a qualidade dos modelos matemáticos obtidos que descrevem o comportamento do trocador de calor e do alto forno.
3. Implementar o filtro de Kalman para estimar a vazão de saída do trocador de calor e a temperatura do ferro gusa do alto forno.
4. Avaliar o efeito da sintonia das matrizes de ruído de processo e medição na obtenção da estimativa de estado.

## 1.4 Estrutura do Trabalho

O presente trabalho encontra-se dividido em 5 capítulos organizados a seguir.

No Capítulo 1, aborda-se a introdução do tema de estudo descrevendo a motivação e a justificativa e abrangendo a formulação do problema e os objetivos principais deste trabalho.

No Capítulo 2, realiza-se uma breve revisão bibliográfica sobre o processo de produção de aço, o funcionamento do alto forno e do trocador de calor HE-3, os métodos de estimação de variáveis.

No Capítulo 3, descrevem-se os materiais e métodos empregados neste trabalho. Inicialmente, apresenta-se o registro dos sinais do processo via PIMS e a eliminação dos erros de medição presentes nos sinais. Em seguida, descrevem-se as etapas de identificação de sistemas que são utilizadas a fim de obter o modelo matemático do trocador de calor HE-3 e do alto forno. Finalmente, os modelos obtidos são empregados no algoritmo do filtro de Kalman para estimar a vazão do trocador de calor HE-3 e a temperatura de ferro gusa do alto forno.

No Capítulo 4, apresentam-se os resultados obtidos nas etapas de modelagem matemática e estimação de estados do trocador de calor HE-3.

No Capítulo 5, apresentam-se os resultados obtidos nas etapas de modelagem matemática e estimação de estados do alto forno.

Por fim, no Capítulo 6, têm-se as considerações finais deste trabalho e sugestões de trabalhos futuros.

## 2 Revisão Bibliográfica

Neste capítulo, são apresentados alguns estudos desenvolvidos na literatura que tratam o problema de estimação de variáveis em processos de combustão. Posteriormente, é descrito o funcionamento do processo do alto forno e do sistema de regeneração de temperatura.

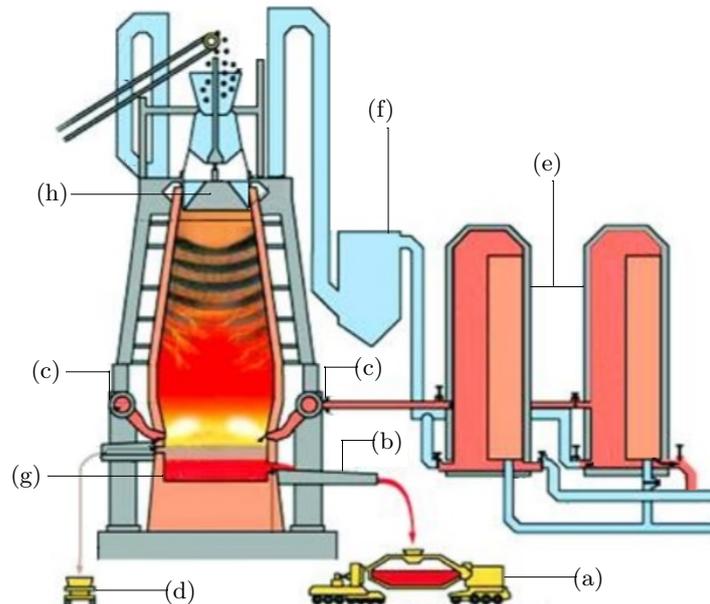
### 2.1 Funcionamento do Processo do Alto Forno

O alto-forno é um equipamento usado para fazer a redução do minério de ferro, transformando-o em gusa, que é um estágio intermediário antes de se transformar em aço. A oxidação do minério de ferro na presença do gás redutor, é conhecida como processo de redução do minério. O material não metálico presente no minério não será reduzido, sendo apenas fundido e retirado do alto forno junto da escória (SILVA, 2002).

Na usina siderúrgica, o alto forno realiza o processo de redução das matérias primas extraídas do meio natural produzindo o ferro gusa. Na Figura 3, ilustra-se a estrutura do alto forno indicando o posicionamento das estruturas conhecidas como: topo, goela, cuba, ventre, rampa e cadinho. Este equipamento funciona de forma cíclica (corridas), cujo funcionamento é descrito a seguir: a matéria-prima entra pela parte superior do forno onde é submetida a altíssimos 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 denominada sistema de transporte. A corrida é finalizada quando o furo é vedado e a piscina de gusa volta a encher.

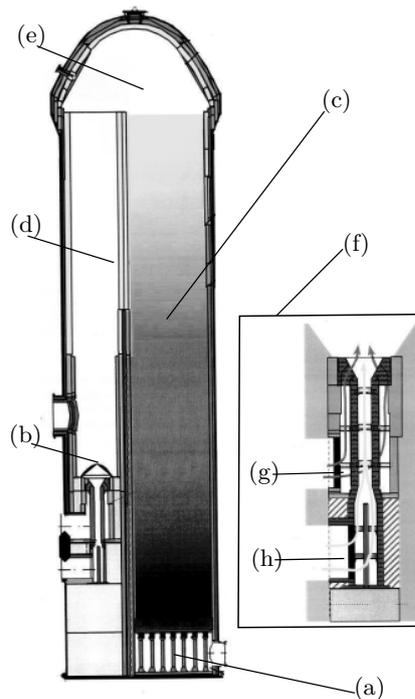
Para garantir os valores de temperatura e pressão necessários para a fusão do material, é realizada a queima do gás natural. Entre as corridas, devido à perda de calor para o meio externo, é necessário realizar a manutenção dos níveis de temperatura até os valores adequados. Nesse instante, entra em funcionamento o sistema do Trocador de Calor, o sistema dos Regeneradores e sistema dos Sopradores, que são responsáveis por tal manutenção térmica. Em meio a esses sistemas, existem as válvulas que regulam a entrada de gás natural para o alto forno, e é de extrema importância que essas válvulas, juntamente com os sensores de vazão, encontrem-se em funcionamento adequado para que o volume correto de gás natural seja injetado no processo.

Figura 3 – Equipamentos utilizados no processo de redução: (a) Carro Torpedo, (b) Furo de Gusa, (c) Sopradores, (d) Pote de Escória, (e) Regeneradores, (f) Coletor de Pó, (g) Piscina de Gusa e (h) Goela.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4 – Estrutura do Regenerador de Alto forno: (a) Colunas de Ferro Fundido, (b) Queimador, (c) Empilhamento, (d) Câmara de Combustão, (e) Domo, (f) Zoom no Queimador, (g) Entrada de Ar e (h) Entrada de Gás.



Fonte: Modificado de Carvalho (2017).

## 2.2 Funcionamento do Regenerador de Calor

O regenerador de calor permite a re-estabilização do alto forno após o final de cada corrida. Devido à considerável quantidade de carga térmica que o alto forno perde com a abertura dos furos na estrutura e vazamento do ferro gusa, faz-se necessário restabelecer a temperatura no interior do forno para que todo o processo de transformação química ocorra adequadamente. Na Figura 4 mostra-se o processo de regeneração que ocorre através do aquecimento do ar injetado pelas ventaneiras para a combustão do coque. O ar de entrada no regenerador possui temperatura que se encontra na faixa de 150 a 200 °C e a temperatura do ar de saída encontra-se na faixa de 1000 a 1250 °C. O combustível utilizado para manter a chama é o Gás de Alto Forno (GAF) e todo o processo de queima ocorre na câmara de combustão (CARVALHO, 2017).

O domo, localizado na parte superior do regenerador, tem por finalidade inverter o sentido do fluxo de gases provenientes da queima e direcioná-los rumo à área de empilhamento. Essa área de empilhamento é composta por uma estrutura civil de tijolos refratários perfurados. Esses tijolos têm como finalidade absorver o calor dos gases de combustão que passam por seus furos. Os furos servem para aumentar a superfície de contato dos tijolos com o ar, de forma a propiciar uma troca térmica com maior nível de eficiência. O calor armazenado no material refratário será utilizado para realizar a estabilização térmica do interior do forno (CARVALHO, 2017).

Essa estrutura civil composta por material refratário recebe o nome de Trocador de Calor. O calor proveniente dessa estrutura irá aquecer um óleo, devido à sua alta capacidade de armazenamento de energia térmica e possibilidade de transporte, o qual é transportado então por um sistema de tubulações para dois circuitos independentes, conforme mostrado na Figura 5. Um destes circuitos é destinado à realização da troca térmica com o Gás de Combustão (GC) e o outro é destinado à realização da troca térmica com o Ar de Combustão (AC). Como última etapa do processo de regeneração, a energia térmica obtida é transmitida do Trocador de Calor 1, do inglês *Heat Exchanger 1* (HE-1) para o alto forno através de exaustores industriais de alta capacidade conhecidos como sopradores. Após certificado, com auxílio de uma malha de controle, que o nível de temperatura do AC e GC encontra-se no range adequado de operação, os gases são destinados ao Alto Forno (AF) para continuidade no processo (DIAS, 2005).



2 camadas e, ao todo, 4 neurônios, sendo: 3 neurônios na primeira cada e 1 neurônio na segunda camada. O erro alvo escolhido foi de 0,01, ou seja, a rede realizaria treinamentos e descartaria as gerações até alcançar esse erro, fato que foi concretizado na 61<sup>a</sup> geração. Percentualmente, o erro obtido representa 4,6% o que, em termos de variável de processo, representa uma variação de 11,8°C.

## 3 Materiais e Métodos

Neste capítulo descrevem-se os materiais e métodos empregados no presente trabalho. Inicialmente, na Seção 3.1 apresenta-se o procedimento para a obtenção dos modelos do sistema. Na Seção 3.2 descreve-se o algoritmo do filtro de Kalman para estimar a vazão do gás de combustão e a temperatura do ferro gusa.

### 3.1 Modelagem Matemática

A modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda a simulação de sistemas com o intuito de explicar o comportamento de sinais e sistemas reais por meio de modelos matemáticos. Diversas técnicas têm sido propostas na literatura para obter modelos matemáticos como a modelagem caixa branca, a modelagem caixa preta e a modelagem caixa cinza (AGUIRRE, 2004), cada um desses métodos possuem suas particularidades e situações na qual a utilização de cada uma é melhor justificada.

A modelagem caixa branca é aplicada nos casos em que é possível extrair o modelo do sistema através da física ou natureza do processo como, por exemplo, sistemas massa-mola e circuitos RLC. A modelagem caixa preta é utilizada quando não é possível obter um modelo analisando a física do sistema e têm-se disponíveis somente os sinais de entrada e saída do sistema. Já na modelagem em caixa cinza ocorre uma mescla das técnicas utilizadas nas modelagens caixa branca e 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.

As principais etapas de um processo de identificação baseado na modelagem caixa preta são (AGUIRRE, 2004):

1. Testes dinâmicos e coleta de dados;
2. Escolha da representação matemática;
3. Determinação da seleção da estrutura;
4. Estimação dos parâmetros do modelo;
5. Validação do modelo.

As etapas listadas acima são descritas a seguir.

### 3.1.1 Testes Dinâmicos e Coleta de Dados

A identificação de sistemas propõe-se a obter um modelo matemático a partir de um conjunto de dados. Neste trabalho, os registros de onze sinais do conjunto de subsistemas que compõem o sistema do alto forno são preparados na etapa de pré-processamento, conforme descrito na Seção 4.1.1. Tendo em vista o problema a ser estudado, estes sinais foram definidos como sendo sinais de entrada ou de saída do sistema em análise, de modo que, seja possível obter uma representação matemática adequada do sistema utilizando o comportamento dinâmico amostrado.

### 3.1.2 Seleção da Estrutura

A modelagem matemática do sistema de 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, do inglês *Auto Regressive* (AR), ARX, Autorregressivo com Média Móvel, do inglês *Auto Regressive Moving Average* (ARMA) e ARMAX. Dentre esses modelos, emprega-se o modelo ARX obtido a partir dos dados de entrada e saída de um sistema de alto forno. O modelo ARX é descrito por

$$y_k = a_1 y_{k-1} + \dots + a_p y_{k-p} + \sum_{j=1}^{n_s} (b_1^j u_{k-1}^j + \dots + b_p^j u_{k-p}^j) + e_k, \quad (3.1)$$

em que  $y_k$  é o sinal de saída,  $u_{k-n}$  é o sinal de entrada,  $\theta^T = [a_1 \dots a_p \ b_1 \dots b_p^{n_s}]$  é o vetor de parâmetros,  $p$  é a ordem do modelo,  $e_k$  é o erro de modelagem e  $n_s$  é o número de sinais de entrada.

### 3.1.3 Ordem do Modelo

A ordem de um modelo está relacionada ao número de parâmetros dos sinais de entrada e saída utilizados para descrever o comportamento do sistema.

Existem vários métodos para determinar o número de termos de um modelo como o Critério da Informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974), o critério de Rissanen (RISANEN, 1978), o critério de informação Bayesiano (KASHYAP, 1977) e 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 na literatura de modelos dinâmicos. 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

$$AIC = -2 \ln L(\hat{y}_i, y_i) + 2\eta_\theta, \quad (3.2)$$

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

### 3.1.4 Estimação dos Parâmetros

Nesta seção são estimados os parâmetros do modelo matemático representado em (3.1) a fim de descrever o comportamento do sistema original. Uma das técnicas amplamente utilizadas na literatura para estimar os parâmetros de um modelo é o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) (SILVA; MATTOS, 2017).

O método minimiza a soma dos quadrados das diferenças entre os dados e a saída estimada pelo modelo. A estimação dos parâmetros utilizando MMQ é dada por

$$\hat{\theta} = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T y_k, \quad (3.3)$$

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

A matriz  $\Psi$  é obtida por

$$\Psi(:, i) = \sum_{i=1}^{O_1} S_1(k-i, n-i) + \sum_{j=1}^{n_s} \sum_{i=1}^{O_2} S_j(k-i, n-i), \quad (3.4)$$

em que  $O_1$  é a ordem do sinal de saída do sistema,  $O_2$  é a ordem dos sinais de entrada do sistema,  $S_1$  é o sinal de saída do sistema,  $S$  são os sinais de entrada do sistema,  $i$  e  $j$  são as variáveis auxiliares de posição,  $k$  é dado pela equação  $k = O_1 + O_2 - 1$ ,  $n$  é o número de amostras dos sinais de entrada e de saída e  $n_s$  é o número de sinais de entrada do sistema.

### 3.1.5 Validação do Modelo

Finalizando o processo de identificação de sistemas, a última etapa consiste na validação do modelo identificado. O objetivo dessa etapa é verificar se o modelo obtido é capaz de reproduzir o comportamento dinâmico do sistema amostrado. Isto pode ser feito tanto visualmente, ou seja, comparando, no domínio do tempo, o sinal amostrado e o sinal gerado pelo modelo, como também, podem ser utilizados índices matemáticos que realizam comparações entre sinais. Nesse trabalho, são utilizadas duas métricas: a simulação livre e o índice RMSE para quantificar a qualidade do modelo obtido. Essas duas métricas de validação são discutidas a seguir.

### 3.1.5.1 A Simulação Livre

Uma das formas de simular um modelo é reutilizar predições passadas para compor o vetor de regressores a fim de continuar fazendo predição (AGUIRRE, 2004). Essa medida é considerada uma métrica qualitativa da predição. A simulação livre é dada por

$$\hat{y}_k = \Psi_{yu,k-1}^T \hat{\theta}, \quad (3.5)$$

em que  $\hat{y}$  é o vetor de predições,  $\Psi_{yu}^T$  é o vetor de regressores e  $\hat{\theta}$  é o vetor de parâmetros.

O vetor  $\Psi_{yu}^T$  é dado por

$$\Psi_{yu}^T = \sum_{i=O_1+1}^n \sum_{j=1}^{O_1} (\hat{\theta}(j) S_1(i-j)) + \sum_{k=1}^m \sum_{i=O_k+1}^n \sum_{j=O_1+1}^{O_1+O_k} (\hat{\theta}(j) S_2(i-j+O_1)), \quad (3.6)$$

em que  $O_1$  é a ordem do sinal de saída do sistema,  $O_2$  é a ordem do sinal de entrada do sistema,  $S_1$  é o sinal de saída do sistema,  $S_2$  o sinal de entrada do sistema,  $i$ ,  $j$  e  $k$  são as variáveis auxiliares de posição,  $m$  é o número de sinais de saída,  $n$  é o número de amostras dos sinais de entrada e de saída e  $\hat{\theta}$  é o vetor de parâmetros.

### 3.1.5.2 O índice de erro médio quadrático (RMSE)

Outra métrica utilizada para validar um modelo consiste em calcular o índice RMSE. Essa métrica é usada na qualificação de predições. O índice RMSE é calculado como a diferença entre os valores previstos pelo modelo e os valores observados. O índice RMSE é dada por

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2}}, \quad (3.7)$$

em que  $\hat{y}_k$  é a simulação livre do sinal e  $\bar{y}$  é o valor médio do sinal medido  $y_k$ , sendo que a média é calculada na janela de identificação.

## 3.2 Filtro de Kalman

O FK é usado para estimar os estados de um sistema dinâmico linear de forma recursiva (KALMAN, 1960). Neste trabalho, o modelo (3.1) é usado no FK para obter a estimativa do sinal Vazão do Gás de Combustão (FTC) e Temperatura do Gusa (TGU).

Para tal, o modelo (3.1) descrito na Seção 3.1 é representado em forma de espaço de estados como

$$x_k = A_{k-1}x_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} + G_{k-1}w_{k-1}, \quad (3.8)$$

$$y_k = C_k x_k + v_k, \quad (3.9)$$

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 e a matriz de saída  $C_k \in \mathbb{R}^{m \times n}$  e todas são supostas conhecidas.  $x_{k-1}$  é o vetor de estados,  $u_{k-1}$  é o vetor dos sinais de entrada e  $y_k \in \mathbb{R}^m$  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;  $Q_{k-1}$  e  $R_k$  representam as respectivas matrizes de covariância dos ruídos de processo e de medição, de modo que

$$p(w) = N(0, Q), \quad (3.10)$$

$$p(v) = N(0, R). \quad (3.11)$$

Considera-se o  $\hat{x}_{k-1|k-1} \in \mathbb{R}^n$  como uma estimativa de  $x_k$  no tempo  $k$  que utiliza apenas a informação até o tempo  $k-1$ , denominada *estimativa do estado a priori* e  $\hat{x}_{k|k} \in \mathbb{R}^n$  como estimativa de  $x_k$  no tempo  $k$  utilizando informação disponível até o tempo  $k$ , denominada *estimativa do estado a posteriori*.

Os erros da estimativa *a priori* e *a posteriori* são dados por

$$e_{k-1} = x_k - \hat{x}_{k-1|k-1}, \quad (3.12)$$

$$e_k = x_k - \hat{x}_{k|k}. \quad (3.13)$$

As matrizes de covariância do erro de predição  $P_{k|k-1}^{xx}$ , covariância do erro de estimação  $P_{k|k}^{xx}$ , covariância de inovação  $P_{k|k-1}^{yy}$  e covariância cruzada  $P_{k|k-1}^{xy}$  são definidas como

$$P_{k|k-1}^{xx} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1})(x_k - \hat{x}_{k|k-1})^T], \quad (3.14)$$

$$P_{k|k-1}^{yy} = E[(y_k - \hat{y}_{k|k-1})(y_k - \hat{y}_{k|k-1})^T], \quad (3.15)$$

$$P_{k|k-1}^{xy} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1})(y_k - \hat{y}_{k|k-1})^T], \quad (3.16)$$

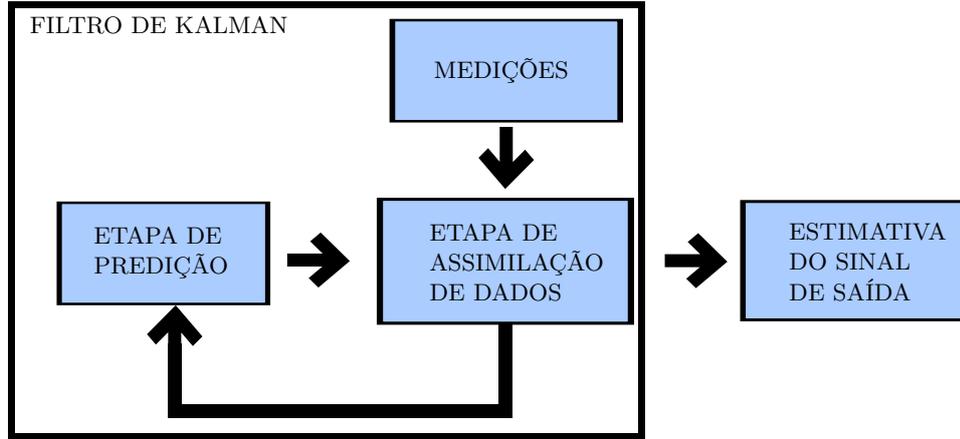
$$P_{k|k}^{xx} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k})(x_k - \hat{x}_{k|k})^T], \quad (3.17)$$

em que  $\hat{x}_{k|k-1}$  é a estimativa do estado de predição e  $\hat{y}_{k|k-1}$  é a estimativa de saída da predição.

### 3.2.1 Algoritmo do Filtro de Kalman

O algoritmo do FK compreende duas etapas: a *etapa de predição* e a *etapa de assimilação de dados*, conforme mostrado na Figura 6. Para a inicialização, assumamos 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.

Figura 6 – Diagrama da abordagem do filtro de Kalman.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A *etapa de predição* é responsável pela predições do sinal em estudo a partir da informação disponível *a priori*  $\hat{x}_{k-1|k-1}$  descrito como

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_{k-1}\hat{x}_{k-1|k-1} + B_{k-1}u_{k-1}, \quad (3.18)$$

$$P_{k|k-1}^{xx} = A_{k-1}P_{k-1|k-1}^{xx}A_{k-1}^T + G_{k-1}Q_{k-1}G_{k-1}^T, \quad (3.19)$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = C_k\hat{x}_{k|k-1}, \quad (3.20)$$

$$P_{k|k-1}^{yy} = C_kP_{k|k-1}^{xx}C_k^T + R_k, \quad (3.21)$$

$$P_{k|k-1}^{xy} = P_{k|k-1}^{xx}C_k^T. \quad (3.22)$$

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

$$K_k = P_{k|k-1}^{xy}(P_{k|k-1}^{yy})^{-1}, \quad (3.23)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(y_k - \hat{y}_{k|k-1}), \quad (3.24)$$

$$P_{k|k}^{xx} = P_{k|k-1}^{xx} - K_kP_{k|k-1}^{yy}K_k^T. \quad (3.25)$$

em que  $K_k \in \mathbb{R}^{n \times m}$  é a matriz do ganho de Kalman.

## 4 Resultados do Problema 1: Estimação do sinal de vazão do gás de combustão.

Este capítulo descreve os resultados obtidos no problema de estimação da vazão do gás de combustão utilizando o filtro de Kalman. Inicialmente, na Seção 4.1 é descrito o procedimento de aquisição dos dados do processo do alto forno. Em seguida, apresenta-se a modelagem matemática do sinal FTC. Posteriormente, apresenta-se a etapa de estimação do sinal FTC utilizando o filtro de Kalman.

### 4.1 Protocolo Experimental

Neste problema, emprega-se o registro de quatro sinais do sistema do regenerador 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: FTC, conforme mostrado na Tabela 1. Na Figura 7 mostra-se a localização da medição de cada umas das variáveis em meio ao processo. Os sinais foram amostrados em dois cenários diferentes quanto ao funcionamento do equipamento. No Cenário 1, o alto forno encontra-se em regime de funcionamento normal e no Cenário 2 o alto forno encontra-se em regime de religamento após parada programada, conforme mostrado, respectivamente, nas Figuras 9 e 10. A obtenção dos dados foi realizada utilizando o sistema PIMS (Aspen PIMS v11.0), conforme mostrado na Figura 8. Por escolha dos autores, cada coleta do conjunto de dados foi realizada a cada 5 segundos em um período de 24 horas, totalizando 17280 amostras por sinal.

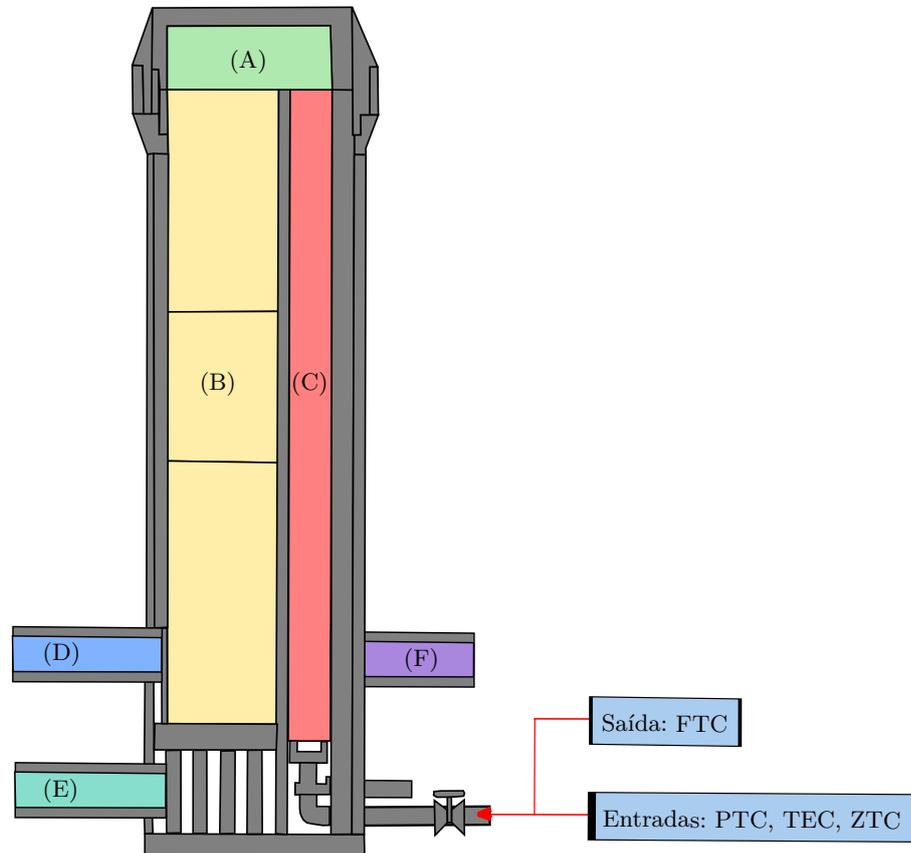
#### 4.1.1 Pré-Processamento do Sinal

A etapa de pré-processamento é realizada *off-line* utilizando o *software Matlab*. Nessa etapa de processamento, tratam-se os problemas na medição dos sensores. Neste trabalho, os dados foram coletados em uma planta industrial de alto nível produtivo e devido às características físico-químicas do processo de produção de aço, alguns sensores são calibrados para realizarem medições relativamente altas. Entretanto, quando os sensores

Tabela 1 – Registro de quatro sinais do sistema do regenerador térmico.

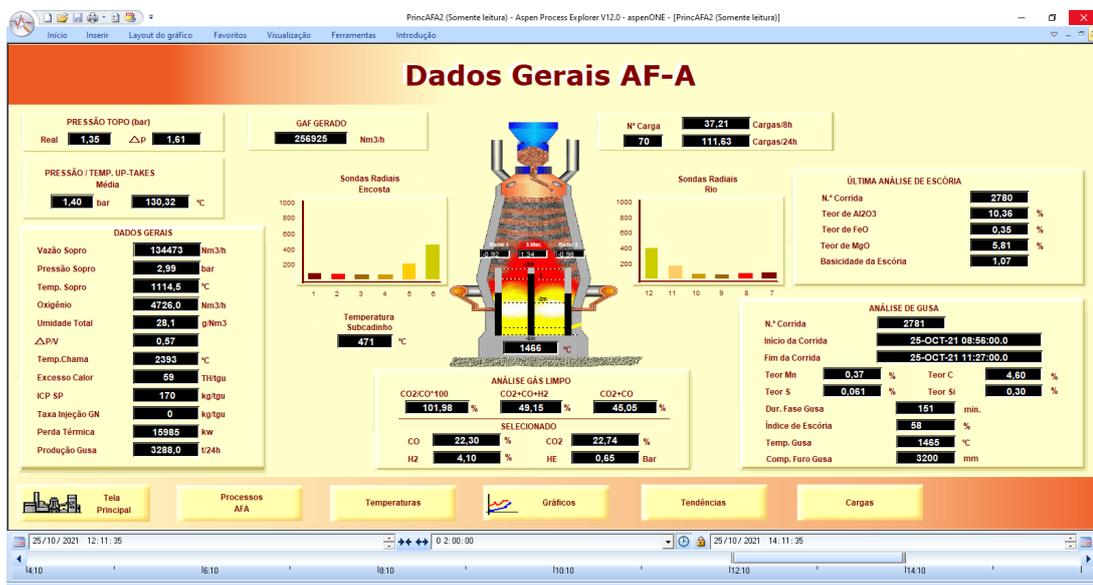
Sinais de Entrada	Sinal de Saída
Pressão do Gás de Alto Forno (PTC)	Vazão do Gás de Combustão (FTC)
Posição da Válvula (ZTC)	
Temperatura do Gás de Alto Forno (TEC)	

Figura 7 – Posicionamento de medição das variáveis FTC, PTC, TEC e ZTC no trocador de calor e identificação das zonas do equipamento, sendo estas: (A) Domo, (B) Zona empilhamento de material refratário, (C) Zona de combustão, (D) Tubulação de saída para a chaminé, (E) Entrada de ar, (F) Saída de ar para o Alto Forno.



Fonte: Elaborado pelo autor.

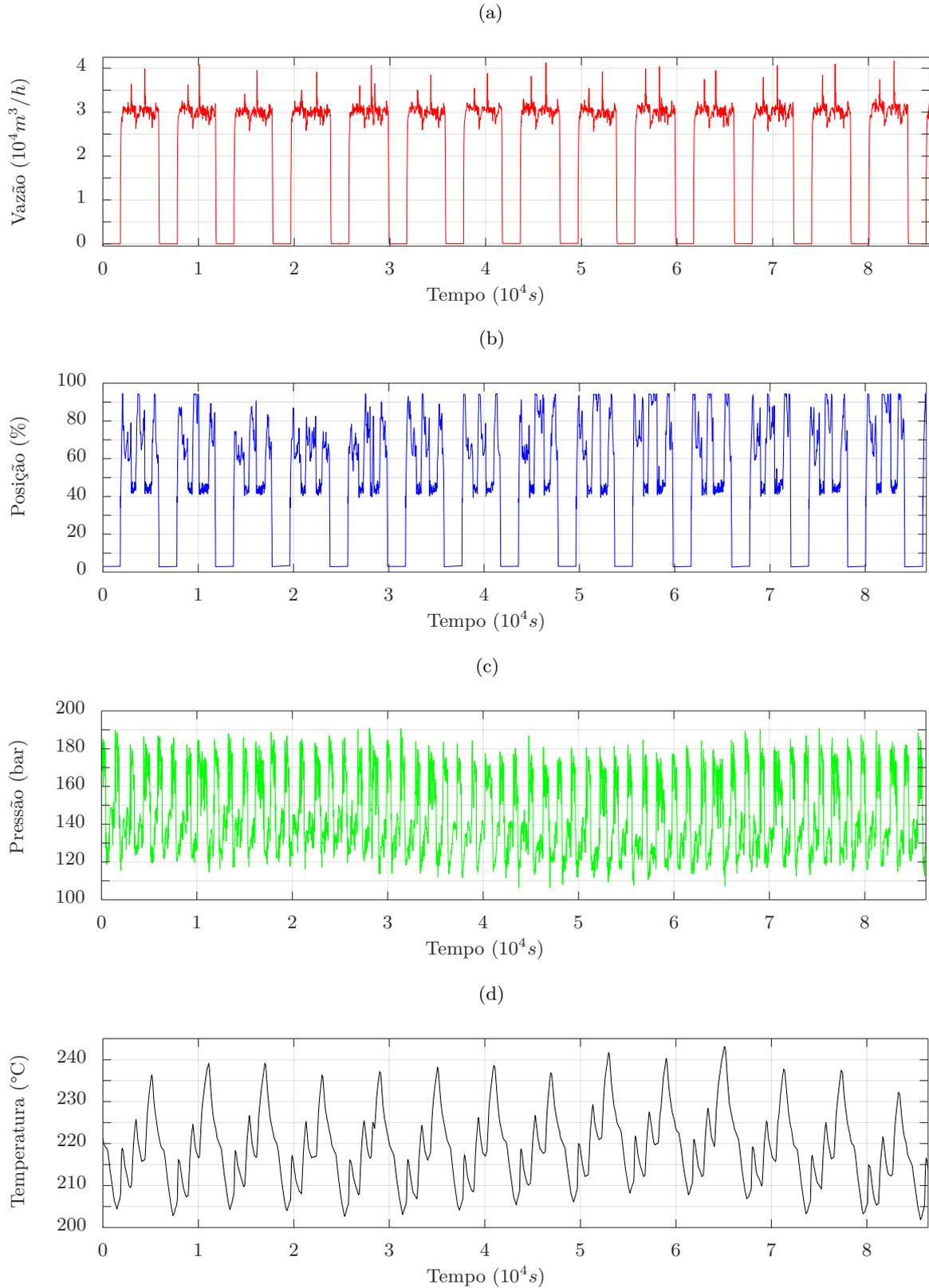
Figura 8 – Tela sinótica do processo realizado no Alto Forno no sistema PIMS.



Fonte: Elaborado pelo autor.

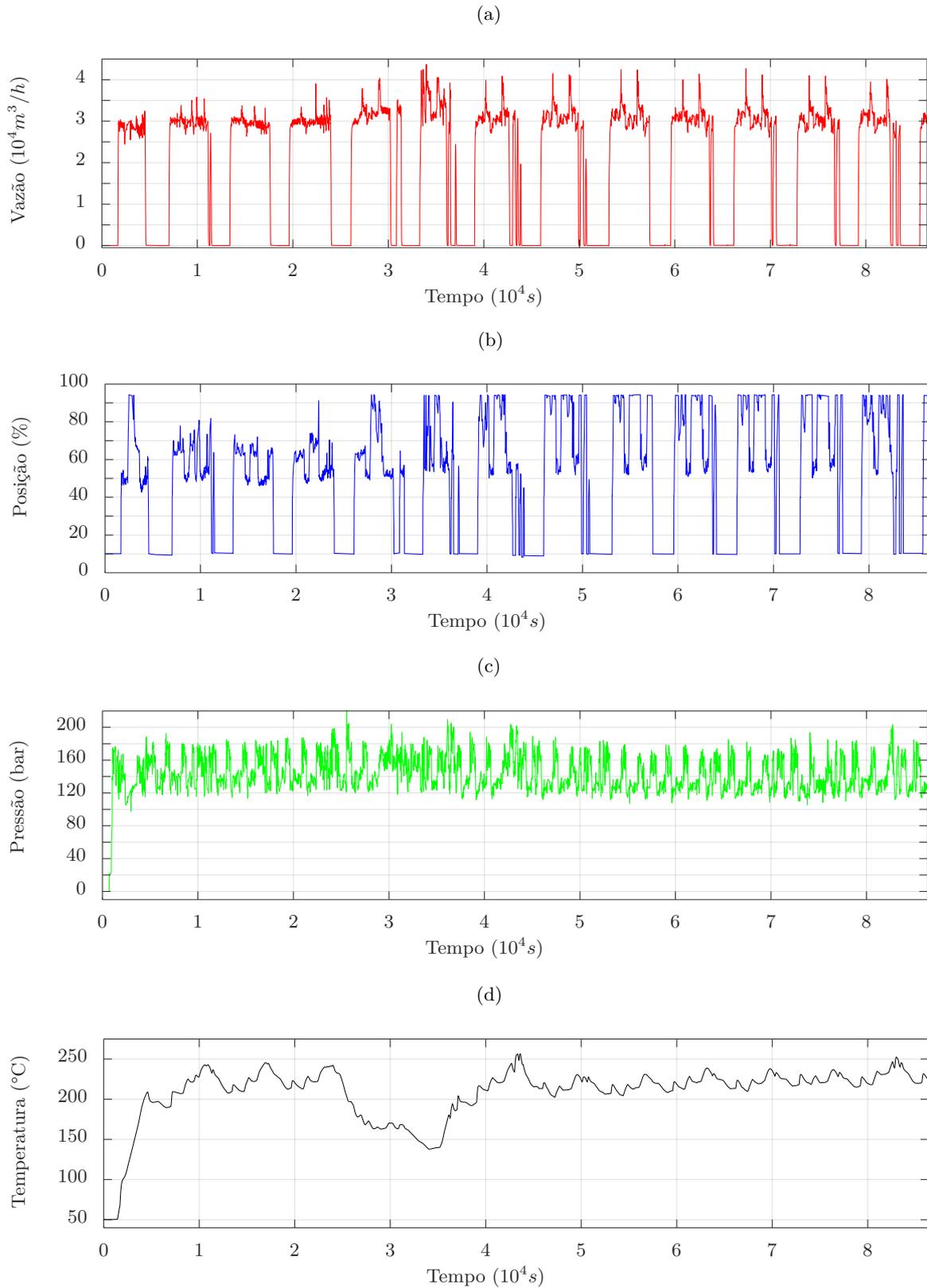
realizam medições em valores muito baixos, tendem a gerar valores negativos nas medições. Desta forma, todas as medições que possuem valores negativos foram substituídas pelo valor zero. Destaca-se que esse problema encontra-se presente somente na medição do sinal FTC.

Figura 9 – Cenário 1: Sinais coletados utilizando o sistema PIMS durante o comportamento cíclico do sistema. O sinal de saída: a) FTC e os sinais de entrada: b) ZTC, c) PTC e d) TEC.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 10 – Cenário 2: Sinais coletados utilizando o sistema PIMS durante religamento do sistema após parada programada de manutenção. O sinal de saída: a) FTC e os sinais de entrada: b) ZTC, c) PTC e d) TEC.



Fonte: Elaborado pelo autor.

## 4.2 Modelagem do Trocador de Calor HE-3

Neste trabalho, empregam-se os dados coletados no sistema PIMS durante períodos de 24 horas. Foram escolhidos dois cenários distintos, em termos de funcionamento do equipamento, para obtenção das amostragens. Em um primeiro momento, os dados foram coletados durante o período de funcionamento cíclico normal do equipamento. Em um segundo momento, os dados foram coletados durante o período de religamento do equipamento após parada programada de manutenção.

A partir do primeiro cenário, observa-se que o sistema do alto forno apresenta um comportamento cíclico, veja Figura 9. Considera-se, por simplicidade, a utilização de um único ciclo completo (5000 amostras) para descrever o funcionamento do sistema do alto forno. A partir do segundo cenário, observa-se o funcionamento transitório do equipamento e o reestabelecimento gradual da faixa de operação nominal das variáveis do sistema em estudo, veja Figura 10.

É empregado o registro de quatro sinais do sistema do alto forno, sendo três sinais de entrada: PTC, ZTC, TEC, e um sinal de saída: FTC. Para verificar o grau de dependência entre os sinais de entrada e os sinais de saída é realizada a análise de correlação nos dois cenários em estudo. 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 no primeiro cenário e 0,89 para o sinal ZTC, -0,12 para o sinal PTC e 0,1 para o sinal TEC no segundo cenário.

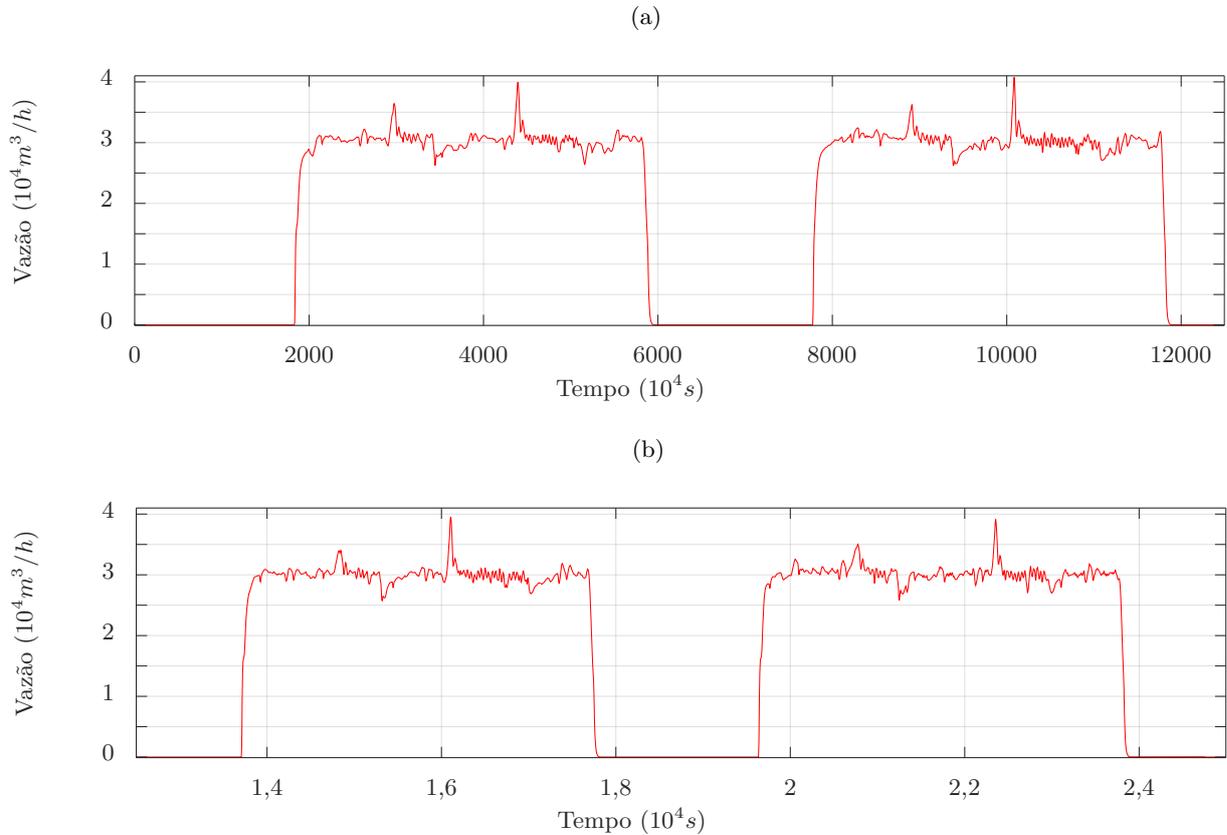
Na etapa de identificação de sistemas, utilizando o conjunto de dados do primeiro cenário, que apresenta o comportamento cíclico do sistema, são obtidos os modelos do sistema do alto forno a partir do primeiro ciclo (2500 amostras) do sinal FTC (Figura 11a). O segundo ciclo deste sinal FTC (Figura 11b) é empregado para a validação de cada modelo.

### 4.2.1 Cenário 1: Regime de Operação em Funcionamento Normal

#### 4.2.1.1 Ordem do Modelo

Para determinar o ordem do modelo do sistema de trocador de calor utiliza-se o critério de informação de Akaike dado por (3.2). O índice AIC normalmente atinge um mínimo para um determinado número de parâmetros no modelo. Na Tabela 2 apresenta-se a ordem do modelo para os sinais FTC, ZTC, PTC e TEC dado o ponto inicial e o número de regressores.

Figura 11 – Trechos do sinal FTC: (a) dados de identificação usados para obter o modelo do alto forno e (b) dados de validação usados para validar o modelo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 2 – Ordem do modelo para os sinais FTC, ZTC, PTC e TEC.

Sinal	Ponto Inicial	Número de Regressores	Ordem
FTC	10	2	2
FTC	10	3	3
FTC	10	4	4
FTC	10	5	5
ZTC	10	2	2
ZTC	10	3	3
ZTC	10	4	4
ZTC	10	5	5
PTC	10	2	2
PTC	10	3	3
PTC	10	4	4
PTC	10	5	5
TEC	10	2	2
TEC	10	3	3
TEC	10	4	3
TEC	10	5	3

Fonte: Elaborado pelo autor.

## 4.2.1.2 Seleção de Estrutura e Estimção dos Parâmetros

O sistema do trocador de calor HE-3 é modelado pelo modelo ARX a partir do sinal de entrada ZTC e o sinal de saída FTC. A partir da Tabela 2, obtêm-se todas as possibilidades de representações do modelo ARX Única Entrada Única Saída, do inglês *Single Input Single Output* (SISO) de segunda, terceira, quarta e quinta ordem, respectivamente. Esses modelos são dados por

$$y_k = 1,6692y_{k-1} - 0,6712y_{k-2} + 133,3190u_{k-1} - 132,3519u_{k-2} + e_k, \quad (4.1)$$

$$y_k = 1,8577y_{k-1} - 0,9979y_{k-2} + 0,1376y_{k-3} + 158,8546u_{k-1} - 233,8704u_{k-2} + 66,2517u_{k-3} + e_k, \quad (4.2)$$

$$y_k = 1,8854y_{k-1} - 1,1514y_{k-2} + 0,3706y_{k-3} - 0,1070y_{k-4} + 146,2182u_{k-1} - 198,5437u_{k-2} + 59,8892u_{k-3} - 6,4266u_{k-4} + e_k, \quad (4.3)$$

$$y_k = 1,8868y_{k-1} - 1,1897y_{k-2} + 0,5096y_{k-3} - 0,2381y_{k-4} + 0,0286y_{k-5} + 148,0397u_{k-1} - 186,1930u_{k-2} + 59,1195u_{k-3} - 60,0213u_{k-4} + 40,3238u_{k-5} + e_k \quad (4.4)$$

em que  $y_k$  é o sinal de saída FTC,  $u_k$  é o sinal de entrada ZTC e  $e_k$  é o erro de modelagem. Para a estimativa dos parâmetros dos modelos ARX foi utilizado o MMQ.

O sistema do trocador de calor HE-3 é modelado pelo modelo ARX a partir do sinal de entrada PTC e o sinal de saída FTC. A partir da Tabela 2, obtêm-se a representação do modelo ARX SISO de segunda, terceira, quarta e quinta ordem. Esses modelos são dados por

$$y_k = 1,7871y_{k-1} - 0,7877y_{k-2} - 15,4967u_{k-1} + 15,5588u_{k-2} + e_k, \quad (4.5)$$

$$y_k = 2,0381y_{k-1} - 1,3683y_{k-2} + 0,3300y_{k-3} - 13,5418u_{k-1} + 0,4286u_{k-2} + 13,1304u_{k-3} + e_k, \quad (4.6)$$

$$y_k = 2,1167y_{k-1} - 1,6471y_{k-2} + 0,7102y_{k-3} - 0,1802y_{k-4} - 15,3667u_{k-1} + 3,3887u_{k-2} + 17,9637u_{k-3} - 5,9520u_{k-4} + e_k, \quad (4.7)$$

$$y_k = 2,1285y_{k-1} - 1,6929y_{k-2} + 0,7868y_{k-3} - 0,2540y_{k-4} + 0,0313y_{k-5} - 16,0882u_{k-1} + 4,8376u_{k-2} + 18,3501u_{k-3} - 12,0725u_{k-4} + 5,0031u_{k-5} + e_k \quad (4.8)$$

em que  $y_k$  é o sinal de saída FTC,  $u_k$  é o sinal de entrada PTC e  $e_k$  é o erro de modelagem. Para a estimativa dos parâmetros dos modelos ARX foi utilizado o MMQ.

O sistema do trocador de calor HE-3 é modelado pelo modelo ARX a partir do sinal de entrada TEC e o sinal de saída FTC. A partir da Tabela 2, obtêm-se a representação

do modelo ARX SISO de segunda e terceira ordem. Esses modelos são dados por

$$y_k = 1,7830y_{k-1} - 0,7840y_{k-2} + 104,4456u_{k-1} - 104,3504u_{k-2} + e_k, \quad (4.9)$$

$$y_k = 2,0491y_{k-1} - 1,3893y_{k-2} + 0,3393y_{k-3} + 60,0429u_{k-1} + 11,9344u_{k-2} - 71,9060u_{k-3} + e_k \quad (4.10)$$

em que  $y_k$  é o sinal de saída FTC,  $u_k$  é o sinal de entrada TEC e  $e_k$  é o erro de modelagem. Para a estimativa dos parâmetros dos modelos ARX foi utilizado o MMQ.

O sistema do trocador de calor HE-3 é modelado pelo modelo ARX a partir dos sinais de entrada ZTC, PTC e TEC e o sinal de saída FTC. A partir da Tabela 2, obtém-se a representação do modelo ARX MISO de segunda, terceira, quarta e quinta ordem. Esses modelos são dados por

$$y_k = 1,7464y_{k-1} - 0,7476y_{k-2} + 44,4397u_{k-1}^{ZTC} - 44,1173u_{k-2}^{ZTC} - 5,1656u_{k-1}^{PTC} + 5,1863u_{k-2}^{PTC} + 34,8152u_{k-1}^{TEC} - 34,7835u_{k-2}^{TEC} + e_k, \quad (4.11)$$

$$y_k = 1,9816y_{k-1} - 1,2518y_{k-2} + 0,2690y_{k-3} + 52,9515u_{k-1}^{ZTC} - 74,6235u_{k-2}^{ZTC} + 22,0839u_{k-3}^{ZTC} - 4,5139u_{k-1}^{PTC} + 0,1429u_{k-2}^{PTC} + 4,3768u_{k-3}^{PTC} + 20,0143u_{k-1}^{TEC} + 3,9781u_{k-2}^{TEC} - 23,9687u_{k-3}^{TEC} + e_k, \quad (4.12)$$

$$y_k = 2,0392y_{k-1} - 1,4861y_{k-2} + 0,6062y_{k-3} - 0,1606y_{k-4} + 48,7394u_{k-1}^{ZTC} - 66,1812u_{k-2}^{ZTC} + 19,9631u_{k-3}^{ZTC} - 2,1422u_{k-4}^{ZTC} - 5,1222u_{k-1}^{PTC} + 1,1296u_{k-2}^{PTC} + 5,9879u_{k-3}^{PTC} - 1,9840u_{k-4}^{PTC} - 164,2444u_{k-1}^{TEC} + 584,9603u_{k-2}^{TEC} - 644,9056u_{k-3}^{TEC} + 224,2153u_{k-4}^{TEC} + e_k, \quad (4.13)$$

$$y_k = 2,0470y_{k-1} - 1,5276y_{k-2} + 0,7103y_{k-3} - 0,2715y_{k-4} + 0,0405y_{k-5} + 49,3466u_{k-1}^{ZTC} - 62,0643u_{k-2}^{ZTC} + 19,7065u_{k-3}^{ZTC} - 20,0071u_{k-4}^{ZTC} + 13,4413u_{k-5}^{ZTC} - 5,3627u_{k-1}^{PTC} + 1,6125u_{k-2}^{PTC} + 6,1167u_{k-3}^{PTC} - 4,0242u_{k-4}^{PTC} + 1,6677u_{k-5}^{PTC} - 84,2943u_{k-1}^{TEC} + 414,8815u_{k-2}^{TEC} - 381,4964u_{k-3}^{TEC} - 110,9149u_{k-4}^{TEC} + 161,8483u_{k-5}^{TEC} + e_k \quad (4.14)$$

em que  $y_k$  é o sinal de saída FTC,  $u_k^{ZTC}$  é o sinal de entrada ZTC,  $u_k^{PTC}$  é o sinal de entrada PTC,  $u_k^{TEC}$  é o sinal de entrada TEC e  $e_k$  é o erro de modelagem. Para a estimativa dos parâmetros dos modelos ARX foi utilizado o MMQ.

#### 4.2.1.3 Validação dos Modelos

Nesta seção, são validados os modelos obtidos na Seção 4.2.1.2. Para isso, são utilizadas duas métricas distintas de validação, sendo estas: índice RMSE e simulação livre.

O índice RMSE consiste na quantificação dos erros das predições. Na Tabela 3 apresentam-se os índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos (4.1) ao (4.14). Observa-se que para todos os modelos, o índice RMSE se aproxima de 0.

Tabela 3 – Índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos obtidos.

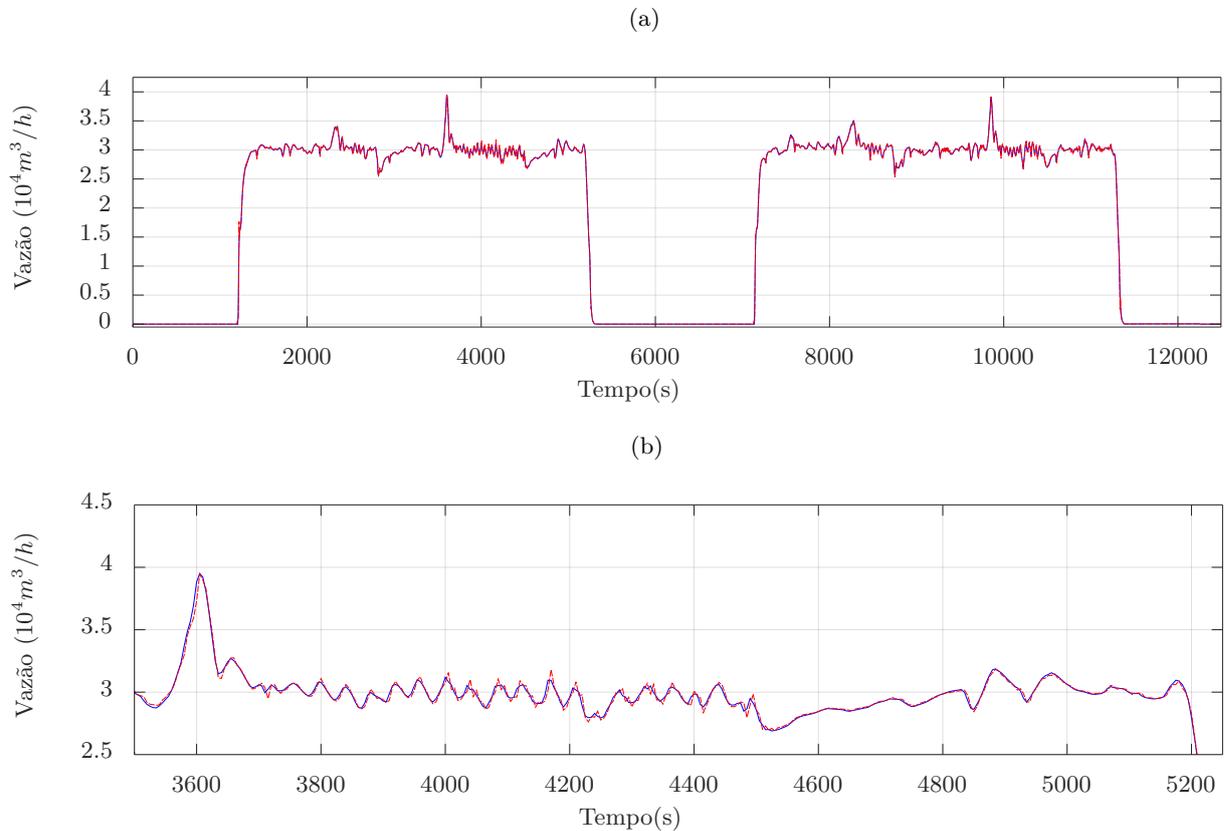
Modelo	Ordem da Entrada	Ordem da Saída	RMSE
ARX SISO	ZTC	FTC	
(4.1)	2	2	0,0168
(4.2)	3	3	0,0168
(4.3)	4	4	0,0168
(4.4)	5	5	0,0168
ARX SISO	PTC	FTC	
(4.5)	2	2	0,0201
(4.6)	3	3	0,0189
(4.7)	4	4	0,0189
(4.8)	5	5	0,0190
ARX SISO	TEC	FTC	
(4.9)	2	2	0,0201
(4.10)	3	3	0,0192
ARX MISO	ZTC, PTC e TEC	FTC	
(4.11)	2	2	0,0250
(4.12)	3	3	0,0260
(4.13)	4	4	0,0263
(4.14)	5	5	0,0264

Fonte: Elaborado pelo autor.

Analisando a Tabela 3, escolhe-se o modelo ARX SISO de segunda ordem (4.1) e o modelo ARX MISO de segunda ordem (4.11). As escolhas foram feitas considerando o menor valor do RMSE obtido para os sinais FTC, ZTC, PTC e TEC e a menor ordem por questão de simplicidade. Desta forma, o sistema do trocador de calor HE-3 pode ser melhor representado pelos modelos ARX dado por (4.1) e (4.11).

As Figuras 12 e 13 mostram a validação dos modelos (4.1) e (4.11), respectivamente, utilizando a simulação livre. Para melhorar a visualização da Figura 12, apresenta-se uma ampliação no intervalo  $t = 3500s$  e  $t = 5250s$ , na Figura 13 é apresentado o zoom no intervalo  $t = 3630s$  e  $t = 5250s$ . Observa-se que o sinal resultante da simulação livre (linha tracejada vermelha) dos modelos (4.1) e (4.11) descrevem a tendência do sinal de saída FTC (linha contínua azul). Em ambas as figuras observa-se que a simulação livre conseguiu reproduzir o comportamento dinâmico do sistema, o que sugere que os modelos matemáticos obtidos são compatíveis com o sistema em estudo. Além disso, a semelhança entre o sinal amostrado e a simulação livre justificam os baixos valores obtidos nos índices RMSE.

Figura 12 – Validação do modelo (4.1) utilizando a simulação livre considerando o sinal de saída FTC e como sinal de entrada ZTC. O gráfico presente na figura (b) apresenta ampliações em áreas de interesse no gráfico da figura (a). O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido FTC enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal obtido através da simulação livre.



Fonte: Elaborado pelo autor.

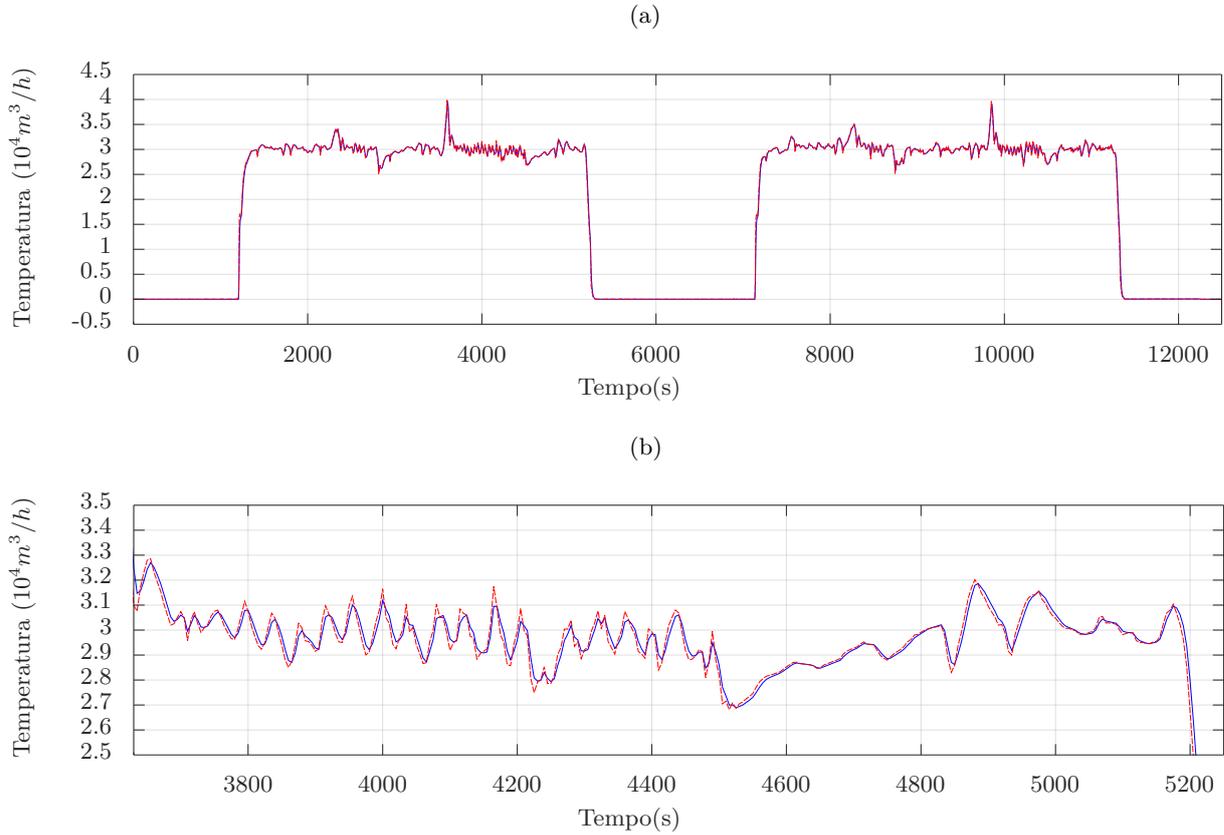
#### 4.2.2 Cenário 2: Regime de Operação em Religamento Após Parada

No Cenário 2, desejou-se constatar se seria possível obter a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão deste cenário utilizando os modelos identificados obtidos na etapa de modelagem matemática do Cenário 1. Por esse motivo, a modelagem matemática do Cenário 2 não foi realizada. Logo, a estimativa da vazão do gás de combustão do Cenário 2 foi obtida utilizando os modelos matemáticos do Cenário 1. Os resultados mencionados são exibidos na seção 4.3.2 deste trabalho.

#### 4.2.3 Representação em Espaço de Estados

A fim de obter a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o filtro de Kalman, os modelos ARX SISO e MISO obtidos a partir dos sinais de entrada ZTC, PTC e TEC, e do sinal de saída FTC devem ser representados em forma de espaço de estado.

Figura 13 – Validação do modelo (4.11) utilizando a simulação livre considerando o sinal de saída FTC e como sinais de entrada ZTC, PTC e TEC. O gráfico presente nas figura (b) apresenta ampliações em áreas de interesse no gráfico da figura (a). O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido FTC enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal obtido através da simulação livre.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Utilizando os modelos definidos na Seção 4.2 por (4.1) e (4.11) são representados em espaços de estados, respectivamente, como

$$x_k = \begin{bmatrix} -1,6692 & 0,6712 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} 133,3190 & -132,3519 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} u_{k-1}, \quad (4.15)$$

$$y_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1}. \quad (4.16)$$

e

$$x_k = \begin{bmatrix} -1,7464 & 0,7476 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} 44,4397 & -44,1173 \\ -5,1656 & 5,1863 \\ 34,8152 & -34,7835 \end{bmatrix} u_{k-1}, \quad (4.17)$$

$$y_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1}. \quad (4.18)$$

### 4.3 Estimativa do Sinal de Vazão do Gás de Combustão

O algoritmo do filtro de Kalman é utilizado para estimar o sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3. O FK é baseado em modelos identificados a partir dos sinais de entrada ZTC, PTC e TEC e o sinal de saída FTC. Esses modelos são utilizados na implementação do FK. Para efetuar a estimativa deste sinal, segue-se o procedimento descrito na Seção 3.2.1. Inicialmente, são escolhidas as condições iniciais,  $x_{0|0}$  como 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 (AGUIRRE, 2004).

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  $R_k = 10, 0$ .

#### 4.3.1 Cenário 1: Operação Funcionamento Normal

Considerando o alto forno em regime de operação normal, na Figura 14 mostra-se a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando o modelo ARX identificado (4.1) no filtro de Kalman. Observa-se que a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo identificado (4.1) no FK 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 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 14a é apresentado uma ampliação no intervalo  $t = 0s$  e  $t = 2500s$  na Figura 14b é apresentado o zoom no intervalo  $t = 4300s$  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 da vazão do gás de combustão. Na Figura 14c 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. 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. Para reiniciar o filtro, são realizadas comparações com o valor da estimativa a cada iteração de cálculo, caso o valor retornado não seja numérico, o filtro é automaticamente reiniciado.

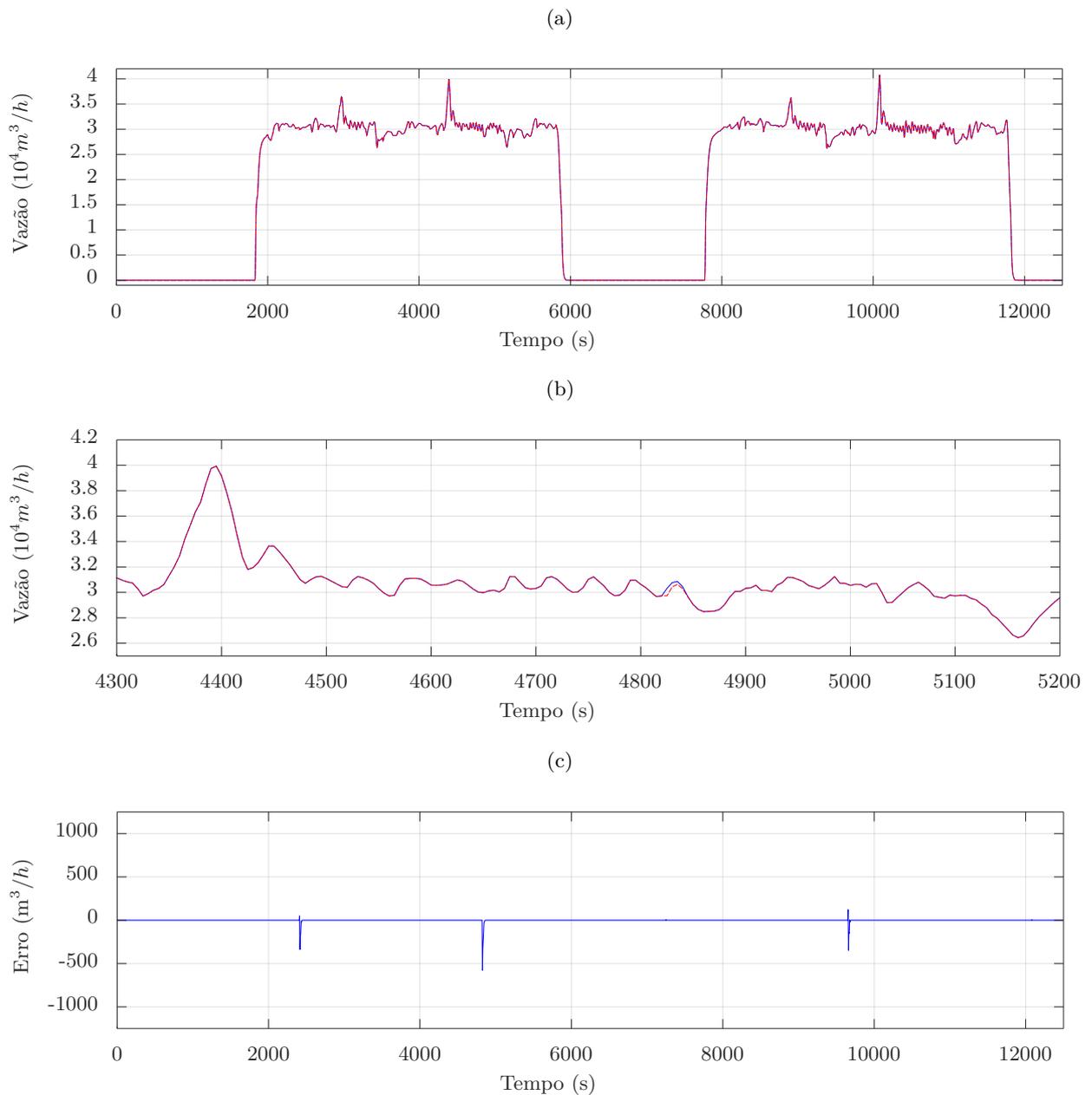
Na Figura 15 mostra-se a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando o filtro de Kalman. Observa-se que as estimativas do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o modelo identificado (4.11) no filtro de Kalman descreve um comportamento análogo aos resultados obtidos na Figura 14. Na Figura 15a observa-se que a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão descreve o mesmo comportamento dinâmico do sinal medido FTC, enquanto que na Figura 15b apresenta-se o zoom no intervalo  $t = 7500s$  e  $t = 12000s$  para melhorar a visualização da Figura 15a. Finalmente, na Figura 15c mostra-se o erro entre o sinal medido FTC e a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão.

### 4.3.2 Cenário 2: Operação de Religamento Após Parada

Considerando o alto forno em regime de operação de religamento, nas Figuras 16 e 17 mostra-se a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 utilizando o filtro de Kalman. Observa-se que as estimativas do sinal de vazão do gás de combustão utilizando os modelos identificados (4.1) e (4.11) no filtro de Kalman descrevem um comportamento análogo aos resultados obtidos nas Figuras 14 e 15, respectivamente. Nas Figuras 16a e 17a, observa-se que a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão descreve o mesmo comportamento dinâmico do sinal medido FTC, enquanto que nas Figuras 16b e 17b apresenta-se o zoom no intervalo  $t = 7000s$  e  $t = 11500s$  para melhorar a visualização das Figuras 16a e 17a. Finalmente, nas Figuras 16c e 17c mostra-se o erro entre o sinal medido FTC e a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão.

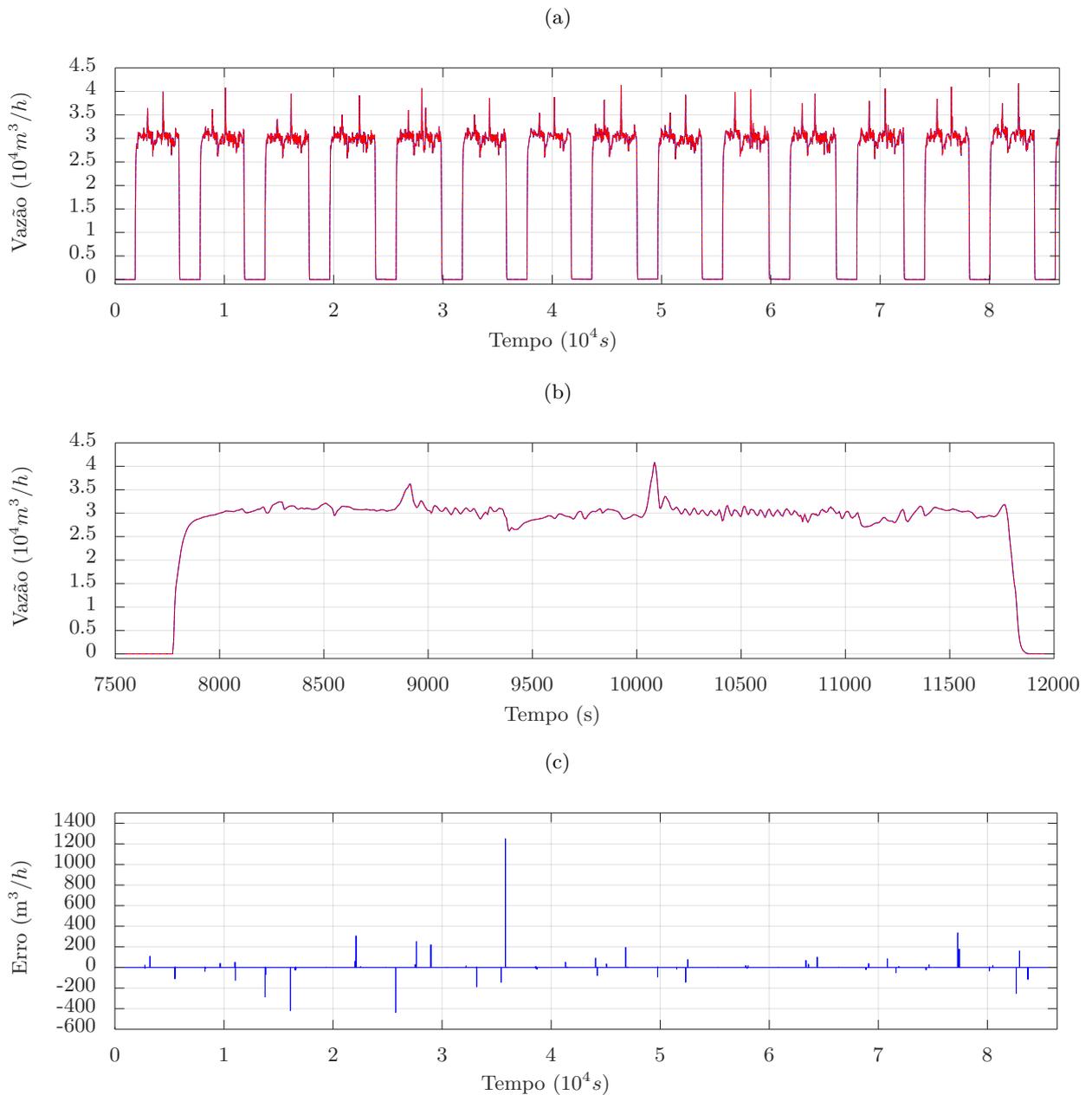
Na Tabela 4 apresenta-se o índice RMSE calculado entre o sinal medido e cada uma das estimativas obtidas utilizando o Filtro de Kalman SISO e MISO, considerando regime de operação normal e de religamento do alto forno.

Figura 14 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 em regime de operação estabilizado utilizando o modelo ARX SISO (4.2) no filtro de Kalman: (a) Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. (b) Zoom no intervalo  $t = 4300s$  e  $t = 5200s$  da estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. 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.



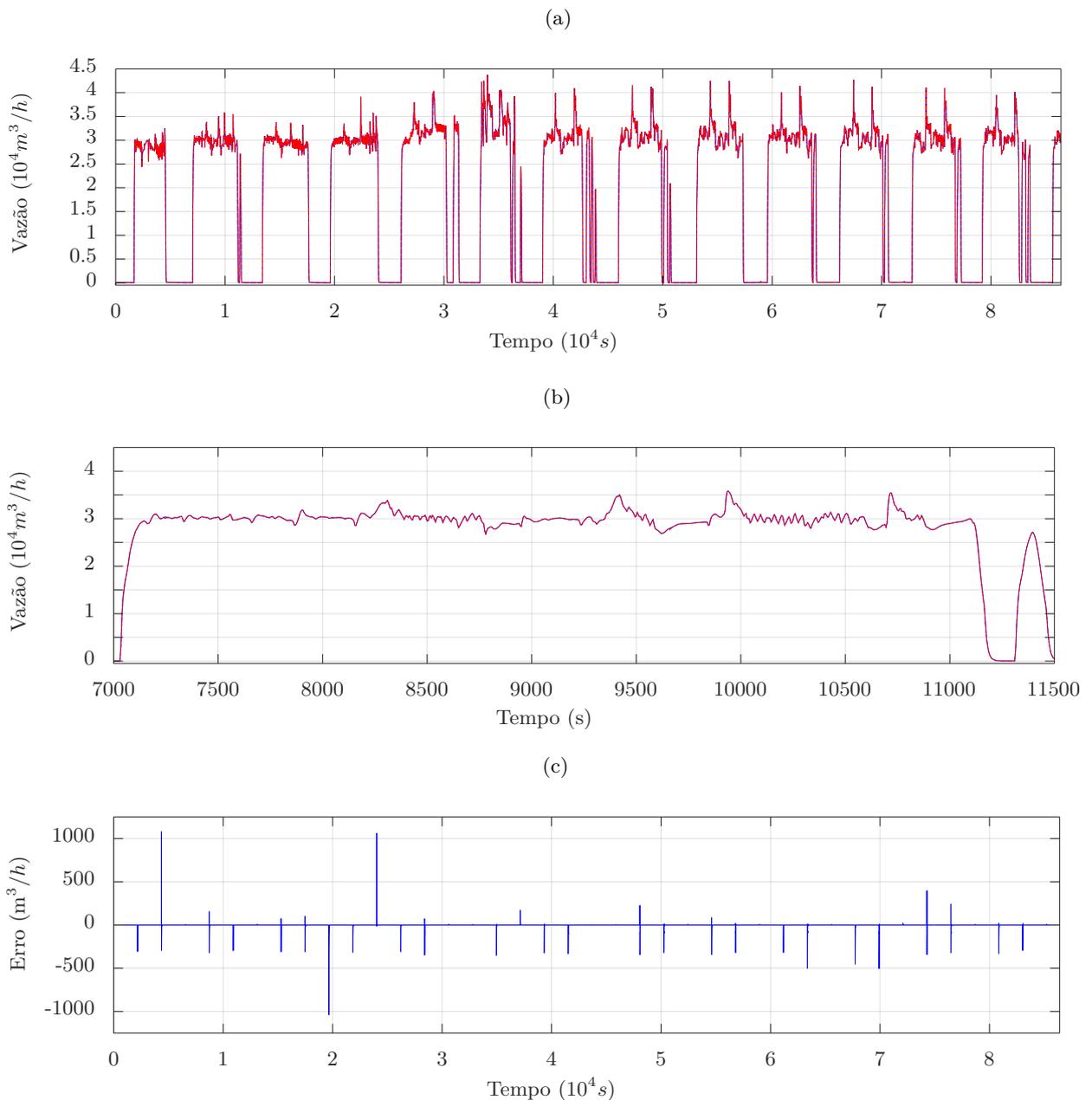
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 15 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 em regime de operação de estabilizado utilizando o modelo ARX MISO (4.11) no filtro de Kalman: (a) Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. (b) Zoom no intervalo  $t = 7500s$  e  $t = 12000s$  da estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. 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.



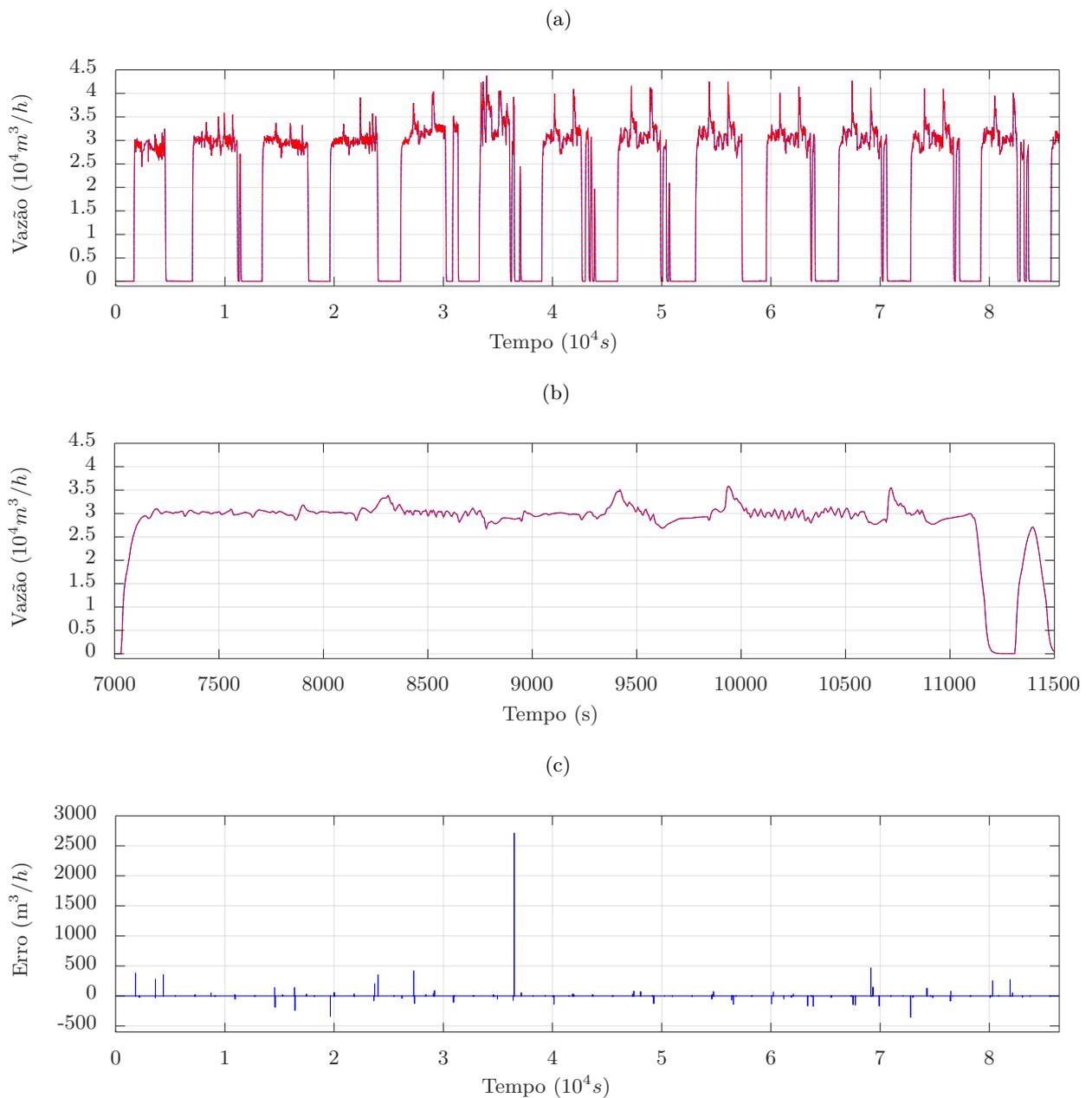
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 16 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 em regime de operação de religamento utilizando o modelo ARX SISO (4.2) no filtro de Kalman: (a) Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. (b) Zoom no intervalo  $t = 7000s$  e  $t = 11500s$  da estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. 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.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 17 – Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão em um trocador de calor HE-3 em regime de operação de religamento utilizando o modelo ARX MISO (4.11) no filtro de Kalman: (a) Estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. (b) Zoom no intervalo  $t = 7000s$  e  $t = 11500s$  da estimativa do sinal de vazão do gás de combustão. 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.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4 – Índices RMSE para o sinal resultante da estimativa do filtro de Kalman dos modelos obtidos.

<b>Funcionamento</b>	<b>Modelo</b>	<b>Ordem da Entrada</b>	<b>Ordem da Saída</b>	<b>RMSE</b>
	ARX SISO	ZTC	FTC	
Normal	(4.1)	2	2	0,0015
Normal	(4.2)	3	3	0,0013
Normal	(4.3)	4	4	0,0021
Normal	(4.4)	5	5	0,0019
	ARX SISO	ZTC	FTC	
Religamento	(4.1)	2	2	0,0017
Religamento	(4.2)	3	3	0,0028
Religamento	(4.3)	4	4	0,0026
Religamento	(4.4)	5	5	0,0016
	ARX SISO	PTC	FTC	
Normal	(4.5)	2	2	0,0024
Normal	(4.6)	3	3	0,0019
Normal	(4.7)	4	4	0,0039
Normal	(4.8)	5	5	0,0017
	ARX SISO	PTC	FTC	
Religamento	(4.5)	2	2	0,0011
Religamento	(4.6)	3	3	0,0034
Religamento	(4.7)	4	4	0,0046
Religamento	(4.8)	5	5	0,0046
	ARX SISO	TEC	FTC	
Normal	(4.9)	2	2	0,0014
Normal	(4.10)	3	3	0,0017
	ARX SISO	TEC	FTC	
Religamento	(4.9)	2	2	0,0021
Religamento	(4.10)	3	3	0,0019
	ARX MISO	ZTC, PTC e TEC	FTC	
Normal	(4.11)	2	2	0,0009
Normal	(4.12)	3	3	0,0015
Normal	(4.13)	4	4	0,0032
Normal	(4.14)	5	5	0,0010
	ARX MISO	ZTC, PTC e TEC	FTC	
Religamento	(4.11)	2	2	0,0019
Religamento	(4.12)	3	3	0,0017
Religamento	(4.13)	4	4	0,0039
Religamento	(4.14)	5	5	0,0013

Fonte: Elaborado pelo autor.

## 4.4 Conclusão Parcial

Analisando a Tabela 4, observa-se que, para todos os casos, os índices obtidos apresentam valores muito baixos, fato que indica que as estimativas fornecidas pelo filtro de Kalman são muito próximas da variável medida.

Os valores dos índices RMSE obtidos demonstram que o modelo obtido no cenário 1 conseguiu descrever a dinâmica do sistema nos cenários 1 e 2. Dentre os modelos SISO, aqueles em que se obtiveram melhores resultados da estimativa nos cenários 1 e 2 foram, respectivamente, os modelos (4.2), de ordem 3, e (4.5), de ordem 2, uma vez que apresentaram os menores valores de RMSE entre os modelos analisados. Quanto aos modelos MISO, o modelo (4.14), sendo este de ordem cinco, retornou a melhor estimativa do sinal de interesse. Observa-se também que entre os modelos SISO e MISO, aquele que apresentou melhor resultado é pertencente ao conjunto de modelos SISO.

Em suma, analisando do ponto de vista prático, todos os modelos se mostraram capazes de reproduzir o comportamento dinâmico do sistema, levando em consideração as duas métricas distintas de validação aplicadas. Em uma aplicação real, qualquer um desses modelos que fossem utilizados retornariam resultados satisfatórios.

## 5 Resultados do Problema 2: Estimação de Temperatura.

Este capítulo descreve os resultados obtidos no problema de estimação da vazão do gás de combustão utilizando o filtro de Kalman. Inicialmente, na Seção 4.1 é descrito o procedimento de aquisição dos dados do processo do alto forno. Em seguida, apresenta-se a modelagem matemática do sinal TGU. Posteriormente, apresenta-se a etapa de estimação do sinal TGU utilizando o filtro de Kalman.

### 5.1 Protocolo Experimental

Neste problema, emprega-se o registro de sete sinais do sistema do regenerador do alto forno, conforme mostrado na Tabela 5, sendo seis sinais de entrada: Temperatura da Chama no Sopro (TCS), Pressão do Sopro para o Alto Forno (PAF), Vazão do Sopro para o Alto Forno (VAF), Temperatura do Sopro (TSP), Umidade Atual Total (UAT), e Vazão de  $O_2$  (VO2) um sinal de saída: TGU. Na Figura 18 mostra-se a localização da medição de cada umas das variáveis em meio ao processo. Os sinais coletados encontram-se disponíveis nas Figuras 19 e 20. A obtenção dos dados foi realizada utilizando o sistema PIMS (Aspen PIMS v11.0), conforme mostrado na Figura 8. Cada coleta do conjunto de dados foi realizada a cada 5 segundos em um período de 24 horas, totalizando 17280 amostras por sinal.

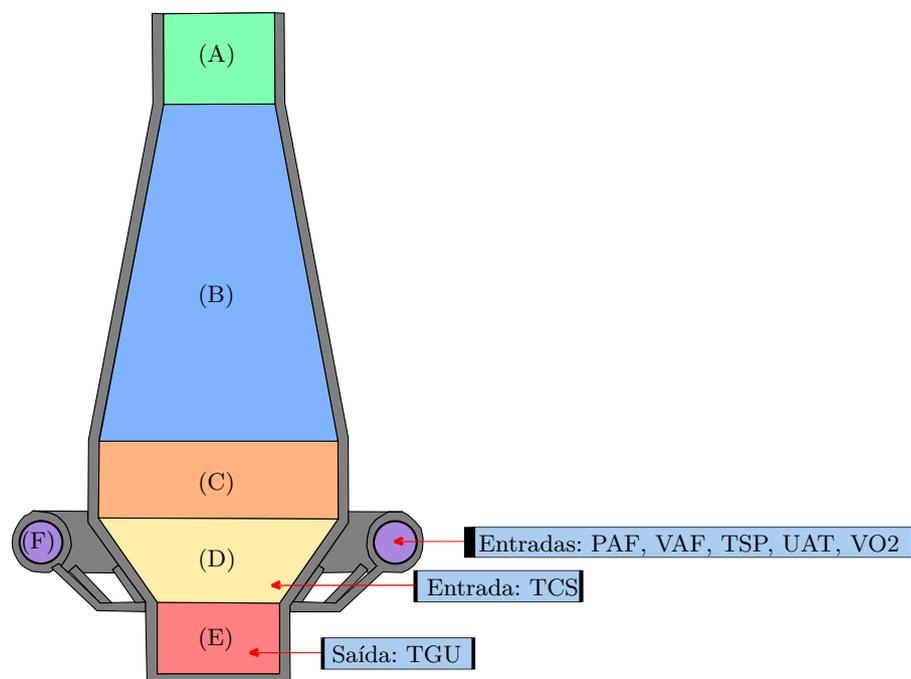
#### 5.1.1 Pré-Processamento do Sinal

A etapa de pré-processamento é realizada *off-line* utilizando o *software Matlab*. Nessa etapa de processamento, tratam-se os problemas na medição dos sensores. Neste trabalho, os dados foram coletados em uma planta industrial de alto nível produtivo e devido às características físico-químicas do processo de produção de aço, alguns sensores são calibrados para realizarem medições relativamente altas. Entretanto, quando os sensores

Tabela 5 – Registro de quatro sinais do sistema do alto forno.

Sinais de Entrada	Sinal de Saída
Pressão do Sopro para o Alto Forno (PAF)	Temperatura do Gusa (TGU)
Vazão do Sopro para o Alto Forno (VAF)	
Temperatura da Chama no Sopro (TCS)	
Temperatura do Sopro (TSP)	
Umidade Atual Total (UAT)	
Vazão de $O_2$ (VO2)	

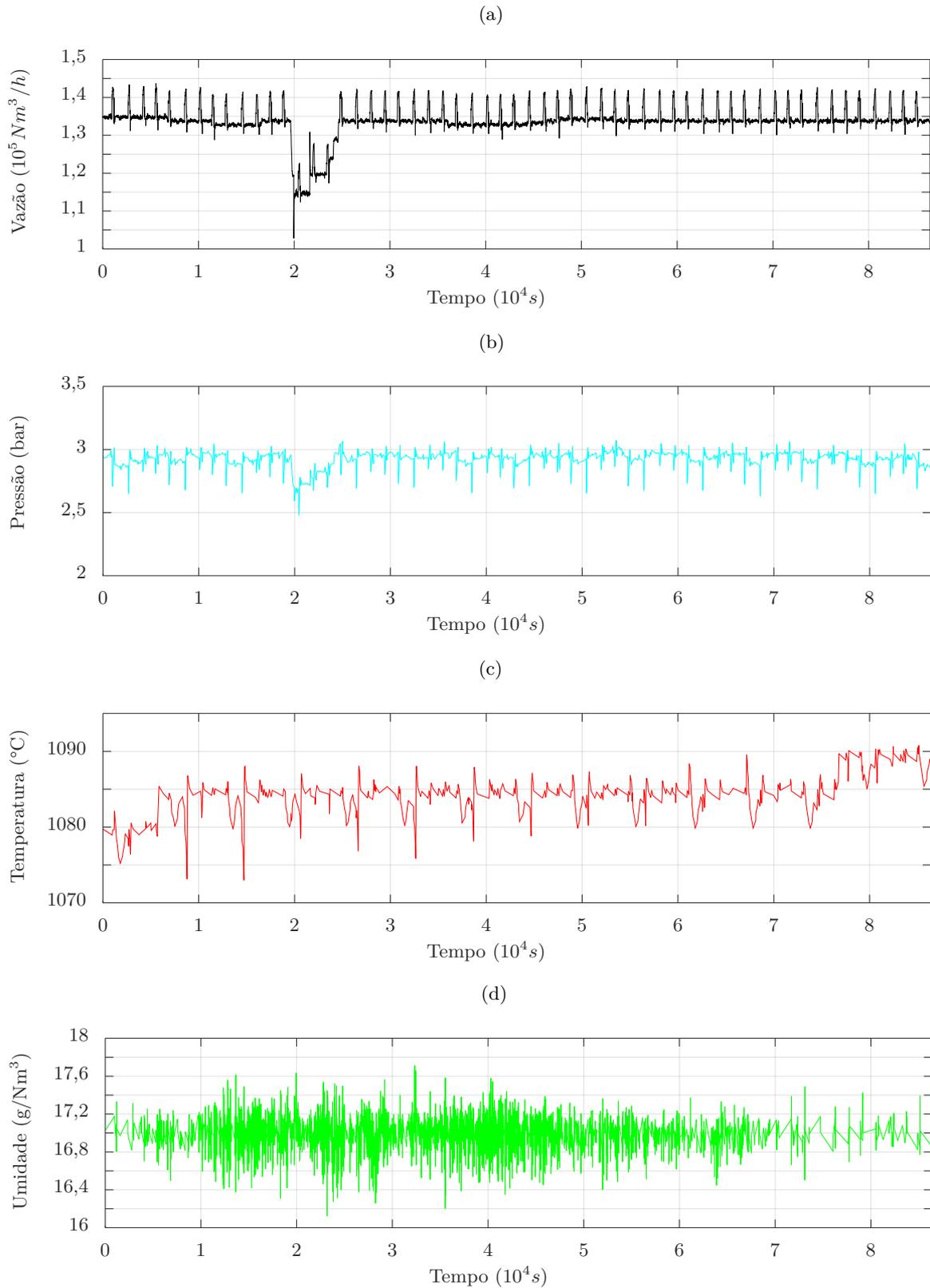
Figura 18 – Posicionamento de medição das variáveis PAF, VAF, TSP, UAT, VO<sub>2</sub>, TCS e TGU no alto forno e identificação das zonas do equipamento, sendo estas: (A) Topo, (B) Zona Granular, (C) Zona Coesiva, (D) Zona do Homem Morto, (E) Cadinho, (F) Sopradores.



Fonte: Elaborado pelo autor.

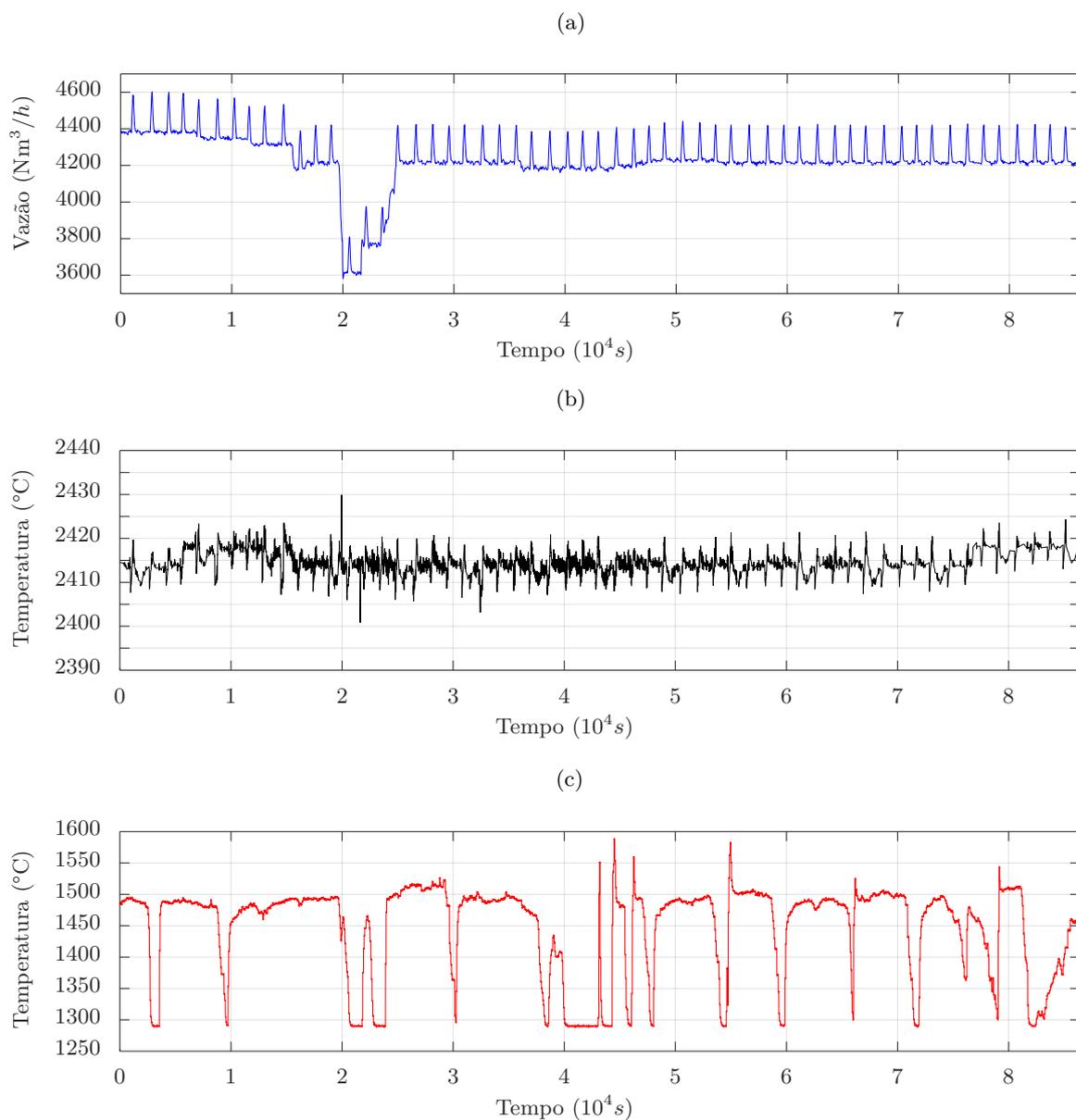
realizam medições em valores muito baixos, tendem a gerar valores negativos nas medições. Desta forma, todas as medições que possuem valores negativos foram substituídas pelo valor zero.

Figura 19 – Sinais coletados utilizando o sistema PIMS durante operação do alto forno. Os sinais de entrada: a) VAF, b) PAF, c) TSP e d) UAT.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 20 – Sinais coletados utilizando o sistema PIMS durante operação do alto forno. Os sinais de entrada: a)VO2, b)TCS e o sinal de saída c)TGU.



Fonte: Elaborado pelo autor.

## 5.2 Modelagem do Trocador de Temperatura

Neste trabalho, empregam-se os dados coletados no sistema PIMS durante períodos de 24 horas. Para modelagem do alto forno foi escolhida uma única condição de operação do equipamento.

A partir do conjunto de dados observa-se que, apesar do comportamento cíclico do alto forno, não foi possível observar uma repetição cíclica nos sinais ao longo de todo o período de amostragem. Por esse motivo, foi utilizado todo o sinal na modelagem do problema, sendo a primeira metade (8640 amostras) utilizada na obtenção do modelo e a segunda metade (8640 amostras) utilizada na validação do modelo, veja Figura 21.

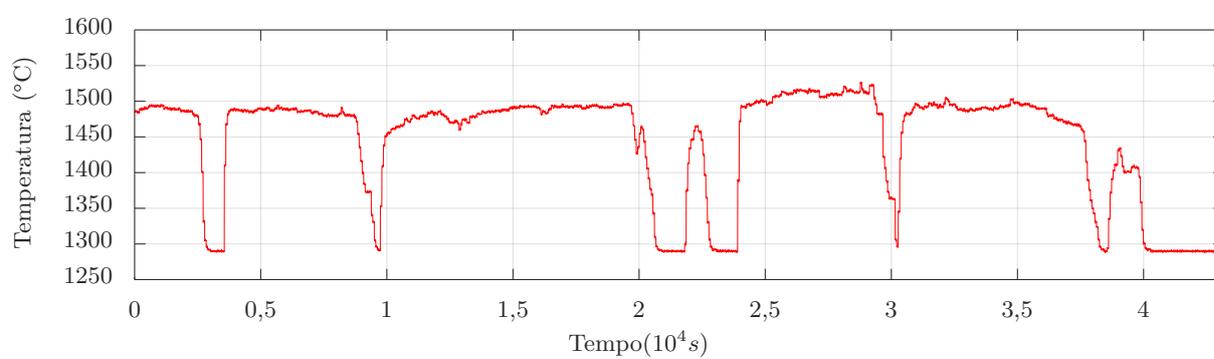
É empregado o registro de sete sinais do sistema do alto forno, sendo seis sinais de entrada: VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e um sinal de saída: TGU. Para verificar o grau de dependência entre os sinais de entrada e o sinal de saída é realizada a análise de correlação no conjunto de dados obtido com o intuito de verificar quais sinais de entrada possuem maior influência no sinal de saída. Desta forma, analisa-se a correlação entre o sinal de saída TGU e os seis sinais de entrada obtendo 0,26 para o sinal VAF, 0,15 para o sinal PAF, -0,21 para o sinal TSP, -0,01 para o sinal UAT, 0,29 para o sinal VO2 e -0,09 para o sinal TCS. É possível verificar que o sinal de entrada que mais influencia no sinal de saída e o que menos influencia no sinal de saída são, respectivamente, VO2 e UAT.

### 5.2.1 Ordem do Modelo

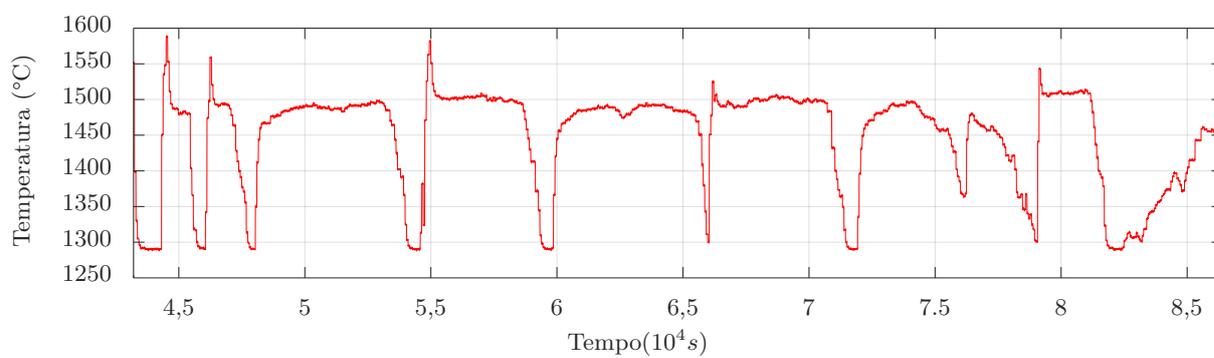
Para determinar o ordem do modelo do sistema de trocador de calor utiliza-se o critério de informação de Akaike dado por (3.2). O índice AIC normalmente atinge um mínimo para um determinado número de parâmetros no modelo. Na Tabela 6 apresenta-se a ordem do modelo para os sinais VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e TGU dado o ponto inicial e o número de regressores.

Figura 21 – Trechos do sinal TGU: (a) dados de identificação usados para obter o modelo do alto forno e (b) dados de validação usados para validar o modelo.

(a)



(b)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 6 – Ordem do modelo para os sinais VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e TGU.

Sinal	Ponto Inicial	Número de Regressores	Ordem
VAF	10	2	2
VAF	10	3	3
VAF	10	4	3
VAF	10	5	5
PAF	10	2	2
PAF	10	3	3
PAF	10	4	4
PAF	10	5	5
TSP	10	2	2
TSP	10	3	3
TSP	10	4	4
TSP	10	5	5
UAT	10	2	2
UAT	10	3	3
UAT	10	4	4
UAT	10	5	5
VO2	10	2	2
VO2	10	3	3
VO2	10	4	4
VO2	10	5	5
TCS	10	2	2
TCS	10	3	3
TCS	10	4	4
TCS	10	5	5
TGU	10	2	2
TGU	10	3	2
TGU	10	4	2
TGU	10	5	2

Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.2.2 Seleção de Estrutura e Estimação dos Parâmetros

O sistema do Alto Forno é modelado pelo modelo ARX a partir dos sinais de entrada VAF, PAF, TSP, UAT, VO2 e TCS e o sinal de saída TGU. A partir da Tabela 6, obtêm-se todas as possibilidades de representações do modelo ARX MISO de segunda, terceira, quarta e quinta ordem, respectivamente. Esses modelos são dados por

$$\begin{aligned}
y_k = & 0,9744y_{k-1} + 0,0241y_{k-2} + 0,0001u_{k-1}^{\text{VAF}} - 0,0001u_{k-2}^{\text{VAF}} - 0,3282u_{k-1}^{\text{PAF}} \\
& + 0,4694u_{k-2}^{\text{PAF}} - 0,0657u_{k-1}^{\text{TSP}} + 0,0660u_{k-2}^{\text{TSP}} - 0,0136u_{k-1}^{\text{UAT}} + 0,0331u_{k-2}^{\text{UAT}} \\
& - 0,0015u_{k-1}^{\text{VO2}} + 0,0016u_{k-2}^{\text{VO2}} - 0,0015u_{k-1}^{\text{TCS}} + 0,0016u_{k-2}^{\text{TCS}} + e_k,
\end{aligned} \tag{5.1}$$

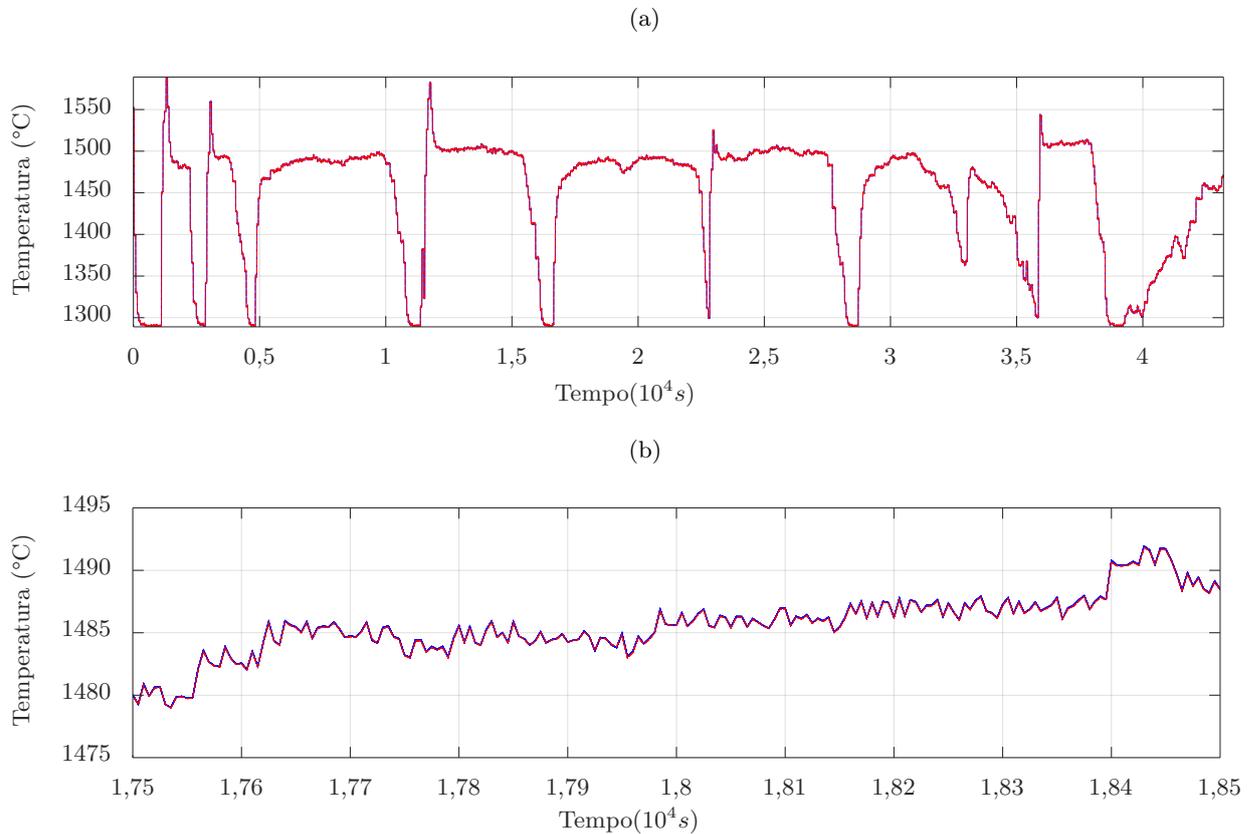
$$\begin{aligned}
y_k = & 0,9745y_{k-1} + 0,0263y_{k-2} - 0,0023y_{k-3} + 0,0001u_{k-1}^{\text{VAF}} - 0,0001u_{k-2}^{\text{VAF}} \\
& + 0,0001u_{k-3}^{\text{VAF}} - 0,3915u_{k-1}^{\text{PAF}} + 0,6310u_{k-2}^{\text{PAF}} - 0,0982u_{k-3}^{\text{PAF}} - 0,0536u_{k-1}^{\text{TSP}} \\
& + 0,0407u_{k-2}^{\text{TSP}} + 0,0132u_{k-3}^{\text{TSP}} - 0,0138u_{k-1}^{\text{UAT}} + 0,0325u_{k-2}^{\text{UAT}} + 0,0009u_{k-3}^{\text{UAT}} \\
& - 0,0005u_{k-1}^{\text{VO2}} - 0,0005u_{k-2}^{\text{VO2}} + 0,0011u_{k-3}^{\text{VO2}} - 0,0015u_{k-1}^{\text{TCS}} + 0,0021u_{k-2}^{\text{TCS}} \\
& - 0,0005u_{k-3}^{\text{TCS}} + e_k,
\end{aligned} \tag{5.2}$$

$$\begin{aligned}
y_k = & 0,9744y_{k-1} + 0,0264y_{k-2} + 0,0005y_{k-3} - 0,0028y_{k-4} + 0,0001u_{k-1}^{\text{VAF}} \\
& - 0,0001u_{k-2}^{\text{VAF}} + 0,0001u_{k-3}^{\text{VAF}} - 0,0001u_{k-4}^{\text{VAF}} - 0,4793u_{k-1}^{\text{PAF}} + 1,6046u_{k-2}^{\text{PAF}} \\
& - 2,2399u_{k-3}^{\text{PAF}} + 1,2586u_{k-4}^{\text{PAF}} - 0,0774u_{k-1}^{\text{TSP}} + 0,1554u_{k-2}^{\text{TSP}} - 0,1539u_{k-3}^{\text{TSP}} \\
& + 0,0762u_{k-4}^{\text{TSP}} - 0,0080u_{k-1}^{\text{UAT}} + 0,0290u_{k-2}^{\text{UAT}} + 0,0079u_{k-3}^{\text{UAT}} - 0,0092u_{k-4}^{\text{UAT}} \\
& - 0,0004u_{k-1}^{\text{VO2}} + 0,0059u_{k-2}^{\text{VO2}} - 0,0128u_{k-3}^{\text{VO2}} + 0,0074u_{k-4}^{\text{VO2}} - 0,0083u_{k-1}^{\text{TCS}} \\
& + 0,0079u_{k-2}^{\text{TCS}} - 0,0128u_{k-3}^{\text{TCS}} + 0,0133u_{k-4}^{\text{TCS}} + e_k,
\end{aligned} \tag{5.3}$$

$$\begin{aligned}
y_k = & 0,9745y_{k-1} + 0,0264y_{k-2} + 0,0003y_{k-3} - 0,0065y_{k-4} + 0,0038y_{k-5} \\
& + 0,0001u_{k-1}^{\text{VAF}} - 0,0001u_{k-2}^{\text{VAF}} + 0,0001u_{k-3}^{\text{VAF}} - 0,0001u_{k-4}^{\text{VAF}} + 0,0001u_{k-5}^{\text{VAF}} \\
& - 0,5372u_{k-1}^{\text{PAF}} + 1,7272u_{k-2}^{\text{PAF}} - 2,5630u_{k-3}^{\text{PAF}} + 1,8779u_{k-4}^{\text{PAF}} - 0,3620u_{k-5}^{\text{PAF}} \\
& - 0,0802u_{k-1}^{\text{TSP}} + 0,1741u_{k-2}^{\text{TSP}} - 0,2181u_{k-3}^{\text{TSP}} + 0,1641u_{k-4}^{\text{TSP}} - 0,0396u_{k-5}^{\text{TSP}} \\
& - 0,0075u_{k-1}^{\text{UAT}} - 0,0458u_{k-2}^{\text{UAT}} + 0,0531u_{k-3}^{\text{UAT}} - 0,0957u_{k-4}^{\text{UAT}} + 0,1159u_{k-5}^{\text{UAT}} \\
& - 0,0013u_{k-1}^{\text{VO2}} + 0,0075u_{k-2}^{\text{VO2}} - 0,0184u_{k-3}^{\text{VO2}} + 0,0177u_{k-4}^{\text{VO2}} - 0,0054u_{k-5}^{\text{VO2}} \\
& - 0,0102u_{k-1}^{\text{TCS}} + 0,0148u_{k-2}^{\text{TCS}} - 0,0180u_{k-3}^{\text{TCS}} + 0,0235u_{k-4}^{\text{TCS}} - 0,0100u_{k-5}^{\text{TCS}} \\
& + e_k,
\end{aligned} \tag{5.4}$$

em que  $y_k$  é o sinal de saída TGU,  $u_k^{\text{VAF}}$  é o sinal de entrada VAF,  $u_k^{\text{PAF}}$  é o sinal de entrada PAF,  $u_k^{\text{TSP}}$  é o sinal de entrada TSP,  $u_k^{\text{UAT}}$  é o sinal de entrada UAT,  $u_k^{\text{VO2}}$  é o sinal de entrada VO2,  $u_k^{\text{TCS}}$  é o sinal de entrada TCS e  $e_k$  é o erro de modelagem. Para a estimativa dos parâmetros dos modelos ARX foi utilizado o MMQ.

Figura 22 – Validação do modelo (5.1) utilizando a simulação livre considerando o sinal de saída TGU e como sinal de entrada VAF, PAF, TSP, UAT, VO2 e TCS. O gráfico presente na figura (b) apresenta ampliações em áreas de interesse no gráfico da figura (a). O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido TGU enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal obtido através da simulação livre.



Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.2.3 Validação dos Modelos

Nesta seção, é validado o modelo obtido em (5.1). Para isso, são utilizadas duas métricas: a simulação livre e o índice RMSE.

A Figura 22 mostra a validação do modelo (5.1), utilizando a simulação livre. Para melhorar a visualização da Figura 22 é apresentado o zoom no intervalo  $t = 17500s$  e  $t = 18500s$ . Observa-se que o sinal resultante da simulação livre (linha tracejada vermelha) do modelo (5.1) descrevem a tendência do sinal de saída TGU (linha contínua azul).

Outra métrica utilizada para validar o modelo (5.1) consiste na quantificação dos erros das previsões. Na Tabela 7 apresentam-se os índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos (5.1), (5.2), (5.3) e (5.4). Observa-se que para todos os modelos, o índice RMSE se aproxima de 0.

Tabela 7 – Índices RMSE para o sinal resultante da simulação livre dos modelos (5.1), (5.2), (5.3) e (5.4).

Ordem	RMSE SL
2	0,0025
3	0,0025
4	0,0025
5	0,0025

Fonte: Elaborado pelo autor.

Neste trabalho, escolhe-se o modelo de segunda ordem MISO para os sinais de entrada e de saída, uma vez que o índice RMSE retornou o mesmo resultado para os quatro modelos MISO, por simplicidade, foi escolhido o modelo de segunda ordem obtido para os sinais VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e TGU. Desta forma, o sistema do alto forno pode ser representado pelo modelo ARX dado por (5.1).

#### 5.2.4 Representação em Espaço de Estados

A fim de obter a estimativa do sinal de vazão do gás de combustão utilizando o filtro de Kalman, o modelo ARX MISO obtido a partir dos sinais de entrada VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e do sinal de saída TGU devem ser representados em forma de espaço de estado.

Utilizando o modelo definido na Seção 5.2.2 por (5.1) é representado em espaços de estados como

$$x_k = \begin{bmatrix} -0,9744 & -0,0241 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} 0,0001 & -0,0001 \\ 0,3282 & 0,4694 \\ 0,0657 & 0,0660 \\ 0,0136 & 0,0331 \\ 0,0015 & 0,0016 \\ 0,0015 & 0,0016 \end{bmatrix} u_{k-1}, \quad (5.5)$$

$$y_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1}. \quad (5.6)$$

### 5.3 Estimativa do Sinal de Temperatura

O algoritmo do filtro de Kalman é utilizado para estimar o sinal de vazão do gás de combustão em um alto forno. O FK é baseado em modelos identificados a partir dos sinais de entrada VAF, PAF, TSP, UAT, VO2, TCS e o sinal de saída TGU. Esses modelos são utilizados na implementação do FK. Para efetuar a estimativa deste sinal, segue-se o procedimento descrito na Seção 3.2.1. Inicialmente, são escolhidas as condições iniciais,  $x_{0|0}$  como um valor relativo ao intervalo que o sinal pode variar enquanto que a matriz

Tabela 8 – Índices de RMSE da estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno utilizando os modelos ARX MISO (5.1), (5.2), (5.3) e (5.4) no filtro de Kalman.

Ordem	RMSE FK
2	0,0018
3	0,0014
4	0,0004
5	0,0002

Fonte: Elaborado pelo autor.

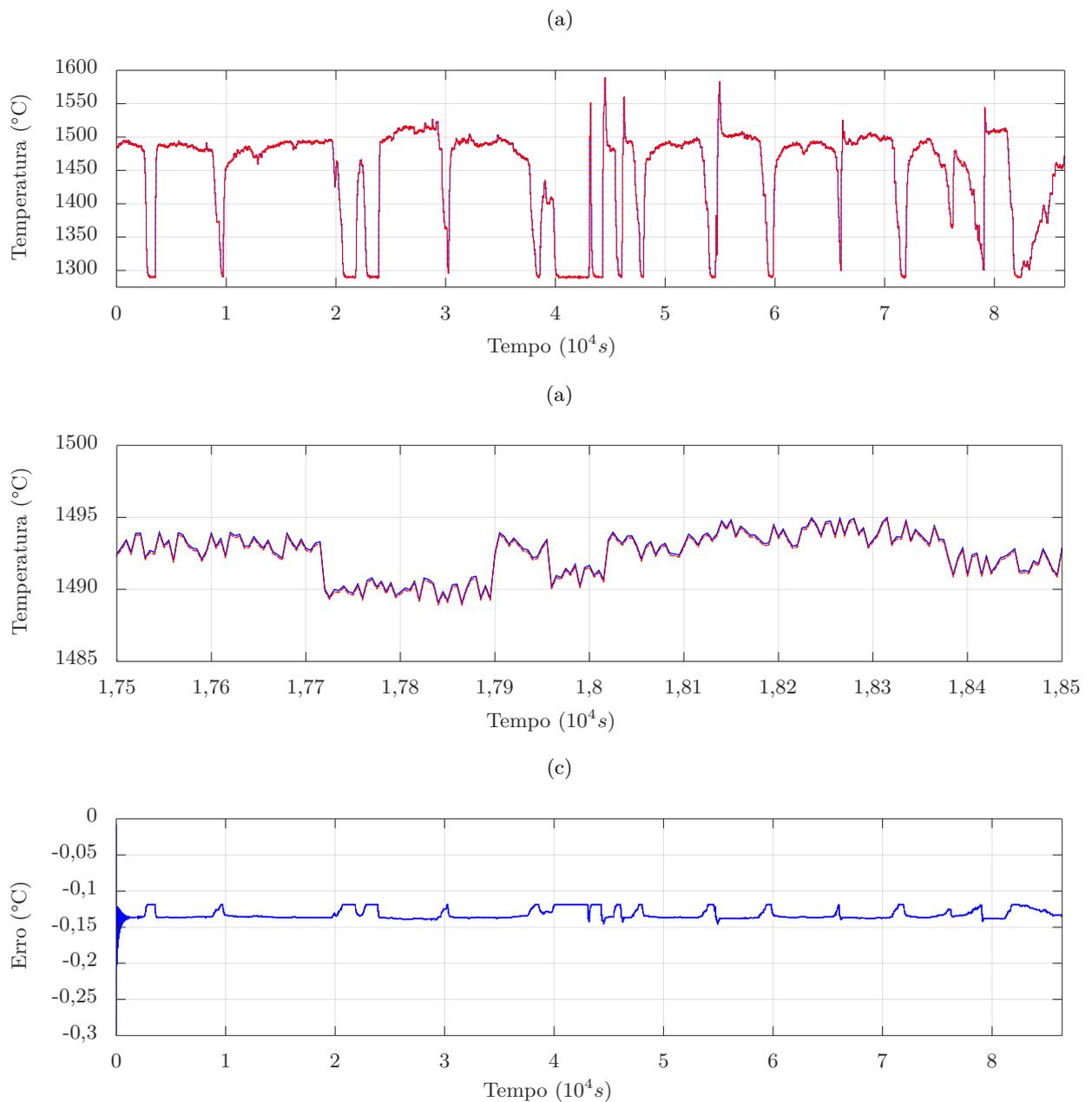
de covariância  $P_{0|0}^{xx}$ , por simplicidade, é definida como uma matriz identidade devido às constatações feitas verificando literaturas anteriores (AGUIRRE, 2004).

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  $R_k = 10, 0$ .

Na Figura 23 mostra-se a estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno utilizando o modelo ARX identificado (5.1) no filtro de Kalman. Observa-se que a estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa utilizando o modelo identificado (5.1) no FK descreve o comportamento do sinal TGU durante o processo cíclico de funcionamento do alto forno.

Na Tabela 8 apresenta-se o índice RMSE calculado entre o sinal medido e cada uma das estimativas obtidas utilizando o Filtro de Kalman MISO. Observa-se que, para todos os casos, os índices obtidos apresentam valores muito baixos, fato que indica que as estimativas fornecidas pelo filtro de Kalman são muito próximas da variável medida.

Figura 23 – Estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno utilizando o modelo ARX MISO (5.1) no filtro de Kalman: (a) Estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa. (b) Zoom no intervalo  $t = 17500s$  e  $t = 18500s$  da estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa. O traçado em linha contínua azul indica o sinal medido TGU enquanto que o traçado em linha tracejada vermelha indica o sinal estimado. (c) Erro da estimativa do filtro de Kalman.



Fonte: Elaborado pelo autor.

## 5.4 Conclusão Parcial

Analisando as Tabelas 7 e 8, referentes aos resultados obtidos através dos índices RMSE para a simulação livre e para a estimativa do filtro de Kalman, respectivamente, observa-se que inicialmente foram obtidos resultados iguais para a simulação livre, ou seja, independente da ordem escolhida o índice RMSE retornou o mesmo valor, enquanto que, para a estimativa do filtro de Kalman, conforme a ordem do modelo aumentava, o índice RMSE reduzia. Como a simulação livre retornou o mesmo valor de RMSE, foi escolhido o modelo de menor ordem, levando em consideração o fator simplicidade, no entanto, considerando do valores de RMSE obtidos através do filtro de Kalman, constata-se que o modelo de ordem cinco é o que melhor representa a dinâmica do sistema em estudo. Contudo, observa-se que todos os modelos foram capazes de descrever o comportamento dinâmico do sistema, uma vez que todos apresentaram valores baixos de RMSE.

## 6 Conclusões e Propostas de Continuidade

### 6.1 Considerações Finais

Neste trabalho, investiga-se o problema de estimação do sinal de vazão em um trocador de calor HE-3 e do sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno usando o filtro de Kalman. Para isso, considerando o problema de estimação do sinal de vazão em um trocador de calor, empregaram-se três sinais coletados pelo sistema PIMS durante 2 regimes de operação distintos dos equipamentos. Os sinais de entrada são a posição da válvula ZTC, a pressão do gás de alto forno PTC e a temperatura do gás de alto forno TEC, e o sinal de saída é a vazão de gás de alto forno FTC. Considerando o problema de estimação do sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno, empregam-se sete sinais coletados pelo sistema PIMS. Os sinais de entrada são vazão do sopro VAF, pressão do sopro PAF, temperatura de sopro TSP, umidade atual total UAT, vazão de gás oxigênio VO<sub>2</sub> e temperatura da chama no sopro TCS, e o sinal de saída é a temperatura de ferro gusa TGU.

A metodologia deste trabalho compreende duas etapas, uma etapa de modelagem matemática e uma etapa de estimação recursiva de estados. Assim, os 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 e o sinal de temperatura de ferro gusa em um alto forno, respectivamente.

As variáveis de saída dos dois problemas em estudo foram escolhidas levando em consideração o impacto que elas apresentam para o andamento do processo produtivo, na qualidade do produto final e no retorno financeiro obtido. As variáveis de entrada foram escolhidas através do conhecimento adquirido do processo em estudo e realizando questionamentos como, por exemplo, dentre todas as centenas de variáveis disponíveis no sistema PIMS, quais delas de fato poderiam influenciar no comportamento dinâmico das variáveis definidas como sendo as saídas dos sistemas.

#### 6.1.1 Problema 1: Estimação do sinal de vazão do gás de combustão.

Para o problema da estimação do sinal de vazão do gás de combustão, foram empregados modelos lineares autorregressivo com entradas externas ARX SISO e MISO a fim de caracterizar a dinâmica do sinal. 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 incorporam a dinâmica dominante dos sinais medidos.

Os resultados obtidos na etapa de modelagem matemática do trocador de calor

HE-3 em sistemas SISO FTC e ZTC, FTC e PTC, e FTC e TEC, mostram que os valores do índice RMSE são 0,0168, 0,0189 e 0,0192, respectivamente, enquanto que em sistema MISO o valor do índice RMSE obtido foi de 0,0250. Nessa etapa, observaram-se indícios de que o comportamento dinâmico do sinal FTC apresenta as mesmas características utilizando os sinais ZTC, PTC e TEC.

O filtro de Kalman fornece a estimativa do sinal de vazão de gás de alto forno utilizando os modelos ARX MISO e SISO identificados e o conjunto de medições coletado pelo sistema PIMS. Analisando a estimativa do sinal de vazão do gás de alto forno, os resultados obtidos sugerem que a estimação descreve o comportamento dinâmico do GAF sendo injetado no alto forno para ambos regimes de operação. Para o sistema em regime de operação normal em modelo SISO e MISO, o filtro de Kalman apresentou valores de RMSE de 0,0013 e 0,0009, respectivamente. Para o sistema em regime de operação de religamento em modelo SISO e MISO, o filtro de Kalman apresentou valores de RMSE de 0,0011 e 0,0013.

### 6.1.2 Problema 2: Estimação do sinais de temperatura de ferro gusa.

Para o problema da estimação do sinal de temperatura de ferro gusa, foram empregados modelos lineares autorregressivo com entradas externas ARX MISO a fim de caracterizar a dinâmica do sinal. Os modelos descrevem como a temperatura do ferro gusa varia com o andamento do processo. As métricas de simulação livre e índice RMSE sugerem que esses modelos incorporam a dinâmica dominante dos sinais medidos.

Os resultados obtidos na etapa de modelagem matemática do alto forno em sistema MISO mostra que o valor do índice RMSE obtido foi de 0,0025. Nessa etapa, observaram-se indícios de que o comportamento dinâmico do sinal TGU apresenta as mesmas características utilizando o sistema MISO que considera todos os seis sinais de entrada.

O filtro de Kalman fornece a estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa utilizando os modelos ARX MISO identificados e o conjunto de medições coletado pelo sistema PIMS. Analisando a estimativa do sinal de temperatura de ferro gusa, os resultados obtidos sugerem que a estimação descreve o comportamento dinâmico da variação da temperatura do ferro gusa no interior do alto forno. O filtro de Kalman apresentou valores de RMSE de 0,0018, 0,0014, 0,0004 e 0,0002 para os modelos MISO de ordem dois, três, quatro e cinco, respectivamente.

Assim, o filtro de Kalman, não somente, mostra-se como um método promissor para a estimativa de diferentes variáveis em meio ao processo siderúrgico, como também mostra-se como um método promissor para a estimativa de variáveis pertencentes a sistemas diretamente dependentes.

## 6.2 Proposta de Continuidade

Os resultados obtidos neste trabalho mostram que o filtro de Kalman tem-se revelado como uma ferramenta promissora para problemas de estimação de estados em processo siderúrgico. Ao longo do trabalho realizado, algumas propostas de continuidade deste estudo foram levantadas. Entre elas, pode-se destacar:

- Utilizar abordagens recursivas para atualizar os parâmetros dos modelos ARX.
- Empregar técnicas de filtragem adaptativa para estimar os estados e parâmetro no processo de regeneração e alto forno.
- Desenvolvimento de um simulador computacional para modelar e estimar diversos sistemas dinâmicos.

## Referências

- AGUIRRE, L. A. *Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. [S.l.]: Editora UFMG, 2004. 13, 16, 31, 49
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, Ieee, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974. 14
- ALVES, J. M. B.; SOUZA, R.; CAMPOS, J. N. B. Previsão da anomalia de temperatura da superfície do mar (tsm) no atlântico tropical, com a equação da difusão de temperatura. *Revista Climanalise, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais-INPE*, v. 3, p. 6–19, 2003. 4
- ANDRADE, M. L. A. d.; CUNHA, L. M. d. S. O setor siderúrgico. *Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social 50 anos: histórias setoriais*, Dba, p. 21–47, 2002. 1
- BARBIERI, C. *Estudos de Misturas de Carvões e Biomassa Visando a Combustão em Alto-forno*. Tese (Doutorado), 2013. 1
- BERTOLACE, A.; FILHO, B. B. Implementacao de uma rede neural para controle do sistema de aquecimento da bancada de circulacao natural. 4
- BRAGA, C. A. P. et al. Sintonia do filtro de kalman para medição indireta das variáveis de estado no banho eletrolitico. Dissertação (Mestrado em Engenharia), Universidade Federal do Maranhão, 2008. 4
- CARDOSO, R. et al. Estruturas de sincronismo monofásica e trifásica baseadas no filtro de kalman. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, SciELO Brasil, v. 17, n. 4, p. 493–513, 2006. 4
- CARGNELUTTI FILHO, A. et al. Modelo harmônico para a estimativa da temperatura do ar média mensal em diferentes locais do estado do rio grande do sul. *Ciência Rural*, SciELO Brasil, v. 40, p. 1888–1896, 2010. 4
- CARVALHO, J.; ASSAD, E.; PINTO, H. Uso do filtro de kalman para correção de temperatura estimada pelo precis no período de 2000-2010. *Embrapa Informática Agropecuária-Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento (INFOTECA-E)*, Campinas: Embrapa Informática Agropecuária, 2011., 2011. 4
- CARVALHO, J. H. d. A. d. Fluxograma parcial de uma usina integrada até o alto forno. 2017. 9, 10
- COSTA, R. *mHealth: dispositivos inteligentes e computação*. Tese (Doutorado), 2014. 1
- COSTA, V. L.; ESCORSIM, S.; COSTA, D. L. Processo produtivo e produção de aço: a inserção do grupo gerdau sa no cenário mundial. 2007. 1, 2
- DANTAS NETO, A. A.; GURGEL, A. Refino de petróleo e petroquímica. *Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Departamento de Engenharia Química. Rio Grande do Norte*, 2007. 1

- DIAS, S. M. B. Modelagem matemática do trocador de calor HE-3 da belgo usando redess neurais artificiais. 2005. 10, 11
- FERREIRA, L. et al. Desenvolvimento de uma rede neuro-fuzzy para predição da temperatura retal de frangos de corte. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, v. 17, n. 2, p. 221–233, 2010. 4
- GOMIDE, J. L. et al. Tecnologia e química da produção de celulose. *Viçosa: Laboratório de Celulose e Papel, Universidade Federal de Viçosa*, 2006. 1
- GONZALES, R. G. *Utilização dos métodos SDRE e Filtro de Kalman para o controle de atitude de simuladores de satélites*. Tese (Doutorado), 2009. 4
- KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *The American Society of Mechanical Engineering*, 1960. 4, 16
- KASHYAP, R. A bayesian comparison of different classes of dynamic models using empirical data. *IEEE Transactions on Automatic Control*, IEEE, v. 22, n. 5, p. 715–727, 1977. 14
- LOUREIRO, R. *Controle do Nível do Aço de Uma Máquina de Lingotamento Contínuo*. Tese (Doutorado) — Dissertação de Mestrado, M. Sc. UNICAMP, 1994. 2
- MAIA, B. T.; IMAGAWA, R. K.; TAVARES, R. P. Estudo do comportamento do banho no conversor ld com sopro combinado. *ABM Week*, 2016. 1
- MAJUSTE, F. M.; DIAS, S. M. B.; HERRERA, W. Y. E. Estimativa da vazão do gás de combustão em um trocador de calor he-3 usando o filtro de kalman. *Congresso Brasileiro de Automática*, 2022. 5
- NOSE FILHO, K.; LOTUFO, A. D. P.; LOPES, M. L. M. Utilização de redes neurais artificiais e redes neuro fuzzy para previsão de cargas elétricas. *Brazilian Conference on Dynamics, Control and Applications*, v. 11, p. 19, 2008. 4
- OLIVEIRA, W. dos S.; GONÇALVES, E. N. Implementação em c: filtro de kalman, fusão de sensores para determinação de ângulos. *ForScience*, v. 5, n. 3, 2017. 4
- PEREIRA, T. L. A.; DALEFFE, A. Sintonia de controladores de temperatura com redes neurais. Atena Editora, p. 1–388, 2021. 4
- RISSANEN, J. Modeling by shortest data description. *Automatica*, Elsevier, v. 14, n. 5, p. 465–471, 1978. 14
- ROSSOMANDO, F. G.; FERREIRA, E. P.; FILHO, J. D. Controle neural adaptativo de um trem de laminação a quente. *Mecânica Computacional*, p. 995–1008, 2005. 2
- RUDINEI, T.; LIBONI, L. B. Evolução recente do mercado de trabalho da cana-de-açúcar no Brasil (1995-2006). *Organizações Rurais & Agroindustriais*, Universidade Federal de Lavras, v. 10, n. 3, p. 455–474, 2008. 1
- SILVA NETO, G. C. d. *Projeto de um sensor virtual baseado em modelos ARMAX e filtro de Kalman para predição das emissões de O<sub>2</sub>/CO<sub>2</sub> aa partir de imagens de chamas em um forno industrial*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2020. 11

SILVA, R. A. da. Detecção e diagnóstico de falhas em alto-forno-um estudo de caso: um estudo de caso. Universidade Federal de Minas Gerais, 2002. 8

SILVA, V. M.; MATTOS, V. L. D. de. O método dos mínimos quadrados no ajuste de um modelo polinomial. *Scientia Plena*, v. 13, n. 4, 2017. 15

SILVESTRE, M. R.; BEZERRA, M. I. S. Modelos decomposição temporal e de regressão harmônica: uma comparação para a série mensal da temperatura mínima e máxima média de presidente prudente (sp). *Revista Brasileira de Meteorologia*, SciELO Brasil, v. 30, p. 457–466, 2015. 4



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
Universidade Federal de Ouro Preto – UFOP  
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas  
Colegiado do Curso de Engenharia de Elétrica



---

## ANEXO X – TERMO DE RESPONSABILIDADE

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado “**Estimação de Estados em um Alto Forno usando o filtro de Kalman**” é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem a devida citação ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 10 de outubro de 2022.

DocuSigned by:

*Felipe Marques Majuste*

90056804DDA845D...

---

Felipe Marques Majuste