

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Bruno Monteiro de Sousa

**Desenvolvimento de um Sistema para Validação  
Ampla de uma Caldeira com Múltiplos Pontos  
de Operação**

Belo Horizonte  
Dezembro de 2015

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 906

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA VALIDAÇÃO AMPLA DE UMA  
CALDEIRA COM MÚLTIPLOS PONTOS DE OPERAÇÃO**

**Bruno Monteiro de Sousa**

DATA DA DEFESA: 30/12/2015

**Universidade Federal de Minas Gerais**

**Escola de Engenharia**

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA VALIDAÇÃO  
AMPLA DE UMA CALDEIRA COM MÚLTIPLOS PONTOS DE  
OPERAÇÃO**

**Bruno Monteiro de Sousa**

**Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.**

**Orientadora: Profa. Carmela Maria Polito Braga**

**Belo Horizonte - MG**

**Dezembro de 2015**

**"Desenvolvimento de Um Sistema Para Validação Ampla de  
Uma Caldeira Com Múltiplos Pontos de Operação"**

**Bruno Monteiro de Sousa**


Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 30 de dezembro de 2015.

Por:

  
\_\_\_\_\_  
**Profa. Dr. Carmela Maria Polito Braga**  
DELT (UFMG) - Orientadora

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. Benjamin Rodrigues de Menezes**  
DELT (UFMG)

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. André Paim Lemos**  
DELT (UFMG)

*Aos amigos do Laboratório de Validação de Sistemas da UFMG*

# Agradecimentos

Agradeço à professora Carmela, em primeiro lugar, pela orientação dada durante todo o processo de desenvolvimento deste trabalho. Agradeço pelas ricas e entusiasmadas discussões, pela disposição, pelo compromisso e pela confiança depositada em mim. Também pelo exemplo que é para muitos de nós, alunos e colegas, de profissional dedicada, comprometida com o ensino e com o desenvolvimento da área de engenharia no Brasil.

A todos os amigos do Laboratório de Validação de Sistemas da UFMG, pelo exemplo de equipe, pelo aprendizado diário e pelo companheirismo durante essa caminhada. Ao também professor, engenheiro e parceiro de peteca Hugo, sempre pronto a ensinar algo a mais sobre os diversos aspectos da vida, com energia e entusiasmo. Agradeço ao professor Anísio pelas inspirações e motivações, as quais vieram por meio de histórias, ideias, soluções criativas ou pela apresentação de maneiras diferentes de enxergar as coisas.

Agradeço à minha família pelo suporte dado durante todo esse tempo, principalmente nos momentos de maiores dificuldades. À querida Andressa, pelo carinho, apoio e pelos momentos compartilhados de felicidade genuína.

Aos meus velhos (e não tão velhos) amigos Paulo, Fábio e Rafael, presentes em todos os momentos para compartilhar vitórias, derrotas, alegrias, dúvidas e dificuldades. Também ao amigo de república Matheus, pela convivência, pelos momentos de descontração e de apoio.

Por fim agradeço à CEMIG, financiadora do projeto no qual este trabalho se encontra inserido. Em especial ao engenheiro Webber e aos funcionários da UTE Barreiro, sempre dispostos a sanar dúvidas e a contribuir para as discussões que ajudaram na construção deste trabalho.

# Resumo

Apresenta-se o desenvolvimento de um sistema de validação ampla de uma caldeira, unidade de uma usina termelétrica, que opera em múltiplos pontos. Sistemas desse tipo buscam atestar se um processo opera de acordo com suas especificações funcionais declaradas, principalmente no que diz respeito à qualidade e ao desempenho. Para a composição do sistema desenvolvido são utilizadas ferramentas de controle estatístico de processos multivariados (carta de Hotelling  $T^2$ , SPE, índice combinado  $\varphi$ ) e outros recursos estatísticos (PCA, *contribution plots*), bem como índices de eficiência da caldeira e de desempenho de suas malhas de controle. Essa caldeira, usada como fonte complementar de energia, queima diferentes combustíveis, tais como gás de alto forno e gás natural, e opera com mudanças frequentes na mistura de combustíveis e nos patamares de operação, além de apresentar flutuações residuais na média dos processos. Portanto, são propostas adaptações no emprego dessas ferramentas que permitam seu uso em condições de não-estacionariedade e multiplicidade de *setpoints* de operação. Tais adaptações incluem a utilização de média móvel na etapa de projeto das cartas de controle estatístico e um mecanismo de adaptação de médias durante o procedimento de validação. Todas as etapas de desenvolvimento do sistema de validação são realizadas em ambiente Matlab sobre dados históricos do processo. São propostas versões recursivas do cálculo dos índices de desempenho, de modo que executem em tempo certo no PI System, sistema PIMS que se encontra instalado na usina em estudo. Por fim, são apresentados resultados que mostram a capacidade do sistema de fornecer indicativos do desempenho operacional da caldeira, de alertar para alterações nos processos e de prover suporte para identificação das faltas. Apresenta-se, também, a implementação do sistema de validação na plataforma do PI System, bem como os resultados de teste da mesma, comparando-os com resultados obtidos em Matlab.

**Palavras-chave:** controle estatístico de processos. análise de componentes principais. carta de Hotelling  $T^2$ . caldeira industrial. índices de desempenho de malhas de controle.

# Abstract

The development of a wide validation system for a boiler, unit of a thermoelectric power plant, that operates on multiple setpoints is presented. The role of such systems is to certify that a process operates within its declared functional specifications, mainly in terms of performance and quality. To compose the system, multivariate statistical process control tools (Hotelling's  $T^2$  chart, SPE, combined index  $\varphi$ ) and other statistical methods (PCA, contribution plots) are used, as well as the boiler's efficiency calculation and its control loop performance indexes. This boiler, employed as complimentary power source, burns different fuels, such as blast furnace gas and natural gas, operates with constant changes in the mixture of fuels and in the operating setpoints, and also presents residual fluctuations in the processes means. Therefore, adaptations in the usage of these tools are proposed to allow their application over non-stationarity conditions and multiplicity of setpoints. Such adaptations include the use of moving average on the design step of the statistical control charts and a scheme of adaptive means during the validation procedure. All the developing stages of the validation system are programmed in Matlab over historical process data. Recursive versions of the performance indexes calculation are proposed to simulate the posteriori just-in-time execution of the system in the PI System, the PIMS installed and available in the power plant studied. Finally, the results presented show the capacity of the system to provide evidences that indicate the performance of the boiler, to point out changes in the process and to provide support for fault identification. The implementation of the validation system in the PI System platform is also presented, as well as its test results, compared with the results obtained in Matlab.

**Key-words:** statistical process control. principal component analysis. Hotelling's  $T^2$  chart. industrial boiler. control loop performance indexes.



# Lista de ilustrações

Figura 1 – Caldeira da Usina Termelétrica do Barreiro. . . . .	16
Figura 2 – Etapas do processo de validação <i>online</i> . . . . .	19
Figura 3 – Exemplo ilustrativo das diferenças na detecção com índice de Hotelling $T^2$ e com SPE. . . . .	25
Figura 4 – Módulo (dB) da resposta em frequência do IAE calculado com integrador puro ( $G_{int}(j\omega)$ ) e com filtro de primeira ordem de constante de tempo unitária ( $G_{filt}(j\omega)$ ). . . . .	30
Figura 5 – Simulação de malha de controle para comparação dos cálculos de IAE. Variável controlada (a) e resultados dos cálculos de IAE (b). . . . .	31
Figura 6 – Procedimento de cálculo da variabilidade do sinal de controle, $VarU$ . A mesma estrutura é aplicável para calcular $VarY$ . . . . .	35
Figura 7 – Variabilidade (desvio padrão, “sd”) de um sinal simulado utilizando o método de cálculo abordado. . . . .	36
Figura 8 – Diagrama simplificado das unidades da UTE Barreiro com destaque para alguns importantes fluxos de energia. . . . .	39
Figura 9 – Diagrama de engenharia simplificado da caldeira da UTE Barreiro. . . . .	40
Figura 10 – Malhas de controle na unidade da caldeira. . . . .	43
Figura 11 – Arquitetura de controle e automação da UTE Barreiro. . . . .	46
Figura 12 – Metodologia de desenvolvimento e execução do sistema de validação ampla da caldeira em ambiente Matlab. . . . .	48
Figura 13 – Dados de potência ativa de maio (a) e julho (b) de 2015. Destaque para os trechos de projeto das cartas de CEP. . . . .	50
Figura 14 – Dados de potência ativa do trecho de projeto 4 com média fixa (a) e média móvel (b). Resíduos gerados pela subtração de cada média (à direita). . . . .	52
Figura 15 – Carta de Hotelling $T^2$ para as quatro regiões de projeto. . . . .	56
Figura 16 – Índice SPE nas quatro regiões de projeto. . . . .	56
Figura 17 – Índice combinado $\varphi$ (Phi) nas quatro regiões de projeto. . . . .	57
Figura 18 – Detecção de alterações na média da eficiência com a carta de soma cumulativa. . . . .	60
Figura 19 – Esquema de cálculo e adaptação da média para normalização das amostras. . . . .	61
Figura 20 – Exemplo de funcionamento do mecanismo de adaptação de média. Dados simulados e médias (a), alarmes CuSum (b) e ponto de chaveamento de média (c). . . . .	63

Figura 21 – Exemplo de trecho em que há mudança intencional de <i>setpoint</i> de potência. . . . .	64
Figura 22 – Guia geral para o procedimento final de validação ampla da caldeira. . . . .	65
Figura 23 – Cálculo de eficiência em maio e julho de 2015. Dados com mensagem de erro tiveram seu valor substituído por -1. . . . .	67
Figura 24 – Dados de eficiência (a) e carta CuSum (b) em um trecho em que a usina opera sem desvios da condição de referência. . . . .	68
Figura 25 – Potência ativa (a) e índice $\varphi$ (a) em um trecho em que a usina opera sem desvios da condição de referência. . . . .	69
Figura 26 – Índices $T^2$ (a) e SPE (b) em um trecho em que a usina opera sem desvios da condição de referência. . . . .	69
Figura 27 – Mudança intencional do ponto de operação da usina. Potência ativa (a) e índices $T^2$ (b), SPE (c) e $\varphi$ (d). Os índices de CEPM são silenciados por um período de 150 amostras e a média de normalização acompanha a saída do filtro rápido. . . . .	70
Figura 28 – Queda acentuada na eficiência da caldeira (a) por volta das amostras de número 11800 a 11900, detectada pela carta CuSum (b). . . . .	71
Figura 29 – Índices $T^2$ (a), SPE (b) e $\varphi$ (c) em torno das amostras de número 11800 a 11900. . . . .	72
Figura 30 – Contribuições das variáveis no cálculo do $T^2$ . <i>Zoom</i> no trecho entre as amostras 11790 e 11900. Destaque para o primeiro ponto que apresenta contribuição acima da média (PIC322). . . . .	72
Figura 31 – Contribuições das variáveis no cálculo do SPE. <i>Zoom</i> no trecho entre as amostras 11790 e 11900. Destaque para o primeiro ponto que apresenta contribuição acima da média (PI343). . . . .	73
Figura 32 – Oscilação na pressão de vapor superaquecido (PIC322) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c). . . . .	74
Figura 33 – Oscilação na vazão de água de entrada (FIQ313) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c). . . . .	74
Figura 34 – Variável controlada e <i>setpoint</i> da malha PIC322 no período analisado. . . . .	75
Figura 35 – Oscilação na vazão de GAF (FIQ101) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c). . . . .	75
Figura 36 – Oscilação no nível de água do tubulão (LIC302) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c). . . . .	76
Figura 37 – Oscilação na vazão de ar de combustão (FIQ311) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c). . . . .	76
Figura 38 – Alterações na PI343 (a) e na TI329 (b) no período analisado. . . . .	77
Figura 39 – Alterações na FIQ101 (a), FIQ313 (b), FIQ311 (c) e LIC302 (d) no período analisado. . . . .	77

Figura 40 – Potência ativa (a) e índices de CEPM (b, c, d) em um trecho caracterizado pela presença de um número aumentado de alarmes. . . . .	79
Figura 41 – Vazão de GAF (a) e porcentagem de abertura da válvula de controle (b). . . . .	79
Figura 42 – Contribuições das variáveis no índice $T^2$ . Destaque para as contribuições de TI343 e FIQ101. <i>Zoom</i> no momento de queda da vazão de GAF. . . . .	80
Figura 43 – Queda gradual na temperatura da tubulação de GAF. . . . .	80
Figura 44 – Contribuições das variáveis no SPE. <i>Zoom</i> no momento de queda da vazão de GAF. . . . .	81
Figura 45 – Alterações no comportamento da TIC327 (a). Destaque para o aumento na variabilidade dos resíduos (c) com relação ao trecho de projeto (b). . . . .	82
Figura 46 – Dados de vazão de vapor superaquecido com destaque para as regiões de projeto em setembro de 2013. . . . .	83
Figura 47 – Vazão de vapor superaquecido em setembro de 2013 (a) e índices estatísticos no mesmo período (b, c, d). . . . .	84
Figura 48 – Monitoramento de trecho de dados de janeiro de 2015 com modelos estatísticos de setembro de 2013. Vazão de vapor superaquecido (a) e índices de CEPM (b, c, d) . . . . .	85
Figura 49 – Vazão de vapor superaquecido com destaque para o novo trecho de referência (dados de janeiro de 2015). . . . .	85
Figura 50 – Índice $T^2$ (a), SPE (b) e combinado (c) calculados com os parâmetros da nova região de projeto. . . . .	87
Figura 51 – Alterações observadas nas variáveis FIQ101 (a), TI329 (b) e TI343 (c). . . . .	87
Figura 52 – Implementação dos módulos de cálculo do sistema de validação no PI ACE. . . . .	91
Figura 53 – Tela principal do sistema de validação ampla da caldeira. . . . .	92
Figura 54 – Tela com índices de desempenho de malhas da caldeira. . . . .	93
Figura 55 – Tela com índices de CEPM e contribuições no índice $T^2$ e no SPE. . . . .	94
Figura 56 – Comparação dos resultados de eficiência e carta CuSum para implementação em Matlab (a) e em PIMS (b). . . . .	96
Figura 57 – Comparação dos índices de CEPM para implementação em Matlab e em PIMS. . . . .	97
Figura 58 – Destaque para a contribuição da PIC322 no índice $T^2$ . O valor gerado pelo PI ACE (144,67) é compatível com aquele obtido no ambiente Matlab (144,8). . . . .	97
Figura 59 – Destaque para a contribuição da PI343 no índice SPE. O valor gerado pelo PI ACE (508,49) é compatível com aquele obtido no ambiente Matlab (508,6). . . . .	98

Figura 60 – Índices de desempenho da malha de vazão de GAF (FIQ101) em ambiente PIMS e Matlab. . . . .	99
--------------------------------------------------------------------------------------------------------	----

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Variáveis da caldeira de interesse para o monitoramento com estatística multivariada. . . . .	42
Tabela 2 – Malhas de controle consideradas no sistema de validação. . . . .	44
Tabela 3 – Desvios padrão das variáveis no quarto trecho de projeto, calculados sobre os resíduos da normalização com média fixa e média móvel. . . .	53
Tabela 4 – Número de componentes principais retidas e percentual acumulado de variabilidade explicada em cada região de projeto. . . . .	54
Tabela 5 – Número total de amostras de cada trecho de projeto e limites de controle dos índices estatísticos (intervalo de confiança de 99%). . . . .	57
Tabela 6 – Variáveis para cálculo de desempenho das malhas da caldeira. . . . .	59
Tabela 7 – Número de cada variável de CEPM nos <i>contribution plots</i> . . . . .	73
Tabela 8 – Correlações com FIQ101 e FIQ313 em setembro de 2013 e janeiro de 2015 (trecho de projeto 2). . . . .	86

# Lista de abreviaturas e siglas

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ASME	<i>American Society of Mechanical Engineers</i>
CEP	Controle Estatístico de Processos
CEPM	Controle Estatístico de Processos Multivariados
CLP	Controlador Lógico Programável
CPs	Componentes principais
CuSum	<i>Cumulative Sum</i>
IAE	<i>Integral of the absolute error</i>
IID	Independente e identicamente distribuído
LSC	Limite superior de controle
MV	Variável manipulada ( <i>manipulated variable</i> )
OPC	<i>The Interoperability Standard for Industrial Automation</i>
PCA	Análise de Componentes Principais ( <i>Principal Component Analysis</i> )
PIMS	<i>Process Information Management System</i>
PV	Variável de processo ( <i>process variable</i> )
RBC	<i>Reconstruction-based contribution</i>
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SECE	Sistema Especialista para Cálculo de Eficiência
SDCD	Sistema Digital de Controle Distribuído
SP	<i>Setpoint</i>
SPE	<i>Squared Prediction Error</i>
UTE Barreiro	Usina Termelétrica do Barreiro
VarU	Variabilidade da variável manipulada
VarY	Variabilidade da variável controlada
VBA	<i>Visual Basic for Applications</i>

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>13</b>
<b>1.1</b>	<b>Objetivos</b>	<b>15</b>
<b>1.2</b>	<b>Estrutura do Trabalho</b>	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>18</b>
<b>2.1</b>	<b>Validação de Processos Industriais</b>	<b>18</b>
<b>2.2</b>	<b>PCA e Índices Estatísticos Multivariados</b>	<b>20</b>
2.2.1	Análise de Componentes Principais (PCA)	20
2.2.2	Carta de Hotelling $T^2$	22
2.2.3	Erro Quadrático de Predição (SPE)	24
2.2.4	Estatística Combinada ( $\varphi$ )	25
<b>2.3</b>	<b><i>Contribution Plots</i></b>	<b>26</b>
<b>2.4</b>	<b>Índices de Desempenho de Malhas de Controle</b>	<b>28</b>
2.4.1	Integral do Erro Absoluto (IAE)	29
2.4.2	Variabilidade da Variável Manipulada (VarU) e Controlada (VarY)	32
<b>2.5</b>	<b>Eficiência da Caldeira</b>	<b>36</b>
<b>3</b>	<b>USINA TERMELÉTRICA DO BARREIRO</b>	<b>38</b>
<b>3.1</b>	<b>Caldeira</b>	<b>40</b>
3.1.1	Malhas de Controle da Caldeira	42
<b>3.2</b>	<b>Arquitetura de Automação e Controle</b>	<b>46</b>
<b>3.3</b>	<b>Comentários Finais</b>	<b>47</b>
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE VALIDAÇÃO AMPLA DA CALDEIRA</b>	<b>48</b>
<b>4.1</b>	<b>Projeto das Cartas de CEPM</b>	<b>49</b>
4.1.1	Preparação dos dados, seleção das regiões de projeto e normalização	49
4.1.2	Cálculo das componentes principais	53
4.1.3	Cálculo dos limites dos índices estatísticos multivariados	55
<b>4.2</b>	<b>Monitoramento e Validação Ampla da Caldeira</b>	<b>58</b>
4.2.1	Cálculo do desempenho das malhas de controle e monitoramento da eficiência com carta de soma cumulativa	58
4.2.2	Normalização das variáveis de CEPM com média adaptativa	60
<b>4.3</b>	<b>Procedimento final de validação</b>	<b>64</b>
<b>4.4</b>	<b>Considerações Finais</b>	<b>65</b>

<b>5</b>	<b>RESULTADOS E ANÁLISES</b>	<b>67</b>
<b>5.1</b>	<b>Considerações Iniciais</b>	<b>67</b>
<b>5.2</b>	<b>Resultados da Validação</b>	<b>68</b>
5.2.1	Trecho sem presença de faltas ou desvios da condição de referência	68
5.2.2	Trecho com mudança intencional de <i>setpoint</i> de potência	70
5.2.3	Trecho com presença de alterações nos processos	71
5.2.4	Trecho com número aumentado de alarmes	78
<b>5.3</b>	<b>Revalidação de Projetos</b>	<b>82</b>
<b>5.4</b>	<b>Considerações Finais</b>	<b>88</b>
<b>6</b>	<b>IMPLEMENTAÇÃO EM AMBIENTE PIMS</b>	<b>89</b>
<b>6.1</b>	<b>PI System da OSIsoft</b>	<b>89</b>
6.1.1	PI ACE	89
6.1.2	PI Processbook	90
<b>6.2</b>	<b>Módulos de Cálculo no PI ACE e Bibliotecas Auxiliares</b>	<b>90</b>
<b>6.3</b>	<b>Interface Gráfica Desenvolvida no PI ProcessBook</b>	<b>91</b>
<b>6.4</b>	<b>Teste do Sistema de Validação em Ambiente PIMS</b>	<b>95</b>
<b>6.5</b>	<b>Considerações Finais</b>	<b>98</b>
<b>7</b>	<b>CONCLUSÕES</b>	<b>100</b>
<b>7.1</b>	<b>Perspectivas e Sugestões de Continuidade</b>	<b>101</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>102</b>



# 1 Introdução

É imperativo para qualquer indústria que queira atingir uma produção de classe mundial o investimento em ferramentas voltadas para a qualidade de seus produtos, processos ou serviços. Alcançar um padrão global significa estar entre os melhores, ocupando uma posição de referência no cenário internacional. É também importante não apenas atingir esse padrão, mas ser capaz de mantê-lo frente a intensa concorrência dos mercados globais (SHUNTA, 1995). Nesse sentido, há um crescente interesse por sistemas de monitoramento que forneçam apoio às equipes de engenharia, auxiliando na definição de diretrizes rumo ao aumento de desempenho, disponibilidade e produtividade.

No contexto da geração de energia elétrica no Brasil, em que a hidroeletricidade é predominante, as usinas termelétricas possuem um papel de importância cada vez maior na estabilização da rede elétrica, principalmente nos períodos de estiagem e de instabilidade climática. Para se ter uma ideia, de acordo com dados de 2002 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), cerca de 90% de toda a energia elétrica no Brasil era gerada a partir da hidroeletricidade, com capacidade instalada de aproximadamente 61 GW (ANEEL, 2002). Entretanto, conforme divulgado pela mesma agência em 2008, o percentual de participação das hidroelétricas havia recuado para 74% (cerca de 78 GW de potência instalada em um total de 105 GW). Esse recuo foi resultado do interesse em reduzir a dependência que a matriz energética brasileira tem dos recursos hídricos:

O planejamento da expansão do setor elétrico, produzido pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), prevê a diversificação da matriz da energia elétrica, historicamente concentrada na geração por meio de fonte hidráulica. Um dos principais objetivos desta decisão é reduzir a relação de dependência existente entre volume produzido e condições hidrológicas (ou nível pluviométrico na cabeceira dos rios que abrigam estas usinas). Há poucos anos, as hidrelétricas representavam cerca de 90% da capacidade instalada no país. Em 2008, essa participação recuou para cerca de 74%. O fenômeno foi resultado da construção de usinas baseadas em outras fontes (como termelétricas movidas a gás natural e a biomassa) em ritmo maior que aquele verificado nas hidrelétricas. (ANEEL, 2008).

Tomando como exemplo apenas as usinas que utilizam o gás natural como combustível, sua produção era de aproximadamente 2,8 GW em 2002 e passou a ser de 11 GW em 2008, representando cerca de 10% da potência total instalada no país. Ainda no ano de 2008, a participação total das termelétricas (incluindo gás natural, óleo, biomassa, carvão e outras fontes) já ocupava significativos 24% (ANEEL, 2008). Em 2015, a potência fiscalizada proveniente das termelétricas em operação totaliza cerca de 40 GW, significando uma parcela de 28,6% da geração nacional (ANEEL, 2015).

Esses dados ajudam a mostrar como as termelétricas vêm ganhando importância no cenário energético nacional dos últimos anos. Porém, paradoxalmente, o aumento da participação das usinas que utilizam combustíveis fósseis tende a piorar as mudanças climáticas associadas com a emissão de gases do efeito estufa, afetando ainda mais a geração hidroelétrica (SOUSA et al., 2015). Com isso, sistemas de monitoramento que auxiliem a operar e manter essas usinas em um alto nível de desempenho, com máximo índice de disponibilidade e mínima emissão de poluentes tornam-se cada vez mais necessários.

É nesse contexto que se encaixam os sistemas de validação. O procedimento de validação busca atestar se um processo ou sistema opera de acordo com suas especificações funcionais declaradas, principalmente no que diz respeito a qualidade e desempenho. Logo, sistemas de validação fazem uso de ferramentas de monitoramento e análise para produzir evidências documentais que assegurem o estado de funcionamento de equipamentos, processos ou métodos. Quando há a ocorrência de algum desvio das condições de referência, é desejável que eles também forneçam algum suporte para que as causas sejam identificadas.

Na tarefa de determinar as unidades mais impactantes no desempenho das termelétricas, a caldeira aparece como uma das protagonistas. O papel da caldeira é gerar vapor superaquecido para a turbina a partir da queima dos combustíveis, e o quão bem ela realiza esse trabalho influencia diretamente na eficiência global da usina. Uma característica dos sistemas que compõem a caldeira é que, por se tratarem de processos industriais complexos, agregam um conjunto numeroso e heterogêneo de variáveis, com alto grau de correlação entre elas. Logo, a ocorrência de faltas ou degradações pode ser refletida em mais de uma variável simultaneamente. Além disso, as caldeiras de usinas que são usadas como fonte complementar de energia ou que queimam diferentes combustíveis, tais como gás de alto forno e gás natural, têm a característica de mudanças frequentes e múltiplos patamares de operação. Também, pelo fato de as variáveis de processo serem dinâmicas e muitas delas fazerem parte de um sistema de controle, estão presentes variações residuais que fazem a média do processo flutuar em torno de um patamar de operação. Portanto, é importante que as ferramentas do sistema de validação sejam capazes de lidar com todas essas características, i.e. correlações entre as variáveis, multiplicidade de pontos operativos e comportamentos de não-estacionariedade.

Dentre os vários recursos que podem compôr um sistema de validação, estão aqueles baseados na estatística dos dados, tais como as ferramentas de controle estatístico de processos (CEP). Elas viabilizam um tratamento mais cuidadoso da variabilidade, indicando quando um determinado processo saiu de seu estado de controle estatístico. Estar em estado de controle estatístico significa operar na melhor condição possível, considerando as condições atuais dos equipamentos e malhas, e com uma variabilidade que é resultado apenas de causas naturais, inevitáveis e aleatórias.

Algumas das técnicas de análise, identificação e CEP multivariado (CEPM) bastante difundidas na literatura técnico-científica são a análise das componentes principais (PCA, de *Principal Component Analysis*), os *contribution plots*, a carta de Hotelling  $T^2$  e o índice SPE (*Squared Prediction Error*) (KOURTI; MACGREGOR, 1995; MONTGOMERY, 2004). A combinação desses métodos em um sistema de validação, juntamente com índices de desempenho de malhas de controle e de eficiência, oferece grande potencial para detecção e identificação de condições operativas anormais, que podem ser resultado de falhas ou degradações nos componentes do sistema (ZHU; BRAATZ, 2014; QIN, 2003; ALCALA; QIN, 2011). Entretanto, para que eles sejam capazes de lidar com processos que possuam mudanças frequentes e operam em múltiplos pontos, é necessária a incorporação de adaptações que permitam que eles trabalhem em condição de quase-estacionariedade.

Sendo assim, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema de validação ampla de uma caldeira industrial que opera em múltiplos *setpoints*. São utilizadas ferramentas de CEPM (carta de Hotelling  $T^2$ , SPE, índice combinado  $\varphi$ ) e outros recursos estatísticos (PCA, *contribution plots*) para a composição do sistema, bem como índices de eficiência da caldeira e de desempenho de suas malhas de controle. Algumas dessas ferramentas contam com adaptações para poderem lidar com os diferentes patamares de operação e com condições de não-estacionariedade dos processos da caldeira. O sistema de validação é desenvolvido em ambiente Matlab e, posteriormente, implementado em plataforma PIMS (*Process Information Management System*) para monitoramento da unidade no tempo certo (“*just in time*”). O monitoramento em tempo certo gera os resultados de validação *online*, no momento em que os dados são armazenados e disponibilizados pelo sistema PIMS.

As proposições deste trabalho são aplicadas sobre dados da caldeira da Usina Termelétrica do Barreiro (UTE Barreiro), localizada em Belo Horizonte, MG. A UTE Barreiro atua como fonte complementar de energia para os processos siderúrgicos da Vallourec e opera em múltiplos pontos, além de apresentar mudanças frequentes e flutuações na média dos processos. A Figura 1 apresenta uma foto da seção da caldeira da UTE Barreiro.

## 1.1 Objetivos

O objetivo central do trabalho é o desenvolvimento de um sistema de validação ampla para uma caldeira industrial que opera em múltiplos pontos. Tal sistema considera para a composição de seus resultados:

- métodos e índices estatísticos multivariados (PCA, carta de Hotelling  $T^2$ , SPE, índice combinado  $\varphi$  e *contribution plots*) sobre variáveis do processo;
- cálculo da eficiência da caldeira;

Figura 1: Caldeira da Usina Termelétrica do Barreiro.



Fonte: arquivos do Projeto P&D GT336.

- índices de desempenho das malhas de controle da caldeira (IAE, variabilidade das variáveis manipulada e controlada).

O sistema de validação deve ser capaz de informar se o processo opera nas condições esperadas e alertar para possíveis ocorrências de faltas, indicando falhas ou degradações incipientes, bem como fornecer suporte para a identificação das causas dessas ocorrências. Por fim, ele deve ser desenvolvido em ambiente Matlab sobre dados históricos do processo, de modo a simular a execução em tempo certo no sistema PIMS da Usina Termelétrica do Barreiro, localizada em Belo Horizonte, MG. O sistema de validação desenvolvido é parte dos resultados do Projeto de Pesquisa e Desenvolvimento GT336, uma parceria da Universidade Federal de Minas Gerais com a Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG).

## 1.2 Estrutura do Trabalho

O trabalho é dividido em 7 capítulos. O presente capítulo apresenta as motivações, os objetivos e a estrutura geral do trabalho.

O capítulo 2, “Revisão Bibliográfica”, descreve os conceitos e ferramentas difundidos na literatura técnico-científica que servem de base para a composição do sistema de validação ampla da caldeira. São detalhados os métodos estatísticos utilizados, o cálculo dos índices de desempenho de malhas de controle e o cálculo de eficiência da unidade.

O capítulo 3, “Usina Termelétrica do Barreiro”, apresenta as principais características funcionais da UTE Barreiro com foco na unidade da caldeira. São abordadas a arquitetura de controle e automação da usina, as malhas de controle da caldeira e as variáveis de maior relevância para o monitoramento.

O capítulo 4, “Metodologia de Desenvolvimento do Sistema de Validação Ampla da Caldeira”, descreve as etapas de desenvolvimento do sistema de validação da caldeira em ambiente Matlab. São apresentados o projeto das cartas de controle, que considera média móvel de normalização, e a metodologia de cálculo dos índices de desempenho de malhas e de monitoramento da eficiência. Também detalha o procedimento geral de validação e o esquema de adaptação de médias necessário para tratar os múltiplos pontos de operação e as não-estacionariedades do processo.

O capítulo 5, “Resultados e Análises”, apresenta os resultados e análises das implementações do sistema em ambiente Matlab. São tratados diferentes cenários operacionais para ilustrar o funcionamento apropriado do sistema de validação em cada um deles.

O capítulo 6, “Implementação em Ambiente PIMS”, descreve a implementação do sistema de validação ampla no ambiente do PI System, sistema PIMS da OSIsoft, para execução em tempo certo na usina.

Por fim, o capítulo 7, “Conclusões”, sintetiza as conclusões gerais do trabalho e apresenta sugestões de continuidade.

## 2 Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta algumas definições, métricas e métodos importantes para a composição do sistema de validação ampla da caldeira. Primeiramente, abordam-se os aspectos gerais do procedimento de validação. Logo em seguida são destacados os métodos e índices que, em conjunto, representam as condições operativas da caldeira e oferecem suporte na identificação de possíveis faltas. Eles são divididos nas seguintes seções: i) PCA e índices estatísticos multivariados; ii) *contribution plots*; iii) índices de desempenho de malhas de controle e, por fim, iv) eficiência da caldeira.

### 2.1 Validação de Processos Industriais

O processo de validação consiste em uma análise sistemática, geralmente baseada em índices, que permite determinar se um sistema opera em conformidade com as suas especificações. Esse procedimento inclui, tipicamente, o monitoramento de métricas representativas da qualidade do processo e a avaliação diagnóstica de eventuais desvios das condições operativas nominais, fornecendo suporte para a realização de ações que busquem manter ou aumentar o nível de desempenho desejado (PASSOS, 2009). Braga (2013) explica que não é papel da validação, por si só, aumentar o desempenho de determinado equipamento ou processo, mas servir como indicativo de que ele possui ou não o comportamento esperado. Além disso, a metodologia de validação deve produzir evidências documentais de que o sistema atende às especificações nominais declaradas, sendo utilizadas para assegurar qualidade, integridade e consistência de estratégias de controle, de equipamentos e de processos (BRAGA et al., 2006).

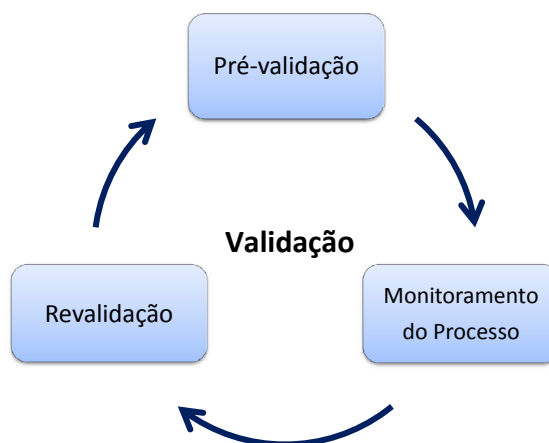
De acordo com Passos (2009), o conceito de validação pode ser aplicado a sistemas de diferentes camadas de uma planta industrial, i.e. sensores e atuadores, equipamentos de processo (bombas, trocadores de calor, motores), controladores, subunidades e até ao processo como um todo. Braga e outros (2006), por exemplo, apresentam uma metodologia de validação ampla hierarquizada, que considera desde a camada do chão-de-fábrica, com o conceito de auto-validação de instrumentos de campo, até os níveis superiores de automação, encapsulando gradativamente a complexidade de cada nível.

A adoção de procedimentos de validação em uma planta industrial é uma prática gerencial associada a diversos ganhos. Entre eles podem ser citados: i) avaliação dos pontos críticos de controle, ii) identificação das variáveis de maior influência no desempenho, iii) redução de custos com reprocessamento e reprovação, iv) economia de insumos, v) identificação de oportunidades de melhoria e outros (BRAGA, 2013). Gibson e Powell-Evans citados por Braga (2013) discutem outros benefícios da validação e reafirmam a

importância desse procedimento mesmo quando não há a imposição legal de fazê-lo, ao contrário das indústrias farmacêuticas e alimentícias, por exemplo, que devem atender a uma regulamentação mandatória.

É possível que a validação seja feita tanto de maneira *offline*, a partir de um conjunto de dados históricos do processo, quanto *online*, em que o desempenho do sistema é avaliado continuamente. Quando realizada *online*, deve-se considerar uma etapa prévia de análise, chamada de pré-validação (BRAGA, 2013). Na pré-validação, as características de desempenho mais importantes são identificadas e os métodos de análise a serem aplicados são definidos. Além disso, identifica-se também o comportamento de referência do processo e se estabelecem as métricas de validação correspondentes a esse estado. Elas servirão como base de comparação na etapa de validação *online*, propriamente dita. A Figura 2 resume as etapas de validação citadas:

Figura 2: Etapas do processo de validação *online*.



Fonte: adaptada de Braga (2013).

Indicada na Figura 2, a etapa de revalidação é um procedimento fundamental, que corresponde a verificar se o comportamento do processo continua compatível com aquele identificado na etapa de pré-validação. É comum que os equipamentos sofram degradações e desgastes ao longo do tempo e, por isso, apresentem perda natural de desempenho. Nesse sentido, é necessário restabelecer as referências com base na nova condição operacional. Sousa, Braga e Braga (2015) reforçam a importância desse procedimento no monitoramento eletrônico da caldeira. Os autores discutem os efeitos que a degradação tem em índices estatísticos de monitoramento (índice  $T^2$  de Hotelling, SPE e índice combinado, que serão descritos nas próximas seções), mostrando que a revalidação é necessária para devolver ao sistema de monitoramento a capacidade de detectar mudanças.

Sendo assim, um sistema de validação ampla da caldeira constitui-se em um conjunto de ferramentas e métodos que tem a finalidade de fornecer um retrato da saúde geral

do processo. Amplo no sentido de que considera toda a caldeira, desde variáveis críticas para o desempenho da caldeira e sinais de malhas de controle, até índices de eficiência da unidade para gerar esse retrato. As próximas seções abordam os índices e ferramentas que fazem parte do sistema de validação, muitas vezes aplicados de maneira combinada para monitorar o desempenho da caldeira, detectar situações anormais e dar suporte para a identificação de faltas.

## 2.2 PCA e Índices Estatísticos Multivariados

### 2.2.1 Análise de Componentes Principais (PCA)

A análise de componentes principais (PCA) é um método estatístico multivariado que descorrelaciona dados e indica as direções de maior variabilidade do sistema. Tais direções são definidas por combinações lineares, chamadas de componentes principais (CPs) e que, em suma, representam uma nova base para o conjunto de variáveis (RALSTON; DEPUY; GRAHAM, 2004). O método de PCA é bastante utilizado para reduzir a dimensão do espaço original de variáveis, sendo capaz de manter parte significativa das informações acerca da dispersão dos dados.

Seja  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  uma amostra de  $p$  variáveis correlacionadas do processo. O vetor de *scores*  $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ , gerado a partir da aplicação do método de PCA sobre  $\mathbf{x}$ , representa um novo conjunto de variáveis descorrelacionadas, também de tamanho  $p$ :

$$\mathbf{z} = \mathbf{U}^T \mathbf{x}, \quad (2.1)$$

sendo  $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{p \times p}$  a matriz com os autovetores de  $\mathbf{S}$ , que é a matriz de covariância do sistema. Cada autovetor que compõe as colunas de  $\mathbf{U}$  indica uma direção de variabilidade, sendo que seus elementos são os coeficientes da combinação linear que define uma componente principal. Associada à matriz  $\mathbf{U}$  está  $\mathbf{\Lambda} \in \mathbb{R}^{p \times p}$ , matriz diagonal cujos elementos são os autovalores de  $\mathbf{S}$ :

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_p \end{bmatrix}. \quad (2.2)$$

Desse modo, sabendo-se que  $\mathbf{S}$  é simétrica e inversível, uma das formas de se obterem as matrizes  $\mathbf{U}$  e  $\mathbf{\Lambda}$  é pelo processo de diagonalização de  $\mathbf{S}$ :

$$\mathbf{S} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^{-1}. \quad (2.3)$$

A magnitude dos autovalores tem relação direta com a quantidade de variabilidade explicada pelas componentes principais: quanto maior o autovalor, também maior



é a variância do *score* da componente principal associada. Em especial, se os autovetores têm módulo unitário, o valor de  $\lambda_i$  é igual à variância do *i*-ésimo *score*  $z_i$  (JACKSON, 1991). Logo, as componentes que mais representam a variabilidade do sistema são aquelas associadas aos maiores autovalores. Essa relação traz a possibilidade de utilizar nos cálculos de PCA apenas as componentes associadas à maior parte da variabilidade. O benefício disso é poder reduzir o espaço de variáveis, descartando aquelas que carregam pouca informação acerca da dispersão dos dados.

A caldeira da UTE Barreiro, usina de teste para as proposições deste trabalho, opera em múltiplos pontos em razão das variações na demanda de potência. Alguns trabalhos apresentam adaptações no método clássico de PCA para que seja possível aplicá-lo quando há multiplicidade de pontos operativos. Zhao, Xu e Zhang (2004), por exemplo, propõem um método de múltiplos modelos de PCA e o uso de medidas de similaridade entre eles para a seleção do modelo mais adequado. São também propostas versões recursivas de PCA, mas essa abordagem pode não distinguir claramente entre uma situação de anormalidade e uma mudança nas condições operativas que, nesse caso, representa um verdadeiro novo modelo de componentes principais (LI et al., 2000; ZHAO; XU; ZHANG, 2004). Outras versões do método de PCA, tais como o PCA de mistura (KIM; KIM; BANG, 2003), também são propostos com a finalidade de representar conjuntos de dados mais complexos. Neste trabalho, a estratégia escolhida consiste em construir um modelo diferente de componentes principais para cada trecho de operação típico da caldeira e selecioná-lo de acordo com o patamar de operação vigente no momento do monitoramento. No capítulo 4 são apresentados maiores detalhes do esquema proposto.

De acordo com Ralston, DePuy e Graham (2004), são vários os métodos que auxiliam na tarefa de selecionar o número de componentes principais retidas, isto é, mantidas no modelo. Um deles é por meio da análise do impacto que um aumento no número de componentes causa no erro associado à predição das variáveis. Izenman (2008) também cita alguns outros procedimentos, tais como o *scree plot* e a regra de Kaiser. O método de seleção utilizado neste trabalho é bastante direto e consiste em determinar, com base nos autovalores, um número de componentes que explique determinada porcentagem de variabilidade. Como cada autovalor se traduz na quantidade de variabilidade associada a uma componente principal (JACKSON, 1991), o percentual acumulado de explicação das  $k$  primeiras componentes é:

$$\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} 100\%. \quad (2.4)$$

Portanto, a ideia é predefinir um percentual de explicação de variabilidade e verificar o número mínimo de componentes que o atende. Zhu e Braatz (2014) utilizam esse mesmo método de seleção em seu trabalho, chamando-o de *percentage variance test*.

Uma outra propriedade interessante do método de PCA é o fato de a equação (2.1) poder ser invertida, de modo que as variáveis originais podem ser recalculadas a partir dos *scores* (JACKSON, 1991). Como  $\mathbf{U}$  é ortonormal,  $\mathbf{U}^T = \mathbf{U}^{-1}$ , portanto:

$$\begin{aligned} \mathbf{z} &= \mathbf{U}^T \mathbf{x}, \\ \mathbf{Uz} &= \mathbf{U}\mathbf{U}^T \mathbf{x}, \\ \mathbf{Uz} &= \mathbf{x}. \end{aligned} \tag{2.5}$$

Sendo assim, se apenas as componentes principais retidas forem usadas em (2.5), obtém-se uma predição dos dados originais,  $\hat{\mathbf{x}}$ . Quanto maior o número de componentes consideradas, menor o erro de predição, chegando a zero quando todos os  $p$  autovetores são empregados. O erro quadrático de predição, abordado com mais detalhes na seção 2.2.3, é uma importante medida da adequação do modelo de PCA ao conjunto de dados. Sintetizando,

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{U}_k \mathbf{z}_k, \tag{2.6}$$

sendo  $\mathbf{U}_k \in \mathbb{R}^{p \times k}$  a matriz com os autovetores das  $k$  componentes retidas e  $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^{k \times 1}$  os respectivos *scores*.

Muitos trabalhos abordam o método de PCA em conjunto com alguns índices estatísticos multivariados para monitoramento de desempenho de processos industriais, assim como para detecção e identificação de faltas. São exemplos os trabalhos de Ralston, DePuy e Graham (2004), Kourti e MacGregor (1995), Alcalá e Qin (2009), Sousa et al. (2015), Zhu e Braatz (2014) e outros. Quando se trata de determinar as variáveis mais afetadas na ocorrência de situações anormais, especificamente, uma ferramenta particularmente útil aplicada sobre as componentes principais são os *contribution plots*. Nas subseções 2.2.2, 2.2.3, 2.2.4 e seção 2.3, são apresentadas algumas dessas estatísticas e os *contribution plots*, todos aplicados neste trabalho em combinação com o método de PCA para monitorar processos da caldeira, detectar faltas e auxiliar a identificá-las.

## 2.2.2 Carta de Hotelling $T^2$

A carta de Hotelling  $T^2$  é uma ferramenta de CEPM para monitoramento do índice  $T^2$ , uma métrica de distância estatística entre uma amostra multivariada e o centro do modelo dos dados. Sendo  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  uma amostra de  $p$  variáveis correlacionadas que seguem uma distribuição Gaussiana multivariada e  $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  o vetor média amostral, uma das maneiras de se calcular o índice  $T^2$  é:

$$T^2 = (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}), \tag{2.7}$$

em que  $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{p \times p}$  é a matriz de covariância amostral estimada do trecho de projeto da carta. Lowry e Montgomery (1995) destacam que há duas etapas distintas na aplicação

da carta de Hotelling  $T^2$ . Em linhas gerais, a primeira delas corresponde à fase de projeto, que consiste em identificar um trecho de dados em que o processo esteja em estado de controle estatístico. A partir disso é calculado um limite de controle preliminar  $T_{proj,\alpha}^2$ , que auxilia na verificação da inexistência de causas especiais de variabilidade no trecho definido. Sob a condição de que o processo seja estacionário e siga uma distribuição Gaussiana multivariada, tal limite é obtido por:

$$T_{proj,\alpha}^2 = \frac{(n-1)^2}{n} \beta_{\alpha;p/2,(n-p-1)/2}, \quad (2.8)$$

onde  $\beta_{\alpha;p/2,(n-p-1)/2}$  é o ponto percentual  $\alpha$ -superior de uma distribuição beta com parâmetros  $p/2$  e  $(n-p-1)/2$ . Se os índices  $T^2$  do trecho de projeto estiverem abaixo de  $T_{proj,\alpha}^2$ , então o limite da segunda etapa de construção da carta pode ser definido. O objetivo da segunda etapa, também chamada de etapa de monitoramento, é testar se o processo continua em estado de controle estatístico, bem como detectar alterações que indiquem desvio das condições operativas normais. Nesse caso, o limite  $\alpha$ -superior de monitoramento é determinado por:

$$T_{\alpha}^2 = \frac{p(n+1)(n-1)}{n^2 - np} F_{\alpha;p,n-p}, \quad (2.9)$$

sendo  $n$  o número de amostras do trecho de projeto da carta e  $F_{\alpha;p,n-p}$  o ponto percentual  $\alpha$  superior da distribuição F com  $p$  e  $n-p$  graus de liberdade.

Para simplificar os cálculos dos limites, alguns autores (MONTGOMERY, 2004; QIN, 2003) apontam a utilização de  $T_{proj,\alpha}^2 = T_{\alpha}^2 = \chi_{\alpha;p}^2$  quando o número de amostras do trecho de projeto é consideravelmente grande. Lowry e Montgomery (1995) investigam e sugerem valores de  $n$  a partir dos quais os limites da carta podem ser calculados dessa maneira sem maiores prejuízos para o monitoramento. Neste trabalho, porém, opta-se por utilizar aqueles expressos em (2.8) e (2.9).

Montgomery (2004) destaca que o índice  $T^2$  perde sensibilidade para detectar desvios quando o número de variáveis é muito grande. Isso ocorre porque uma possível variação nos dados é dissolvida no espaço  $p$ -dimensional. Nesse contexto, o uso combinado da carta de Hotelling com o método de PCA pode se revelar bastante efetivo. Calcular o índice apenas sobre as componentes retidas garante não só uma efetividade maior da carta pela redução de variáveis, mas também que ruído indesejado presente nas componentes descartadas seja desconsiderado do cálculo (KOURTI; MACGREGOR, 1995).

Portanto, no monitoramento de processos, a carta de Hotelling  $T^2$  permite condensar as informações de um conjunto de variáveis correlacionadas em uma única métrica. Pontos fora dos limites de monitoramento indicam que a média do processo se afastou da condição de controle estatístico, aquela identificada e definida na etapa de projeto da carta.

### 2.2.3 Erro Quadrático de Predição (SPE)

O erro quadrático de predição, também conhecido como estatística Q (JACKSON, 1991) ou SPE (do inglês, *Squared Prediction Error*), representa o desvio entre o conjunto original dos dados e a predição das variáveis, feita a partir do modelo das componentes principais retidas. Em outras palavras, esse índice ajuda a quantificar o quão bem o modelo de PCA proposto é capaz de explicar a variabilidade presente nas variáveis originais. Tendo em vista tal interpretação, uma maneira de se calcular o SPE de uma amostra  $p$ -variada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  é dada por:

$$\text{SPE} = (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}), \quad (2.10)$$

em que  $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  é sua respectiva predição baseada apenas nas componentes retidas (vide seção 2.2.1). Em termos dos desvios individuais de cada variável, o SPE se traduz na soma dos quadrados dos erros de predição  $e_i = x_i - \hat{x}_i$ :

$$\text{SPE} = \sum_{i=1}^p e_i^2. \quad (2.11)$$

Para o cálculo do limite superior de controle do SPE, considera-se:

$$\theta_i = \sum_{j=k+1}^p \lambda_j^i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (2.12)$$

e

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1\theta_3}{3\theta_2^2}. \quad (2.13)$$

Sendo assim, o valor crítico  $\alpha$ -superior  $Q_\alpha$  é:

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[ \frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} + 1 \right]^{1/h_0}, \quad (2.14)$$

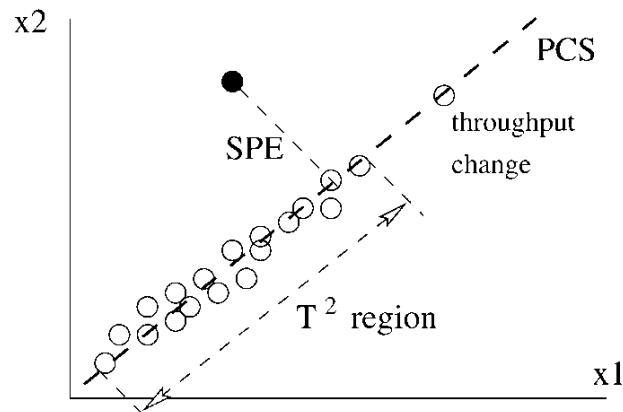
em que  $c_\alpha$  é o ponto de corte que delimita uma área de  $\alpha$  abaixo da cauda superior de uma distribuição normal (média zero e variância unitária), se  $h_0$  é positivo, e da cauda inferior, se  $h_0$  é negativo (JACKSON, 1991).

Conforme observado por Ralston, DePuy e Graham (2004), o SPE é uma medida da quantidade de variabilidade não capturada pelas componentes principais retidas no modelo estatístico. Isto é, se as variações nos dados resultam em um SPE dentro dos limites de confiança aceitáveis, é porque representam apenas ruído de processo e/ou foram incorporadas no modelo de PCA em consideração. Porém, se elas geram um valor de erro que ultrapassa esse limite, é sinal de que o modelo não capturou a maior parte da variabilidade e, portanto, pode não mais descrever os dados adequadamente. Nesse caso, uma quantidade significativa de informação acerca da dispersão dos dados está contida nas componentes descartadas.

É importante ressaltar que as situações de alterações nos dados capturadas pelo índice  $T^2$  e pelo SPE não são simétricas (QIN, 2003). O SPE mede a variabilidade que rompe com a correlação normal do processo, enquanto que o índice  $T^2$  indica a distância estatística entre um ponto e a origem do modelo no subespaço de componentes principais. Um equivalente para o índice  $T^2$  no subespaço residual (isto é, calculado apenas sobre as componentes descartadas) seria o índice de Hawkins (JACKSON, 1991; QIN, 2003).

A diferença entre o tipo de detecção realizada pelo índice  $T^2$  e pelo SPE é ilustrada na Figura 3. Nela, estão indicadas amostras de duas variáveis,  $x_1$  e  $x_2$ , assim como o eixo da componente principal retida. A amostra em destaque (ponto totalmente preenchido) desvia da linha de correlação normal dos dados e, por isso, contribui para o aumento no valor do índice SPE. Já o índice  $T^2$  calculado para essa mesma amostra se mantém dentro dos limites de controle, não sendo capaz de indicar a condição de anormalidade presente.

Figura 3: Exemplo ilustrativo das diferenças na detecção com índice de Hotelling  $T^2$  e com SPE.



Fonte: (QIN, 2003).

#### 2.2.4 Estatística Combinada ( $\varphi$ )

Na prática, um único índice, ao invés de dois, é preferível no monitoramento de processos. Yue e Qin (2001) propõem um índice combinado  $\varphi$ , o qual agrega tanto informações do índice  $T^2$  quanto do SPE para detecção de faltas. O índice  $\varphi$  é a soma dessas duas estatísticas, ponderadas por seus respectivos limites de controle:

$$\varphi = \frac{T^2}{T_\alpha^2} + \frac{\text{SPE}}{Q_\alpha}. \quad (2.15)$$

Um limite de controle para o índice combinado é derivado por Yue e Qin (2001) com base nos resultados de Box, citado por Qin (2003). Nesse caso, segue que uma distribuição aproximada para  $\varphi$  é:

$$\varphi \sim g \chi_h^2 \quad (2.16)$$

e, portanto, o limite superior de controle desse índice para um dado nível de significância  $\alpha$  pode ser definido por:

$$\varphi_\alpha = g \chi_{\alpha; h}^2, \quad (2.17)$$

em que o coeficiente  $g$  é calculado como:

$$g = \left( \frac{k}{\chi_{\alpha; k}^4} + \frac{\sum_{i=k+1}^p \lambda_i^2}{Q_\alpha^2} \right) \left( \frac{k}{\chi_{\alpha; k}^2} + \frac{\sum_{i=k+1}^p \lambda_i}{Q_\alpha} \right)^{-1} \quad (2.18)$$

sendo  $k$  o número de componentes retidas, e o grau de liberdade  $h$  para a distribuição  $\chi^2$  é:

$$h = \left( \frac{k}{\chi_{\alpha; k}^2} + \frac{\sum_{i=k+1}^p \lambda_i}{Q_\alpha} \right)^2 \left( \frac{k}{\chi_{\alpha; k}^4} + \frac{\sum_{i=k+1}^p \lambda_i^2}{Q_\alpha^2} \right)^{-1}. \quad (2.19)$$

Um valor de  $\varphi$  que exceda seu limite de controle deve ser seguido da inspeção tanto do índice  $T^2$  quanto do SPE, separadamente, a fim de se poder determinar com mais precisão a natureza da alteração nos dados. Raich e Cinar citados por Qin (2003) também sugerem uma estatística combinada, a qual pondera os valores padronizados dos índices  $T^2$  e SPE e é calculada como:

$$c \frac{\text{SPE}}{Q_\alpha} + (1 - c) \frac{T^2}{\chi_{\alpha; k}^2}, \quad (2.20)$$

sendo  $c$  um valor entre 0 e 1. Os autores determinam que um valor abaixo de 1 para essa estatística é considerado normal. No entanto, o monitoramento de tal índice pode levar a resultados errôneos, pois é possível que se tenha  $\text{SPE} > Q_\alpha$  ou  $T^2 > T_\alpha^2$  mesmo que a estatística combinada esteja abaixo de 1.

Os índices estatísticos são bastante efetivos na detecção de ocorrências que fogem ao comportamento normal do processo, mas não fornecem indicativos de quais variáveis foram responsáveis por tal desvio. Um exemplo de ferramenta apropriada para esse tipo de identificação são os *contribution plots*, abordados na seção a seguir.

## 2.3 Contribution Plots

Os *contribution plots* são ferramentas que determinam a contribuição de cada variável no cálculo do índice estatístico usado para detecção de faltas. A premissa por trás da aplicabilidade dessas ferramentas é a de que as variáveis mais associadas a um desvio são as que têm maior impacto na estatística calculada (ALCALA; QIN, 2009). Nesse sentido, os *contribution plots* resumizam quantitativamente informações que ajudam a identificar as variáveis mais associadas a uma condição anormal de operação (ZHU; BRAATZ, 2014).

É bastante comum encontrar aplicações de monitoramento que combinam os *contribution plots* com as técnicas de PCA,  $T^2$  e SPE. Geralmente, os índices multivariados

são responsáveis por detectar os desvios do processo, sejam eles na média ou alterações nas covariâncias, enquanto que os *contribution plots* trabalham sobre os *scores* das componentes principais para auxiliar na identificação da falta. Por exemplo, Zhu e Braatz (2014) aplicam esses métodos para detectar e identificar faltas simuladas no *Tennessee Eastman Process*, um modelo computacional bastante realístico de uma planta química. Os autores ainda vão além e propõem a visualização das contribuições por meio de um mapa 2D, que oferece ao usuário um melhor entendimento da falta e de como seus efeitos são propagados no tempo. Outros exemplos de uso dos *contribution plots* para identificação das variáveis mais afetadas podem ser encontrados nos trabalhos de Kourti, Lee e Macgregor (1996), Westerhuis, Gurden e Smilde (2000), Xuan, Xu e Sun (2014) e Peng, Zhang e Zhou (2013).

São várias as maneiras de se calcular a contribuição de cada variável nos índices de detecção de faltas. Alcalá e Qin (2011) destacam que é desejável que os métodos de cálculo resultem em contribuições que possuam as seguintes características:

- quando não houver faltas, as contribuições de todas as variáveis devem ser estatisticamente iguais. Isso garante um nível comum para comparação das contribuições na ausência de faltas;
- se uma falta é principalmente atribuída a uma determinada variável, a contribuição desta variável deve ser a maior, de modo a evitar uma falsa identificação.

Um método proposto por Alcalá e Qin (2009) e que atende a esse último requisito é a contribuição baseada em reconstrução (RBC, de *reconstruction-based contribution*). Em linhas gerais, o procedimento de reconstrução de um índice de detecção na direção de determinada variável reduz o efeito que tal variável tem sobre o índice. Portanto, em uma situação de falta, a quantidade de reconstrução necessária para minimizar o índice pode ser usada como medida da contribuição de uma variável.

Considerando um sistema com  $p$  variáveis já normalizadas, quando uma falta acontece na variável  $x_i$ , o vetor amostral correspondente é  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  e a direção da falta é  $\xi_i$ , sendo  $\xi_i$  a  $i$ -ésima coluna da matriz identidade. Nesse caso, o vetor reconstruído (isto é, sem a influência da falta) ao longo da direção  $\xi_i$  é modelado por:

$$\mathbf{x}_i^{rec} = \mathbf{x} - \xi_i f_i, \quad (2.21)$$

sendo  $f_i$  a componente de amplitude da falta, na qual as RBCs se baseiam. Alcalá e Qin (2009) afirmam que o valor de  $f_i$  deve ser escolhido de modo a minimizar o índice de detecção calculado sobre  $\mathbf{x}_i^{rec}$ , e em seguida apresentam o desenvolvimento restante do cálculo das contribuições. Por fim, a contribuição da  $i$ -ésima variável para o índice  $T^2$ ,

calculado sobre as componentes principais retidas, fica:

$$RBC_i^{T^2} = \frac{(\xi_i^T \mathbf{D}\mathbf{x})^2}{\xi_i^T \mathbf{D}\xi_i}. \quad (2.22)$$

Na equação (2.22),  $\mathbf{D} = \mathbf{U}_k \mathbf{\Lambda}_k^{-1} \mathbf{U}_k^T$ , sendo  $\mathbf{U}_k$  a matriz de autovetores das  $k$  componentes retidas e  $\mathbf{\Lambda}_k^{-1}$  a matriz com os respectivos autovalores, conforme abordado na seção de PCA. De maneira semelhante, o método de RBC também pode ser aplicado sobre o SPE e a estatística combinada, com algumas adaptações em (2.22). Para o SPE, por exemplo, basta substituir  $\mathbf{D}$  por  $\tilde{\mathbf{C}} = \mathbf{U}_l \mathbf{U}_l^T$ , sendo  $\mathbf{U}_l$  a matriz com os autovetores das  $l$  componentes não retidas:

$$RBC_i^{SPE} = \frac{(\xi_i^T \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{x})^2}{\xi_i^T \tilde{\mathbf{C}}\xi_i}. \quad (2.23)$$

Uma vantagem das contribuições baseadas em reconstrução é que, em comparação com outros métodos tradicionais, elas garantem uma correta identificação da falta. Apesar de não serem imunes ao efeito de *smearing*, isto é, quando a falta em uma variável se espalha nas contribuições de outras, ainda há a garantia de que a variável mais afetada terá a maior contribuição.

Outro detalhe é que as RBCs não atendem à condição de possuírem distribuições estatísticas iguais. Para tratar essa questão, Alcalá e Qin (2011) propõem um tipo de contribuições relativas, dividindo a contribuição de cada variável por seu valor esperado. Logo, as RBCs relativas da  $i$ -ésima variável para o índice  $T^2$  e para o SPE, respectivamente, ficam:

$$rRBC_i^{T^2} = \frac{(\xi_i^T \mathbf{D}\mathbf{x})^2}{\xi_i^T \mathbf{D}\mathbf{S}\mathbf{D}\xi_i}, \quad (2.24)$$

$$rRBC_i^{SPE} = \frac{(\xi_i^T \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{x})^2}{\xi_i^T \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{S}\tilde{\mathbf{C}}\xi_i}, \quad (2.25)$$

em que  $\mathbf{S}$  é a matriz de correlação dos dados (ou covariância dos dados normalizados).

Nesse sentido, os *contribution plots* nada mais são que uma ferramenta gráfica de visualização das contribuições individuais para cada amostra. Em conjunto com os índices estatísticos multivariados, as contribuições baseadas em reconstrução são bastante úteis para equipes de operação, monitoramento e manutenção de processos industriais, fornecendo um indicativo mais confiável das variáveis associadas à ocorrência de uma falta.

## 2.4 Índices de Desempenho de Malhas de Controle

Com o objetivo de aumentar a qualidade e a produtividade, as empresas têm investido bastante dinheiro para tornar seus processos mais eficientes e com maior desempenho.



Isso inclui a substituição da instrumentação e a aplicação de técnicas de controle avançado e de otimização em tempo real (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010). Porém, como Campos e Teixeira (2010) mesmo afirmam, é difícil manter o processo operando com desempenho aumentado por muito tempo. Nesse sentido, o uso das ferramentas de monitoramento de desempenho de malhas de controle tem grande importância. Além de verificarem se a operação da malha está dentro dos níveis aceitáveis, elas fornecem suporte para detectar e apontar aquelas que precisam de novas sintonias, ou mesmo da substituição de componentes de instrumentação.

São vários os índices de desempenho de malhas encontrados tanto na literatura científica da área quanto em manuais de *softwares* comerciais de monitoramento (SEBORG; EDGAR; MELLICHAMP, 1989; CAMPOS; TEIXEIRA, 2010; METSO EXPERTUNE, 2015). Entre eles estão: o índice de Harris, que toma a variância de um controlador de variância mínima como referência para comparação com a da saída do processo; os índices baseados na integral do erro, tais como IAE, ITAE, ISE e ITSE; percentual de *overshoot* e tempo de acomodação; medidas de variabilidade; percentual de tempo em que a malha opera em manual; percentual de tempo em que a malha opera com sinal de controle saturado, entre outros.

Dentre os índices de desempenho listados, esta seção dá ênfase em três, que foram escolhidos para compor o sistema de validação desenvolvido neste trabalho pela facilidade de interpretação e relevância no monitoramento. Um deles, o IAE (do inglês, *Integral of the Absolute Error*), opera sobre o erro entre o valor de referência, ou *setpoint* (SP), e a variável de processo (PV). Os outros dois índices verificam a variabilidade com que a malha opera: o desvio padrão da variável manipulada, VarU, e o desvio padrão da variável de processo, VarY.

### 2.4.1 Integral do Erro Absoluto (IAE)

A integral do erro absoluto é uma métrica de desempenho de malhas de controle bastante popular (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010; SEBORG; EDGAR; MELLICHAMP, 1989). Campos e Teixeira (2010) observam que o índice IAE auxilia na identificação de oscilações em malhas, muitas vezes causadas por má sintonia do controlador ou comportamento inadequado de atuadores (por exemplo, efeito de agarramento em válvulas). Como a própria definição já esclarece, trata-se da integral do valor absoluto do erro  $e(t)$  entre o *setpoint* e a medição da variável a ser controlada:

$$\text{IAE} = \int_{t_1}^{t_2} |e(t)| dt. \quad (2.26)$$

Cabe a observação de que calcular o IAE por (2.26), isto é, via integração pura, resulta em ganhos elevados para sinais de baixa frequência. Uma das consequências disso é que um erro em estado estacionário persistente, por menor que seja, tende a inflar o

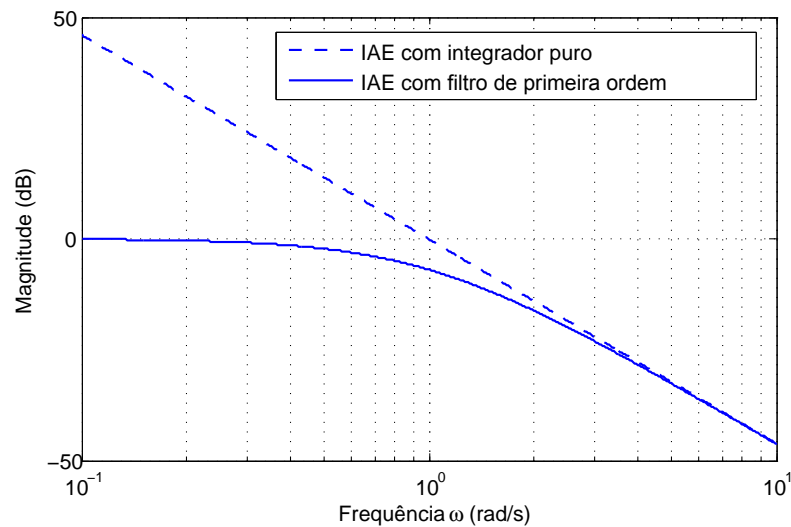
índice ao longo do tempo de monitoramento, tornando-o menos sensível para sinalizar novas perturbações. Ruídos de medição produzem efeito semelhante, na medida em que é considerado o valor absoluto do erro.

Para limitar os altos ganhos em baixas frequências, pode ser feita uma adaptação do cálculo do IAE a fim de torná-lo semelhante ao de um filtro passa-baixas de primeira ordem (JOTA; BRAGA; PENA, 1995). A Figura 4 compara o módulo da resposta em frequência do IAE calculado via integrador puro e via filtro de primeira ordem, mostrando que esse último atenua as baixas frequências, mas mantém um comportamento semelhante ao primeiro após a frequência de corte. As respectivas funções de transferência são  $G_{int}(j\omega)$  e  $G_{filt}(j\omega)$ :

$$G_{int}(j\omega) = \frac{1}{j\omega}, \quad (2.27)$$

$$G_{filt}(j\omega) = \frac{1}{j\omega + 1}. \quad (2.28)$$

Figura 4: Módulo (dB) da resposta em frequência do IAE calculado com integrador puro ( $G_{int}(j\omega)$ ) e com filtro de primeira ordem de constante de tempo unitária ( $G_{filt}(j\omega)$ ).

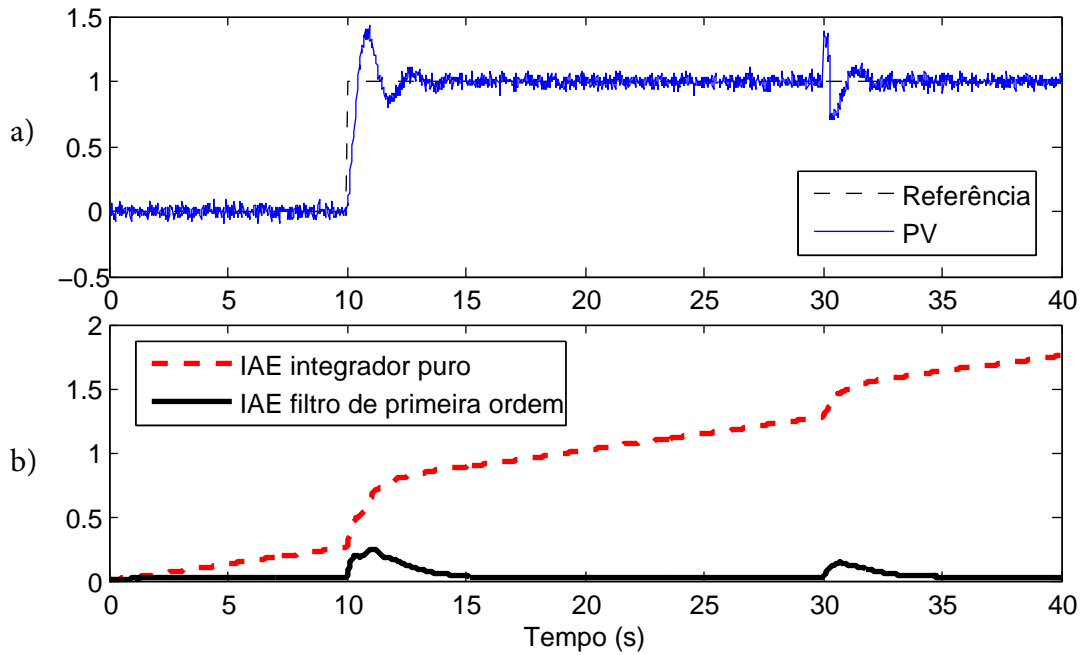


Fonte: elaborada pelo autor.

Para fins de exemplificação, a Figura 5 apresenta uma simulação com essas duas maneiras de cálculo do IAE. Nesse caso, foi simulada uma malha de controle cujo modelo da planta é  $P(s) = (1, 2)/(s + 1)$ , sobre a qual atua um controlador PI com parâmetros  $P = 1$  e  $I = 10$ . Há ainda a adição de ruído Gaussiano branco à saída do processo.

Sem nenhum mecanismo de *reset*, o cálculo segundo (2.26) tende a gerar um IAE que cresce indefinidamente, quanto maior o tempo de monitoramento. Consequentemente, perturbações de carga como a gerada nos 30 segundos de simulação vão se tornando cada

Figura 5: Simulação de malha de controle para comparação dos cálculos de IAE. Variável controlada (a) e resultados dos cálculos de IAE (b).



Fonte: Elaborada pelo autor.

vez menos perceptíveis. Campos e Teixeira (2010) explicam que um mecanismo de *reset* para evitar tal tendência consiste em zerar o índice IAE a cada cruzamento da variável de processo com o *setpoint*, mantendo-o em um nível estável quando não há oscilações. A vantagem de utilizar o filtro de primeira ordem é que esse restabelecimento é realizado de maneira automática.

Assim, partindo da equação de um filtro RC em que a entrada é  $x(t)$ , a saída é  $y(t)$  e a constante de tempo é  $\tau = RC$ :

$$x(t) = \tau \frac{dy(t)}{dt} + y(t), \quad (2.29)$$

o que caracteriza um filtro passa-baixas de primeira ordem. O processo de discretização do filtro passa pela consideração de que a derivada da saída pode ser aproximada por:

$$\frac{dy(t)}{dt} \approx \frac{y[k] - y[k-1]}{h}, \quad (2.30)$$

sendo  $h$  o intervalo de amostragem. Logo, o filtro (2.29) discretizado dessa maneira fica:

$$\begin{aligned} x[k] &= \tau \frac{y[k] - y[k-1]}{h} + y[k], \\ &= \left(1 + \frac{\tau}{h}\right) y[k] - \frac{\tau}{h} y[k-1], \\ y[k] &= \left(1 + \frac{\tau}{h}\right)^{-1} x[k] + \frac{\tau}{h} \left(1 + \frac{\tau}{h}\right)^{-1} y[k-1], \\ &= \left(\frac{h}{h + \tau}\right) x[k] + \left(\frac{\tau}{h + \tau}\right) y[k-1], \end{aligned}$$

e, por fim,

$$\begin{aligned} y[k] &= \alpha x[k] + \beta y[k-1], \\ \alpha &= \left(\frac{h}{h + \tau}\right), \beta = \left(\frac{\tau}{h + \tau}\right), \end{aligned} \quad (2.31)$$

sendo que  $\beta = 1 - \alpha$ . Colocando  $\tau$  em termos de número de intervalos de amostragem, tem-se que  $\tau = Nh$  e segue que  $\beta = N/(N + 1)$ ,  $\alpha = 1/(1 + N)$ . A equação (2.31) pode ser aplicada como uma aproximação para o cálculo recursivo do IAE, com a diferença de que os ganhos em baixas frequências são minimizados:

$$\text{IAE}[k] = \alpha |e[k]| + \beta \text{IAE}[k-1], \quad (2.32)$$

$$= \alpha |e[k]| + (1 - \alpha) \text{IAE}[k-1],$$

$$= \text{IAE}[k-1] + \alpha (|e[k]| - \text{IAE}[k-1]). \quad (2.33)$$

O parâmetro  $\alpha$  é interpretado como um fator de esquecimento, como fica claro na equação (2.32): quanto maior seu valor, mais se prioriza a entrada atual no cálculo do IAE e menor é o peso dado ao valor passado da saída.

## 2.4.2 Variabilidade da Variável Manipulada (VarU) e Controlada (VarY)

A variabilidade de sinais de malhas de controle, e.g. variável manipulada e variável de processo, reflete diretamente o desempenho das mesmas. A variabilidade do sinal de controle, por exemplo, pode representar o esforço que determinado atuador emprega na função de controle da PV. Uma válvula submetida a ações bruscas de controle acaba por apresentar desgaste prematuro e ter sua vida útil drasticamente reduzida, o que certamente contribui para um aumento do custo geral da operação/manutenção. De maneira semelhante, um processo que opera com muita variabilidade na PV perde na qualidade final de seus produtos. Além disso, fica limitado a uma faixa de operação que pode não representar as melhores condições possíveis do ponto de vista de economia de recursos, rentabilidade ou segurança (SHUNTA, 1995).

Sendo assim, partindo de um estimador de variância simples para uma variável aleatória  $X$ , bastante utilizado na prática, não-polarizado e baseado na variância amostral:

$$S_{X;m}^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{X}_m)^2, \quad (2.34)$$

$S_{X;m}^2$  é o estimador de variância de  $m$  amostras de  $X$ ,  $x_i$  é a  $i$ -ésima amostra e  $\bar{X}_m$  é a média amostral das  $m$  amostras. O que dificulta a dedução direta de uma equação recursiva para o estimador é o fato de a média amostral  $\bar{X}_m$  depender do número de amostras consideradas no cálculo a cada instante. Para simplificar o tratamento dessa questão, é proposto o processamento das amostras primeiramente com um filtro diferenciador, cuja equação de diferenças é mostrada em (2.35) (KAY, 2006). Nesse caso, o diferenciador retira a média do sinal, mantendo ainda informação acerca da variabilidade de  $X$ . Assim, cada amostra de  $X$  no instante  $k$ ,  $X[k]$ , passa pelo filtro diferenciador e, sobre sua saída  $Y[k]$ , é realizada a estimação da variância.

$$Y[k] = X[k] - X[k-1]. \quad (2.35)$$

Assumindo que  $X[k]$  é um processo Gaussiano estacionário, IID (independente e identicamente distribuído) e com valor esperado  $\mu_k$ , mostra-se que o valor esperado de  $Y[k]$  é nulo (2.36). A premissa de independência e de distribuições idênticas configura uma aproximação, considerada por partes, apenas sobre amostras consecutivas. Ela perde sua validade, principalmente, nos momentos em que há mudança de *setpoint* nos processos.

$$\begin{aligned} E\{Y[k]\} &= E\{X[k] - X[k-1]\}, \\ &= E\{X[k]\} - E\{X[k-1]\}, \\ &= \mu_k - \mu_k = 0. \end{aligned} \quad (2.36)$$

A variância de  $Y[k]$ , no entanto, não é estritamente igual à de  $X[k]$ . Da definição de variância, tem-se que:

$$\begin{aligned} Var\{Y[k]\} &= E\{Y^2[k]\} - E^2\{Y[k]\} = E\{Y^2[k]\}, \\ &= E\{(X[k] - X[k-1])^2\}, \\ &= E\{X^2[k]\} - 2E\{X[k]X[k-1]\} + E\{X^2[k-1]\}, \\ &= E\{X^2[k]\} - 2E\{X[k]\}E\{X[k-1]\} + E\{X^2[k-1]\}, \\ &= 2E\{X^2[k]\} - 2E^2\{X[k]\}, \\ &= 2Var\{X[k]\}. \end{aligned} \quad (2.37)$$

Logo, para estimar a variância de  $X$ , deve-se calcular a variância de  $Y$  considerando  $\bar{Y} = 0$  e dividir o resultado por 2. De volta à dedução de um cálculo recursivo para a

estimativa da variância, basta aplicar (2.34) sobre as amostras  $y_i$  de  $Y$  e considerar  $\bar{Y}_m = 0$ . Então, para 1, 2,  $\dots$ ,  $m$  amostras, tem-se que:

$$\begin{aligned} S_{Y;1}^2 &= \textit{indefinido}, \\ S_{Y;2}^2 &= 1 [y_1^2 + y_2^2], \\ S_{Y;3}^2 &= \frac{1}{2} [S_{Y;2}^2 + y_3^2], \\ S_{Y;4}^2 &= \frac{1}{3} [2S_{Y;3}^2 + y_4^2], \\ &\vdots \end{aligned} \tag{2.38}$$

$$\begin{aligned} S_{Y;m}^2 &= \frac{1}{m-1} [(m-2)S_{Y;m-1}^2 + y_m^2], \\ &= S_{Y;m-1}^2 + \frac{1}{m-1} [y_m^2 - S_{Y;m-1}^2], \\ &= S_{Y;m-1}^2 + \alpha [y_m^2 - S_{Y;m-1}^2], \end{aligned} \tag{2.39}$$

sendo  $\alpha$  o fator de esquecimento do cálculo da estimativa, assim como em (2.33). Nesse caso, tem-se um estimador recursivo da variância que prioriza mais o histórico de amostras, se o fator de esquecimento for menor, ou acompanha mais rapidamente as variações na dispersão dos dados, quando o fator de esquecimento for maior. Tomando-se as amostras a cada instante de amostragem  $k$ , a equação (2.39) fica:

$$S_Y^2[k] = S_Y^2[k-1] + \alpha [Y^2[k] - S_Y^2[k-1]], \tag{2.40}$$

e, então, o estimador recursivo para a variância de  $X$  é:

$$S_X^2[k] = \frac{S_Y^2[k]}{2}. \tag{2.41}$$

Concluindo, se  $U[k]$  e  $Y[k]$  são os valores da MV e da PV no instante  $k$ , respectivamente, e  $U^*[k]$  e  $Y^*[k]$  são suas saídas do filtro diferenciador, então:

$$U^*[k] = U[k] - U[k-1], \tag{2.42}$$

$$Y^*[k] = Y[k] - Y[k-1], \tag{2.43}$$

e as estimativas de variância de  $U^*[k]$  e  $Y^*[k]$  são:

$$S_{U^*}^2[k] = S_{U^*}^2[k-1] + \alpha [(U^*[k])^2 - S_{U^*}^2[k-1]], \tag{2.44}$$

$$S_{Y^*}^2[k] = S_{Y^*}^2[k-1] + \alpha [(Y^*[k])^2 - S_{Y^*}^2[k-1]]. \tag{2.45}$$

Para tornar a medida de variabilidade mais intuitiva, é conveniente trabalhar com o desvio padrão ao invés da variância. Assim, as métricas de variabilidade calculadas

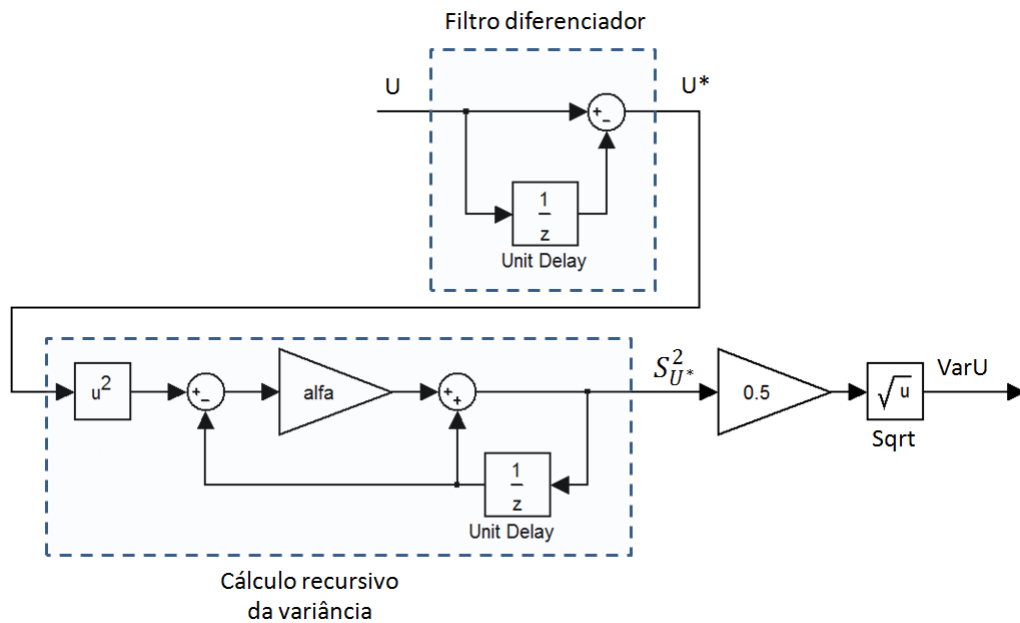
recursivamente ficam:

$$VarU[k] = \sqrt{S_U^2[k]} = \sqrt{\frac{S_{U^*}^2[k]}{2}}, \quad (2.46)$$

$$VarY[k] = \sqrt{S_Y^2[k]} = \sqrt{\frac{S_{Y^*}^2[k]}{2}}. \quad (2.47)$$

A Figura 6 sintetiza o procedimento de cálculo de  $VarU$ , que também é aplicável para  $VarY$ . Uma vantagem de estimar a variabilidade dessa maneira é que, por usar o filtro diferenciador, algumas características de não-estacionariedade dos dados são também eliminadas. Esse efeito garante que a variabilidade calculada incorporará, em maior parte, apenas componentes aleatórias, não tendo seu valor tão influenciado por flutuações de média.

Figura 6: Procedimento de cálculo da variabilidade do sinal de controle,  $VarU$ . A mesma estrutura é aplicável para calcular  $VarY$ .

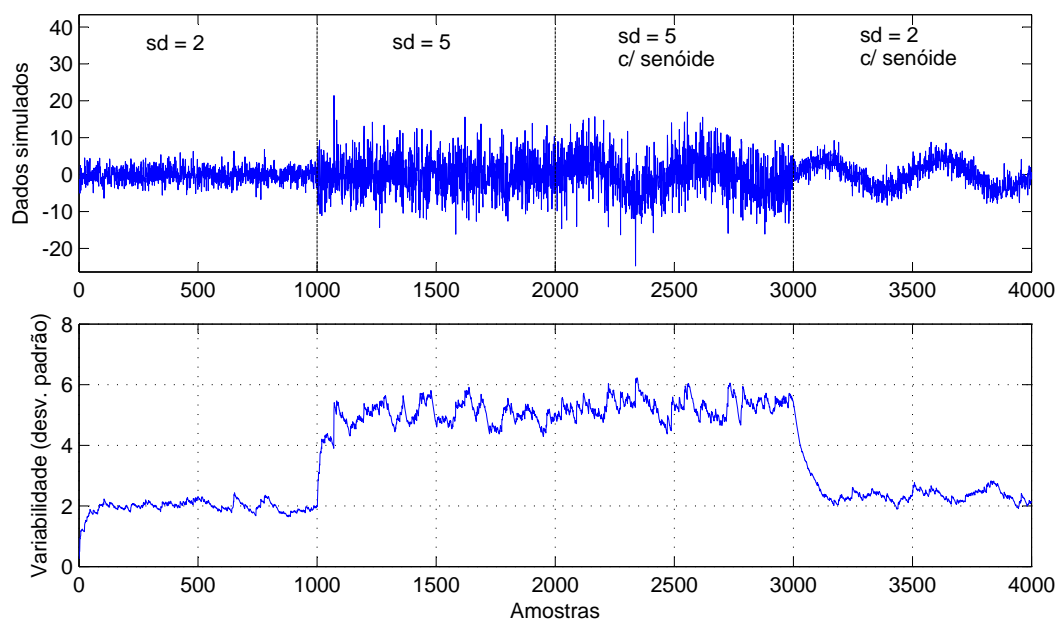


Fonte: elaborada pelo autor.

Para fins de exemplificação, a Figura 7 mostra o cálculo do desvio padrão de um sinal simulado. Foram geradas 4000 amostras aleatórias que seguem uma distribuição Gaussiana com média zero. Até a amostra de número 1000, os dados possuem desvio padrão igual a 2. A partir da amostra 1001 até a 2000, o desvio padrão dos dados é aumentado para 5. Da amostra 2001 em diante, foi adicionado um sinal senoidal de amplitude 4, sendo que inicialmente os dados continuam com desvio padrão de 5 e, depois da amostra 3001, retornam novamente para 2.

O valor de  $\alpha$  utilizado foi de 0,025, definido a partir de tentativa e erro combinada com inspeção visual. Um valor maior de  $\alpha$  torna o cálculo mais sensível a mudanças na

Figura 7: Variabilidade (desvio padrão, “sd”) de um sinal simulado utilizando o método de cálculo abordado.



Fonte: elaborada pelo autor.

variabilidade, mas apresenta maior variância na medida. Nota-se que, em geral, o método abordado é capaz de estimar o desvio padrão dos dados, mesmo na presença de pequenas flutuações de média.

## 2.5 Eficiência da Caldeira

A eficiência da caldeira é uma métrica bastante representativa das condições gerais de operação dessa unidade. Ela indica o quão bem os sistemas da caldeira são capazes de transferir a energia química dos combustíveis para o vapor superaquecido. A indicação da eficiência é muito útil para as equipes de operação e manutenção, que podem atuar no sentido de manter a usina operando com o menor consumo possível para uma determinada faixa de potência. Além disso, representa um meio para se avaliar o impacto que determinados equipamentos ou diretrizes de manutenção exercem no desempenho da unidade e, conseqüentemente, no custo geral de produção e no volume de emissão de poluentes.

A UTE Barreiro já possui incorporado em seu sistema PIMS um Sistema Especializado para Cálculo de Eficiência (SECE) (BRAGA et al., 2009), responsável pelo cálculo e monitoramento *online* do desempenho de quatro unidades da usina. São elas: a caldeira, o conjunto turbina-gerador, o condensador e o conjunto de ejetores, consideradas as mais importantes pelo impacto que exercem na eficiência global (BRAGA et al., 2005). O SECE também fornece o resultado do cálculo de eficiência global da usina e as incertezas asso-



ciadas à eficiência de cada unidade. Por já estar integrado ao PIMS, os valores calculados pelo SECE são diretamente armazenados no banco de dados e se tornam disponíveis para quaisquer outras aplicações que possuam acesso às informações do banco.

A metodologia de cálculo de eficiência da caldeira empregada no SECE foi baseada na norma estabelecida pela ASME (*American Society of Mechanical Engineers*), a ASME PTC 4.1, reafirmada em 1973 e aceita como norma ANSI PTC 4.1 em 1974 (BRAGA et al., 2005). Os desenvolvedores do SECE fizeram algumas adaptações para que o cálculo pudesse ser executado *online* e para que nele fosse considerada a mistura de combustíveis, como ocorre na UTE Barreiro.

O cálculo de eficiência da caldeira realizado pelo SECE é representado pela equação (2.48). De maneira geral, a eficiência dessa unidade,  $\eta_{cald}$ , é a razão entre o calor cedido ao fluido de trabalho,  $W_1$ , e a quantidade total de calor recebido pela caldeira.  $W_2$  é a quantidade de calor proveniente da queima dos combustíveis,  $W_3$  é proveniente da água de alimentação e  $W_4$  vem do ar de combustão. São descontadas as perdas nos fumos,  $W_5$ , na purga contínua e no dreno de vapor,  $W_6$ .

$$\eta_{cald} = \frac{W_1}{W_2 + W_3 + W_4 - (W_5 + W_6)}. \quad (2.48)$$

Portanto, incorporar a eficiência no sistema de validação ampla significa considerar uma métrica representativa do estado geral de funcionamento dos sistemas que compõem a caldeira. Monitorar e avaliar a eficiência, em conjunto com os outros índices abordados, auxilia as equipes na tarefa de traçar as estratégias de manutenção e operação mais adequadas, buscando contribuir para um aumento na qualidade e no desempenho global da usina. No próximo capítulo são apresentadas algumas características da UTE Barreiro e da unidade da caldeira, bem como sua arquitetura de controle e as malhas consideradas no sistema de validação.

### 3 Usina Termelétrica do Barreiro

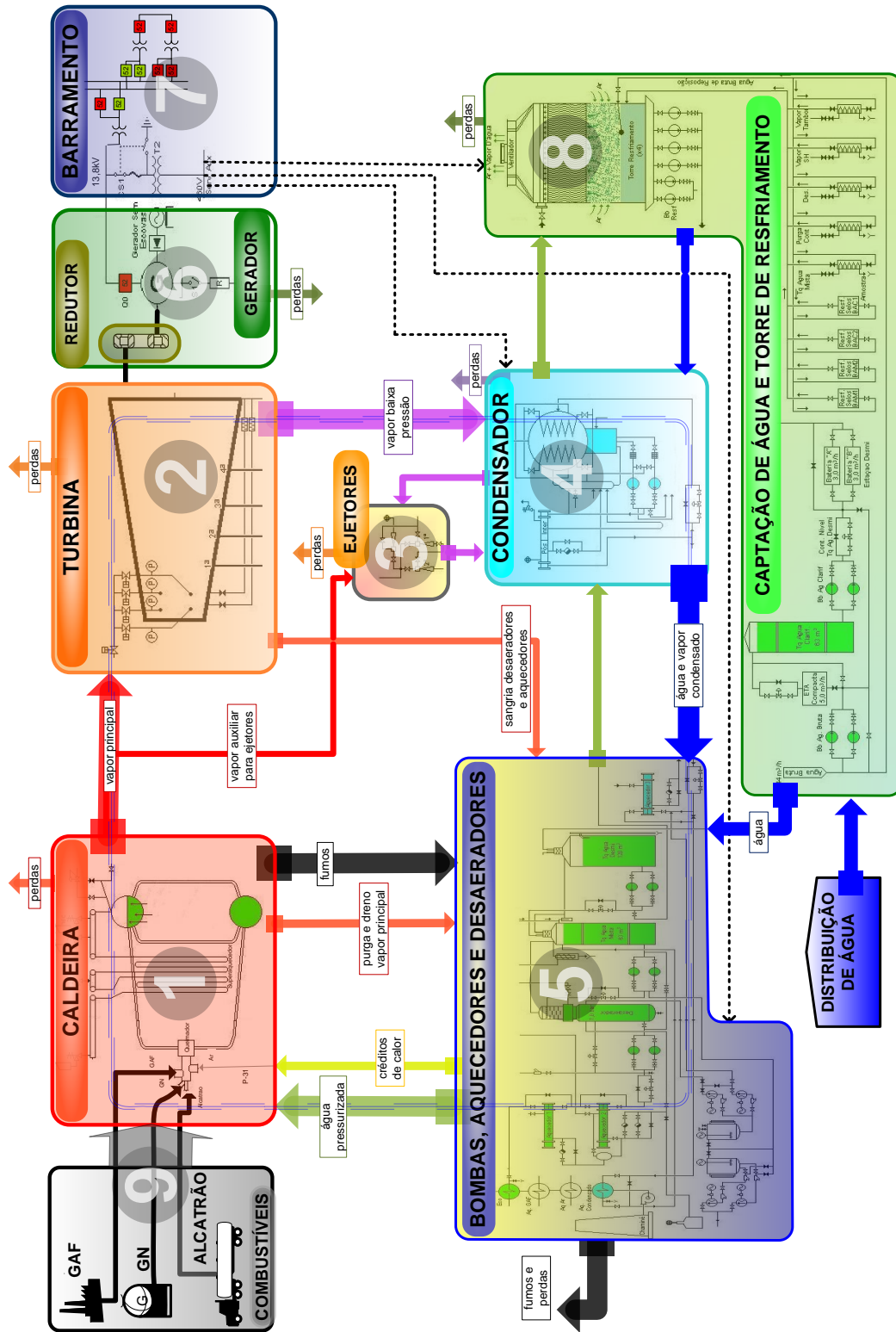
A Usina Termelétrica do Barreiro está localizada nas dependências da Vallourec Tubos do Brasil S.A., em Belo Horizonte, Minas Gerais, e é operada pela Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG). Ela tem capacidade de produção de até 12,9 MW e foi projetada para operar com três diferentes combustíveis: alcatrão, gás de alto-forno (GAF) e gás natural (GN). De acordo com Passos (2009), cerca de 30% da demanda energética da Vallourec é suprida pela UTE Barreiro. A Figura 8 mostra um diagrama das principais unidades da usina e os fluxos de energia envolvidos.

O uso de GAF é priorizado tanto por razões ambientais, visto que é resíduo dos processos siderúrgicos da Vallourec, quanto por razões econômicas, já que seu custo é bastante inferior ao do GN. Quando a quantidade de GAF disponível para queima é insuficiente para atender à demanda de potência, utiliza-se GN de maneira complementar. O GN também pode ser queimado arbitrariamente, quando as equipes de operação da usina julgarem ser esta a melhor opção, considerando as regras do contrato de concessão de energia com a Vallourec (PASSOS, 2009). Vale pontuar que o alcatrão vegetal não é mais utilizado na usina, pois sua operação gera excessiva demanda de manutenção dos equipamentos que fazem parte da linha de injeção desse combustível.

Os combustíveis utilizados na UTE Barreiro possuem diferenças e variações significativas em seu poder calorífico, impactando no comportamento dinâmico das variáveis controladas e, conseqüentemente, no desempenho geral da usina. Por essas razões, há flutuações residuais na média dos processos, principalmente naqueles que compõem a caldeira, o que configura característica de não-estacionariedade. Além disso, pelo fato de a usina atuar como fornecedora de energia complementar, é comum que ela opere em múltiplos patamares de potência. Tais condições exigem mudanças constantes de *setpoint* por parte do operador, que deve gerar a quantidade de energia requisitada de maneira eficiente. Portanto, a rotina operativa da usina inclui a presença de mudanças frequentes, de comportamento não-estacionário e múltiplos pontos de operação.

As seções mais críticas do processo de geração termoelétrica, que representam aquelas onde os esforços de monitoramento devem ser empregados, são as que envolvem a caldeira, a turbina e o gerador. Nelas, concentram-se malhas de controle e equipamentos que determinam grande parte da eficiência da planta e sobre os quais a detecção de falhas ou degradações tem impacto positivo direto. Neste trabalho, o sistema de validação ampla desenvolvido monitora as condições da caldeira, unidade de importância central no desempenho da usina e de grande interesse para as equipes de operação e manutenção.

Figura 8: Diagrama simplificado das unidades da UTE Barreiro com destaque para alguns importantes fluxos de energia.

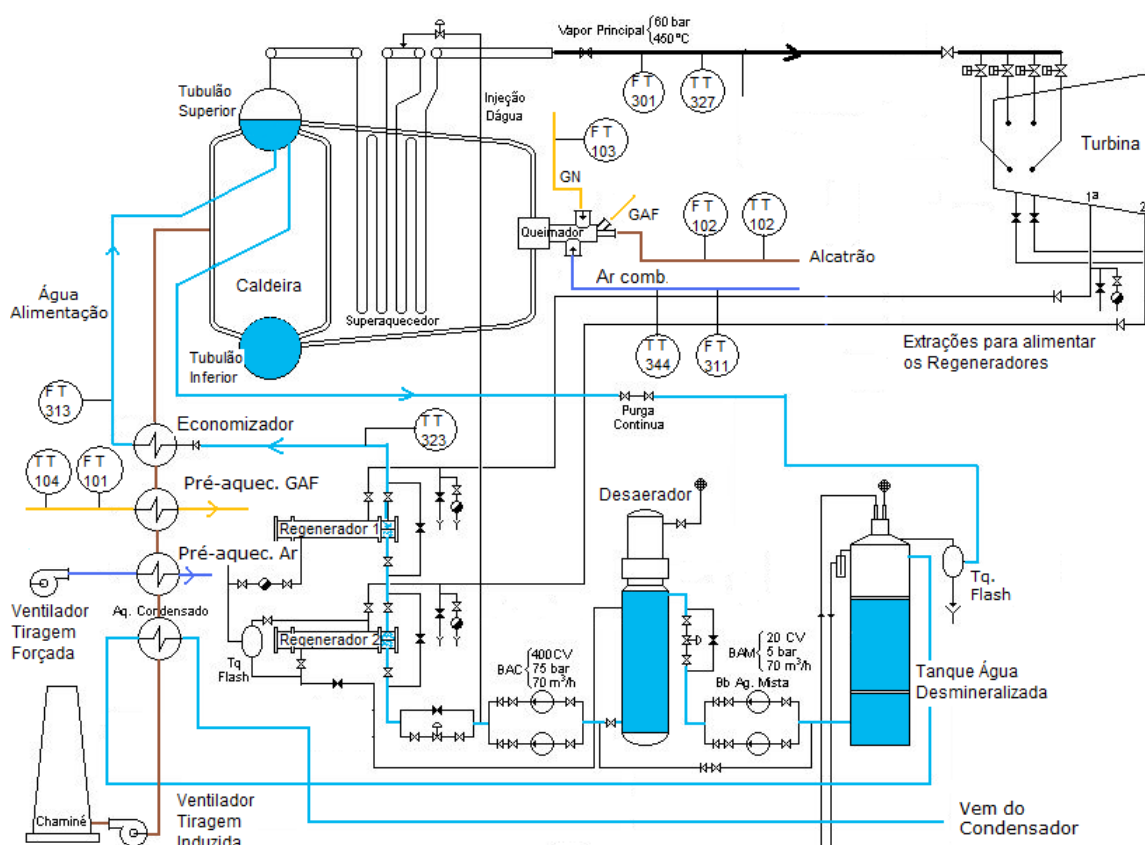


Fonte: adaptada de (BRAGA et al., 2009).

### 3.1 Caldeira

A caldeira da UTE Barreiro é do tipo aquatubular (também chamada de caldeira de paredes d'água ou de tubos d'água). Em caldeiras desse tipo, o vapor é formado dentro de tubos cuja superfície externa se encontra em contato com os gases quentes oriundos da queima dos combustíveis. O calor gerado na fornalha é transferido para a água e faz com que ela aqueça e vaporize, produzindo vapor de alta pressão. Essa caldeira possui capacidade de produção de 60 toneladas/hora de vapor de água a uma pressão de 60 bar e temperatura de 450 graus Celsius (PASSOS, 2009). A Figura 9 apresenta um diagrama simplificado da caldeira da UTE Barreiro.

Figura 9: Diagrama de engenharia simplificado da caldeira da UTE Barreiro.



Fonte: (PASSOS, 2009).

Os principais componentes da caldeira estão destacados na Figura 9. São eles:

- tubulão superior: tanque que recebe e acumula água de alimentação para a caldeira, reduzindo variações de carga. Permite a passagem do vapor gerado para o superaquecedor;

- tubulão inferior: tanque semelhante ao tubulão superior, mas de menor capacidade. Responsável por distribuir a água pelos tubos do superaquecedor e reter resíduos que possam causar obstrução, corrosão ou superaquecimento de partes da caldeira;
- paredes d'água: tubos que ligam o tubulão superior ao inferior, revestindo as paredes internas da fornalha. São os locais em que ocorre o processo de geração de vapor, onde a água contida nos tubos recebe calor da câmara interna da caldeira. Também possuem a função de proteger os refratários da fornalha contra superaquecimento;
- fornalha (ou câmara de combustão): local onde ocorre a queima dos combustíveis. Na fornalha estão também presentes os queimadores, equipamentos responsáveis pela injeção da mistura ar-combustível de forma eficiente na câmara de combustão;
- superaquecedor: tubos em formato de serpentina situados logo após a câmara de combustão. Têm a finalidade de superaquecer o vapor oriundo do tubulão superior;
- ventiladores de ar: são responsáveis por fornecer ar para o processo de combustão, conduzir os gases residuais por entre as superfícies de troca de calor e expulsá-los pela chaminé. Na caldeira da UTBA atuam dois ventiladores: um de tiragem forçada, ou soprador, que fornece ar de combustão, e outro de tiragem induzida, ou exaustor, que extrai os gases pela chaminé;
- regeneradores: equipamentos que aproveitam calor do vapor das extrações da turbina para pré-aquecer a água de alimentação. É de grande importância que a água de entrada da caldeira esteja a uma temperatura próxima daquela do interior do tubulão, reduzindo o efeito de têmpera em componentes da caldeira e o efeito de fase não-mínima no nível do tubulão.
- economizador e pré-aquecedores: são trocadores de calor que reaproveitam a energia residual dos gases de exaustão para pré-aquecer a água de alimentação, o ar de combustão e o GAF. Nos economizadores, a água circula pelo interior dos tubos e os gases de exaustão por fora, enquanto que nos pré-aquecedores são os gases de exaustão que circulam internamente pelos tubos (PASSOS, 2009).
- sistemas de bombeamento e tratamento de água: responsáveis por bombear e tratar a água do circuito fechado da usina. As perdas por vazamento são compensadas com água desmineralizada armazenada em um tanque. Também faz parte desses sistemas um desaerador, que retira oxigênio da água a fim de evitar corrosão em tubulações da caldeira.

Os processos que compõem a caldeira agregam um conjunto numeroso e heterogêneo de variáveis, com alto grau de correlação entre elas. Sendo assim, é necessário

concentrar os esforços de monitoramento naquelas que contêm informações mais relevantes sobre as condições operacionais da usina. A partir de discussões com operadores e engenheiros envolvidos, de estudos da caldeira e da análise de diagramas de processo e instrumentação, definiu-se um conjunto de variáveis de maior interesse para o monitoramento com estatística multivariada. Tais variáveis estão indicadas na Tabela 1.

Tabela 1: Variáveis da caldeira de interesse para o monitoramento com estatística multivariada.

TAG	Descrição
FIQ101	Vazão de GAF na entrada do queimador
FIQ313	Vazão de água pressurizada para o tubulão
FIT301	Vazão de saída do vapor superaquecido
PI343	Pressão do vapor no tubulão
PIC322	Pressão do vapor superaquecido
TIC327	Temperatura do vapor superaquecido
TI323	Temperatura da água de alimentação
TI329	Temperatura dos fumos (gases de exaustão)
TI343	Temperatura do GAF pré-aquecido
FIQ311	Vazão do ar de combustão
AIC301	Análise de oxigênio dos gases de exaustão
POT	Potência ativa gerada pela usina
LIC302	Nível de água no tubulão

Fonte: elaborada pelo autor.

A vazão de gás natural também é importante para que alterações no processo de combustão sejam alarmadas. No entanto, essa variável possui alta correlação com a vazão de GAF e, por isso, contém informações que, em grande parte, são redundantes. Além disso, quando há disponibilidade suficiente de GAF, a vazão de GN permanece nula por longos períodos de operação, inclusive naqueles em que a usina opera em estado de controle estatístico. Essa característica dificulta a classificação de uma condição de referência para a vazão de GN, tarefa necessária na etapa de projeto das cartas de CEP. Logo, optou-se por desconsiderá-la do conjunto de variáveis monitoradas com as ferramentas estatísticas.

A próxima subseção aborda as malhas de controle da caldeira consideradas no sistema de validação. Quando ocorre uma mudança indicativa de falta nos processos da caldeira, o monitoramento do desempenho dessas malhas complementa a tarefa de identificação das variáveis ou seções mais afetadas.

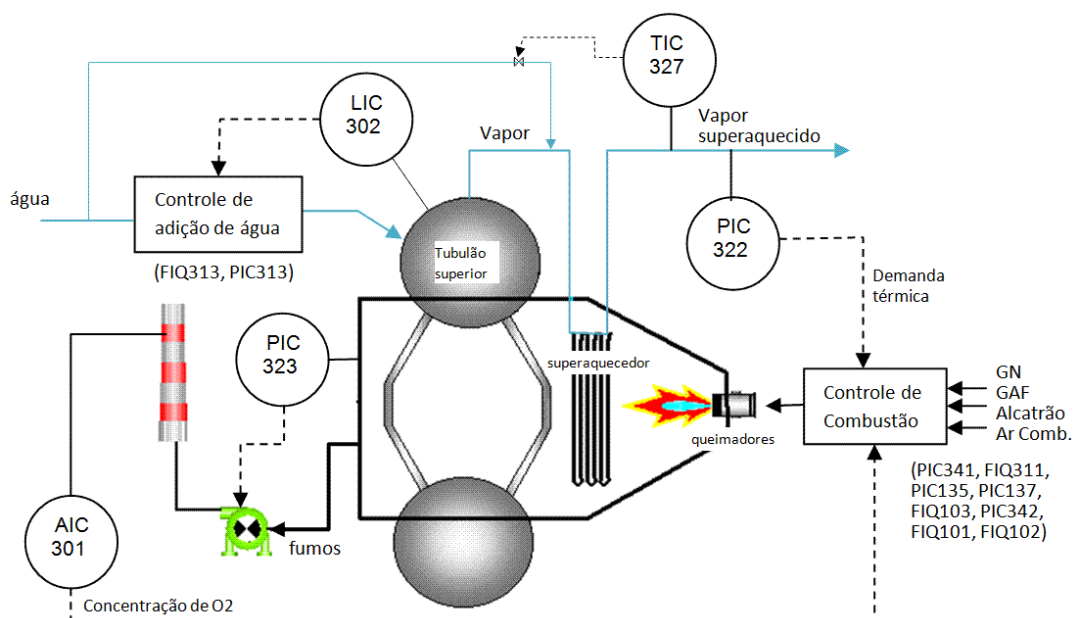
### 3.1.1 Malhas de Controle da Caldeira

Em seu trabalho, Passos (2009) apresenta uma metodologia para auditoria e validação ampla de malhas de controle, utilizando a caldeira da UTE Barreiro como objeto de um estudo de caso. Por isso, o autor apresenta uma descrição bastante completa das ma-

lhas de controle dessa unidade. Grande parte das informações apresentadas nesta subseção foi retirada de seu trabalho.

De maneira geral, as malhas da caldeira são divididas em dois grupos: i) aquelas envolvidas com o controle da combustão, que incluem o controle de pressão e vazão dos combustíveis e do ar de combustão; e ii) as malhas do circuito de água e vapor, que controlam o nível de água do tubulão, a pressão, a temperatura e vazão do vapor superaquecido e outras variáveis relacionadas à alimentação de água. Há também o controle da concentração de oxigênio nos gases de exaustão, mas que atualmente se encontra em modo de operação manual. Para maiores detalhes de todas as 15 malhas de controle da caldeira, ver (PASSOS, 2009). A Figura 10 apresenta um esquema ilustrativo simplificado das malhas de controle na unidade.

Figura 10: Malhas de controle na unidade da caldeira.



Fonte: (PASSOS, 2009).

Os objetivos globais de controle da caldeira são: manter as características do vapor superaquecido nas condições desejadas, garantir que o nível de água no tubulão superior permaneça entre os limites de segurança e propiciar a queima eficiente dos combustíveis. O nível de água no tubulão, por exemplo, deve ficar próximo de 50%. Um nível muito baixo pode resultar em superaquecimento e, conseqüentemente, danificar os tubos da caldeira. Por outro lado, um nível acima do limite aceitável favorece o arraste de gotículas de água para a linha de vapor, podendo provocar sérios danos às pás da turbina. Já o controle das características do vapor e da queima dos combustíveis, em termos gerais, visa garantir o aproveitamento máximo dos insumos, a produção eficiente de energia pelo conjunto

turbina-gerador e a integridade de dutos e outros componentes, com toda a segurança que processos desse tipo devem ter.

Na Tabela 2 está a relação das malhas de controle consideradas para o sistema de validação ampla, com informações de sensores, atuadores, modos e faixas de operação. Nota-se que algumas das variáveis monitoradas com estatística multivariada fazem parte desse conjunto, e sobre as quais o cálculo de desempenho também é realizado.

Tabela 2: Malhas de controle consideradas no sistema de validação.

TAG	Descrição	Modo de operação normal	Faixa de operação	Sensor	Atuador
FIQ101	Vazão de GAF na entrada do queimador	Cascata	0 a 70000 Nm <sup>3</sup> /h	Annubar instalado 20m antes da válvula	Válvula borboleta pneumática com retorno de posição
FIQ313	Vazão de água de alimentação	Cascata	0 a 108000 m <sup>3</sup> /h	Placa de orifício	Válvula
PIC322	Pressão do vapor principal no superaquecedor	Local	0 a 80 bar	Diafragma capacitivo com garrafa de proteção	Malha mestre do sistema de combustão
TIC327	Temperatura do vapor principal no superaquecedor	Local	0 a 600 graus Celsius	Termopar	Válvula
FIQ311	Vazão de ar de combustão	Cascata	0 a 50000 Nm <sup>3</sup> /h	Venturi instalado na sucção de ar do ventilador	Ventilador com velocidade controlada por inversor de frequência
LIC302	Nível de água do tubulão	Local	0 a 100%	Pressão diferencial em coluna com filtro natural	Malha mestra da alimentação de água
PIC341	Pressão do ar de combustão	Local	0 a 750 mmH2O	Diafragma capacitivo com garrafa de proteção	Ventilador com velocidade controlada por inversor de frequência
PIC342	Pressão do GAF	Local	0 a 1200 mmH2O	Coriolis mássico	Válvula borboleta com retorno de posição
PIC323	Pressão na câmara de queima	Local	-30 a 30 mmH2O	Diafragma capacitivo	Exaustor com velocidade controlada por inversor

Fonte: adaptada de (PASSOS, 2009).

Uma breve descrição das malhas selecionadas destaca o impacto e a importância de cada uma no funcionamento da caldeira, no desempenho global da usina ou na vida útil dos equipamentos:

- PIC322: é a principal malha de controle da caldeira. O controle da pressão de vapor no tubulão lida tanto com perturbações na demanda de vapor superaquecido quanto com variações no poder calorífico dos combustíveis. A atuação é feita nas vazões dos combustíveis de modo a regular a taxa de combustão, afetando a quantidade de vapor produzido e, conseqüentemente, a pressão no tubulão. Atua como malha mestre do sistema de combustão.
- PIC323 e PIC341: controle de pressão da câmara de combustão e do ar de combustão. A pressão de ar é regulada pela velocidade do ventilador de tiragem forçada,



enquanto que a pressão na câmara depende da manipulação da velocidade do exaustor. A pressão na câmara deve ser negativa, de modo que as chamas sejam orientadas na direção do superaquecedor. Além disso, a pressão negativa também garante que, na presença de algum orifício na câmara, o ar do ambiente externo entre, evitando que haja escape dos gases quentes de exaustão.

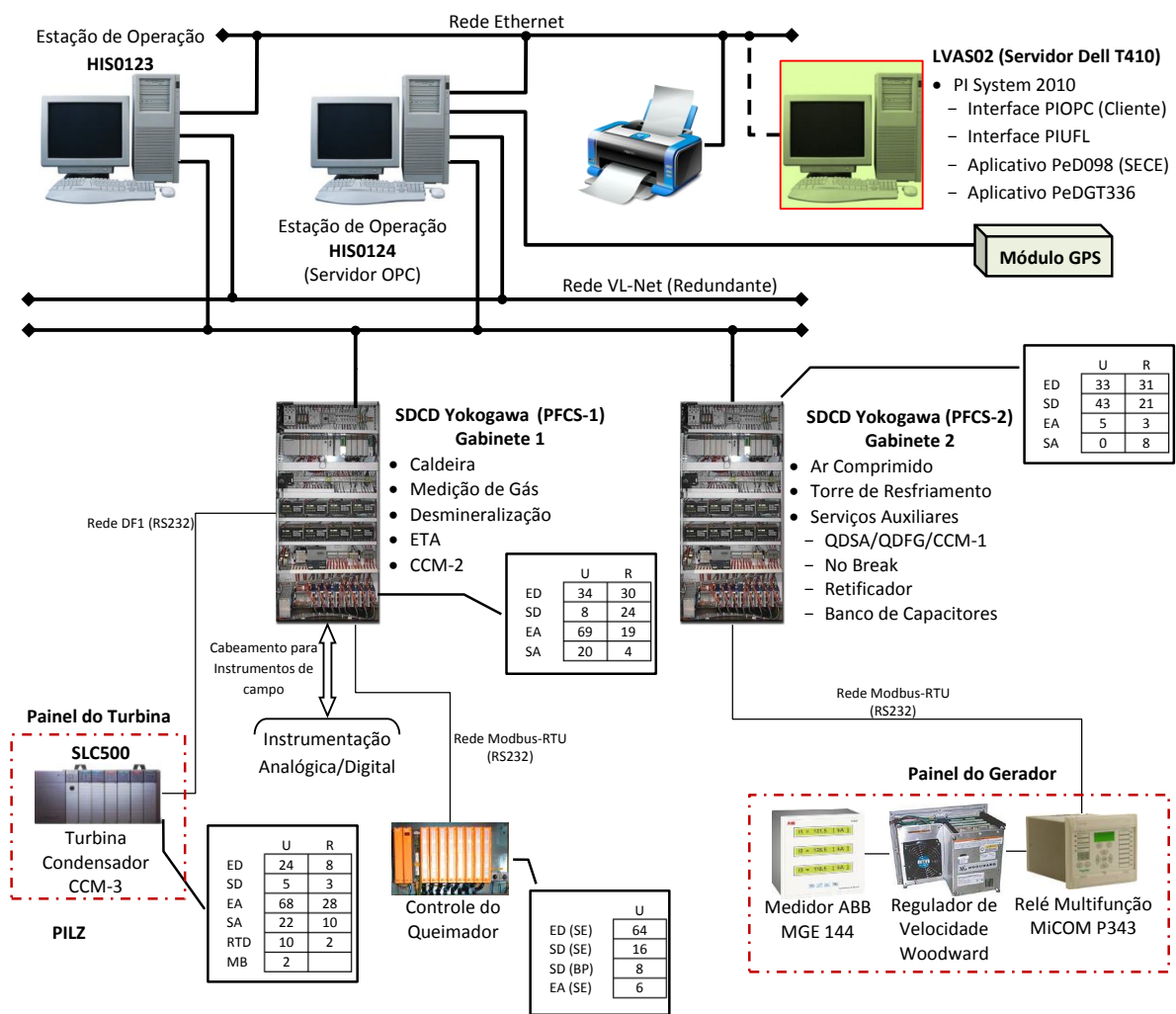
- TIC327: o controle da temperatura do vapor superaquecido evita que a vida útil das pás da turbina seja reduzida em razão de temperatura muito elevada. Também garante que a eficiência da usina não seja reduzida em função do uso de vapor de baixa temperatura. A atuação é feita controlando-se a vazão de água de resfriamento do vapor superaquecido.
- LIC302 e FIQ313: controle de nível de água no tubulão e vazão da água de alimentação. O nível de água no tubulão deve ser rigorosamente controlado para evitar danos em tubos da caldeira ou em componentes da turbina. Seu valor deve ficar em torno de 50% da capacidade do tubulão, com uma tolerância de  $\pm 15\%$ . O nível do tubulão apresenta um comportamento de fase não-mínima, isto é, sua variação responde inicialmente no sentido contrário do que se esperaria para manter o nível em equilíbrio. Esse efeito pode ser potencializado com a admissão de água mais fria no tubulão. Por isso, a UTE Barreiro utiliza regeneradores para pré-aquecer a água de alimentação da caldeira.
- FIQ101 e PIC342: controle da vazão e da pressão da linha de alimentação de GAF. O gás de alto forno é proveniente do gasômetro da siderúrgica e, por ser resíduo de processos, possui poder calorífico variável. O controle de pressão é realizado antes do controle de vazão.
- FIQ311: controla a vazão do ar de combustão. Atua em conjunto com o controle da vazão dos combustíveis. A falta de ar no processo de combustão gera queima incompleta dos combustíveis e produz monóxido de carbono em níveis mais elevados. Por outro lado, o excesso de ar absorve calor que deveria ser usado para a geração de vapor. O controle da vazão de ar de combustão é empregado em estratégia de limite cruzado com as vazões dos combustíveis, de modo a manter sempre um pequeno excesso de ar na queima.

Portanto, o monitoramento de índices de desempenho das malhas da caldeira contribui para indicar se elas operam em condições de normalidade e ajuda a identificar aquelas que necessitam nova sintonia ou mesmo a troca de algum equipamento. A próxima seção descreve brevemente a arquitetura de controle e automação da UTE Barreiro, incluindo o PI System, de onde são coletados os dados para análise e cálculo dos índices que compõem o sistema de validação.

### 3.2 Arquitetura de Automação e Controle

A arquitetura de controle e automação da usina está simplificada na Figura 11. Grande parte das funções de controle é feita por dois SDCDs (Sistema Digital de Controle Distribuído) da Yokogawa, indicados por PFCS-1 e PFCS-2. O primeiro deles é o responsável pelas malhas da caldeira. O controle da turbina é feito pelo CLP (Controlador Lógico Programável) SLC500, da Rockwell Automation, enquanto que o relé MiCOM P343, da Schneider, é responsável pelo controle do gerador. O controle dos queimadores é feito por um equipamento dedicado. Todos eles se comunicam com os SDCDs da Yokogawa.

Figura 11: Arquitetura de controle e automação da UTE Barreiro.



Fonte: documentos do Projeto P&D GT336.

Existe na sala de controle da usina uma máquina servidora de arquitetura PC, com sistema operacional Microsoft Windows Server 2008 R2 SP1 Standard Edition, indicada por LVA02 na Figura 11. É nesta máquina que está instalado o PI System, PIMS da OSIsoft, que é responsável por coletar, armazenar e disponibilizar dados de processo para

aplicações clientes. É também nesta plataforma PIMS que as técnicas de monitoramento e validação, desenvolvidas neste trabalho, são implementadas.

O PI System obtém os dados de processo via OPC (*The Interoperability Standard for Industrial Automation*) com os SDCDs Yokogawa por meio da interface PI OPC, executada como serviço do Windows Server. Essa interface atua como cliente OPC e todos os aplicativos desenvolvidos no Projeto P&D GT336, além de realizarem cálculos e visualizações exclusivamente na máquina LVAS02, acessam a rede de dados apenas para leitura.

A máquina LVAS02 é conectada à rede por meio de um barramento Ethernet e os dados de processo são redirecionados dos SDCDs. Existem duas estações de operação redundantes na sala de controle, representadas por HIS0123 e HIS0124, conectadas à rede proprietária da Yokogawa, a VL-Net. A estação HIS0124 possui configurado um servidor OPC, o qual disponibiliza os dados para que a máquina LVAS02 realize a leitura. A taxa de armazenamento dos dados no banco do PI System é de 1 Hz, que é suficiente para a aplicação de monitoramento em tempo certo desenvolvida neste trabalho.

### 3.3 Comentários Finais

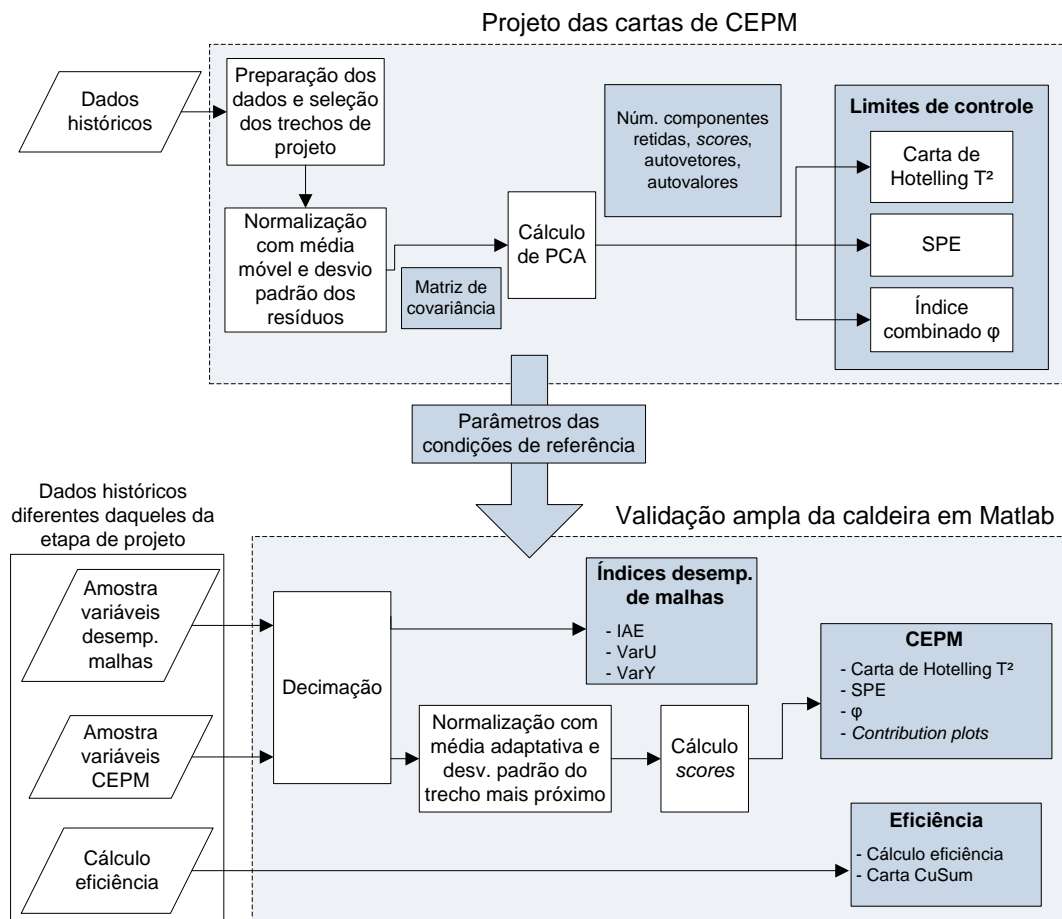
Sendo assim, foram apresentadas as características gerais da usina e, mais especificamente, dos processos que compõem a unidade da caldeira. Em razão da disponibilidade de combustíveis, das variações no poder calorífico e das diferentes demandas de potência, a usina apresenta inúmeros pontos de operação e mudanças frequentes, além de flutuações na média dos processos. Foram também destacadas as variáveis e as malhas de controle de maior interesse para o monitoramento com o sistema de validação ampla.

O próximo capítulo descreve os procedimentos de desenvolvimento do sistema de validação ampla da caldeira. O módulo de controle estatístico considera as variáveis de processo descritas na Tabela 1; os índices de desempenho são calculados sobre as variáveis (controlada e manipulada) das malhas destacadas na Tabela 2; e o cálculo da eficiência da caldeira também é analisado para a composição dos resultados. Quanto aos métodos de CEP, mais especificamente, são propostas adaptações para que eles possam lidar adequadamente com comportamentos não-estacionários na média, mudanças frequentes de *setpoint* e múltiplos pontos de operação.

## 4 Metodologia de Desenvolvimento do Sistema de Validação Ampla da Caldeira

Este capítulo apresenta a metodologia de desenvolvimento e execução do sistema de validação ampla da caldeira em ambiente Matlab. Ela é dividida em duas etapas principais: a de projeto das cartas de CEPM e a de monitoramento e validação *offline* da caldeira com dados históricos. A Figura 12 apresenta um esquema do procedimento geral de construção e aplicação do sistema de validação.

Figura 12: Metodologia de desenvolvimento e execução do sistema de validação ampla da caldeira em ambiente Matlab.



Fonte: elaborada pelo autor.

Na etapa de projeto, são definidos os trechos de referência que correspondem às melhores condições operacionais da caldeira. Esse procedimento é fundamental para a definição dos limites de controle dos índices de CEPM, já que nos trechos de referência não

há a presença de causas especiais de variabilidade e, portanto, os processos se encontram em estado de controle estatístico.

Já na etapa de validação, os parâmetros gerados na fase de projeto das ferramentas de CEPM são utilizados para monitoramento e validação *offline* das condições da caldeira, sendo considerados também os índices de desempenho das malhas e o cálculo de eficiência da unidade. Neste trabalho, a validação é feita *offline* a partir de dados históricos e busca simular o funcionamento dos métodos da maneira como serão executados no PI System. O capítulo 6 apresenta maiores detalhes da implementação do sistema de validação no PI System.

As próximas seções detalham as metodologias dessas duas etapas e os passos internos que ocorrem em cada uma delas. No final deste capítulo é apresentado um mapa do procedimento geral de validação da caldeira, que relaciona a verificação das condições da unidade com as ferramentas disponibilizadas pelo sistema.

## 4.1 Projeto das Cartas de CEPM

A etapa de cálculo das componentes principais e projeto das cartas de CEPM fornece uma referência de operação para a fase seguinte de monitoramento. Ela deve gerar todos os parâmetros necessários para o monitoramento com as ferramentas de CEPM, que são: o número de componentes principais retidas, a matriz de covariância do sistema, seus autovetores, autovalores e os limites de controle da carta de Hotelling  $T^2$ , do SPE e da estatística combinada  $\varphi$ .

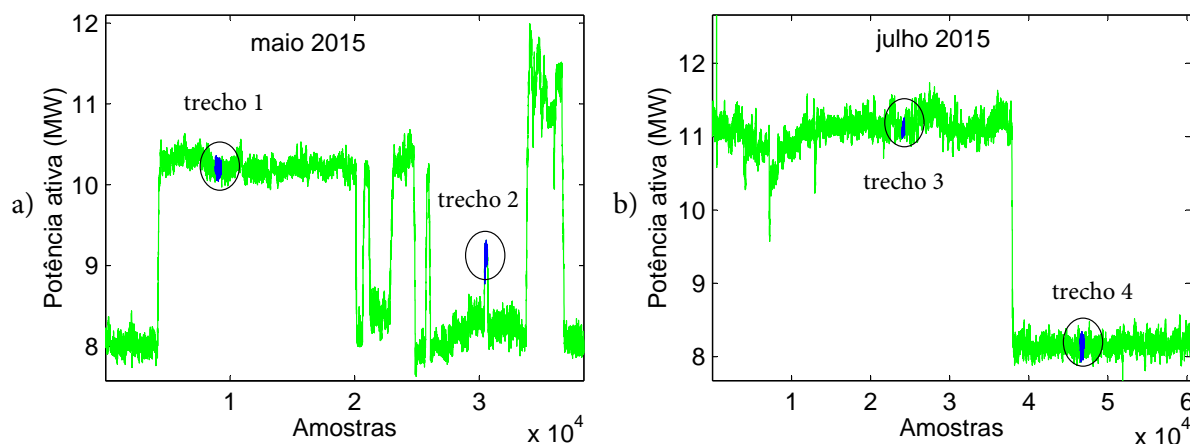
### 4.1.1 Preparação dos dados, seleção das regiões de projeto e normalização

O primeiro passo da fase de projeto consiste na preparação dos dados e seleção das regiões que representam a melhor condição operacional da usina. Inicialmente, os arquivos de dados históricos com as amostras já filtradas e a um intervalo de amostragem de 1 segundo são retiradas do PI System. Prossegue-se, então, para a interpolação dos dados faltantes, a remoção de mensagens esporádicas de falha e a sincronização das variáveis, etapas necessárias para a aplicação dos métodos de CEPM. Para evitar excesso de alarmes na fase de monitoramento, os dados são decimados via método de tentativa e erro combinado com inspeção visual, de modo que não haja perda significativa de correlações dominantes e de variações abruptas no comportamento dos processos. A taxa de decimação escolhida resultou em um intervalo final de 10 segundos entre cada amostra.

A seleção dos trechos de projeto das cartas contou com a participação de operadores e engenheiros do processo, que auxiliaram na classificação dos segmentos de referência. Como a usina gera energia em inúmeros patamares de potência, os *setpoints* dos sistemas da caldeira também se alteram constantemente. Então, optou-se por definir quatro

patamares mais típicos de potência e, correspondente a cada um deles, foi identificado um trecho de dados representativo da melhor condição operacional para aquele ponto. Os trechos escolhidos estão na faixa de 10,2 MW (trecho 1), 9,1 MW (trecho 2), 11 MW (trecho 3) e 8,1 MW (trecho 4). A Figura 13 mostra dados de potência ativa com destaque para os trechos de projeto.

Figura 13: Dados de potência ativa de maio (a) e julho (b) de 2015. Destaque para os trechos de projeto das cartas de CEPM.



Fonte: elaborada pelo autor.

Optou-se por trabalhar com arquivos de dados concatenados de dois períodos distintos: 4 dias de maio e 7 dias de julho de 2015. Esse recorte foi realizado com a finalidade de privilegiar períodos em que a usina operava em patamares de potência diferentes e bem definidos, de modo que a tarefa de seleção dos trechos de referência fosse facilitada. Deve-se tomar o cuidado de desconsiderar a transição entre os arquivos de dados no momento da validação *offline* ou silenciar os índices durante esse período.

Já selecionadas as regiões de projeto, é necessário calcular as estatísticas de média e desvio padrão de cada uma delas, para cada variável. Esses parâmetros são utilizados para a padronização dos dados, pois sobre os dados padronizados é que são obtidas as matrizes de covariância e calculadas as componentes principais. A padronização evita que a diferença de escala entre as variáveis gere resultados indevidos de participação na variabilidade total no momento do cálculo de PCA (MONTGOMERY, 2004).

Na tarefa de determinar a média e o desvio padrão dos trechos de referência, são observadas flutuações residuais na média dos processos, que são consequência dos esforços de controle empregados para lidar com mudanças frequentes de *setpoint* e perturbações de carga. Um fator que agrava o surgimento dessas flutuações são as variações no calor específico do GAF e na composição da mistura de combustíveis (GAF e GN). Logo, mesmo nos momentos em que a usina opera com estabilidade e ausência de causas especiais de

variabilidade (incluindo os trechos de projeto), o comportamento dinâmico das variáveis tende a apresentar uma leve oscilação de longo termo.

Outros fatores que contribuem para o surgimento de oscilações são: desgaste em componentes internos de válvulas e outros equipamentos, vazamento nas tubulações de vapor e de água, restrição da área de exaustão dos gases, sintonia de controladores e outros, que também afetam o desempenho das malhas de controle. Como não houve possibilidade de parada da usina para a realização de manutenção ou auditoria, o projeto das ferramentas de CEPMP deve ser feito sobre o melhor cenário operacional possível, considerando o estado atual dos equipamentos e das malhas. Mesmo com a presença dessas flutuações de média, é desejável que o monitoramento tenha sensibilidade suficiente para detectar eventos anormais que apareçam entre elas. Se elas são consideradas parte da variabilidade natural dos dados, acabam por contribuir com um aumento irreal do desvio padrão dos trechos. Como consequência, qualquer desvio que apareça no meio do período oscilatório permanecerá imperceptível.

Em outras palavras, o impacto mais direto dessas flutuações é no cálculo das covariâncias dos trechos de projeto, já que elevam a faixa de excursão dos dados e impõem uma tendência de longo termo que mascara a variabilidade real, de origem puramente aleatória. Por isso, para não superestimar a variância, propõe-se primeiramente normalizar as amostras com uma média móvel. A média móvel acompanha o comportamento de não-estacionariedade do processo, tornando possível eliminar a variabilidade de longo termo que seria incluída inadequadamente no cálculo das covariâncias.

Uma maneira de se calcular a média móvel é partir da equação de média amostral e adaptá-la para ser executada recursivamente. O resultado é uma equação idêntica à do cálculo recursivo do IAE via filtro de primeira ordem, com um mesmo fator de esquecimento  $\alpha$  que regula a sensibilidade da média. Seja  $x[k]$  uma amostra da variável  $x$  no instante  $k$  e  $\bar{x}_m$  a média de  $m$  amostras de  $x$ :

$$\begin{aligned}\bar{x}_m &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x[i]. \\ \bar{x}_1 &= x[1], \\ \bar{x}_2 &= \frac{1}{2}(x[1] + x[2]), \\ \bar{x}_3 &= \frac{1}{3}(x[1] + x[2] + x[3]) = \frac{1}{3}(2\bar{x}_2 + x[3]), \\ &\vdots \\ \bar{x}_m &= \frac{1}{m} ((m-1)\bar{x}_{m-1} + x[m]).\end{aligned}$$

Recursivamente, a média móvel no instante  $k$ ,  $\bar{x}[k]$ , fica:

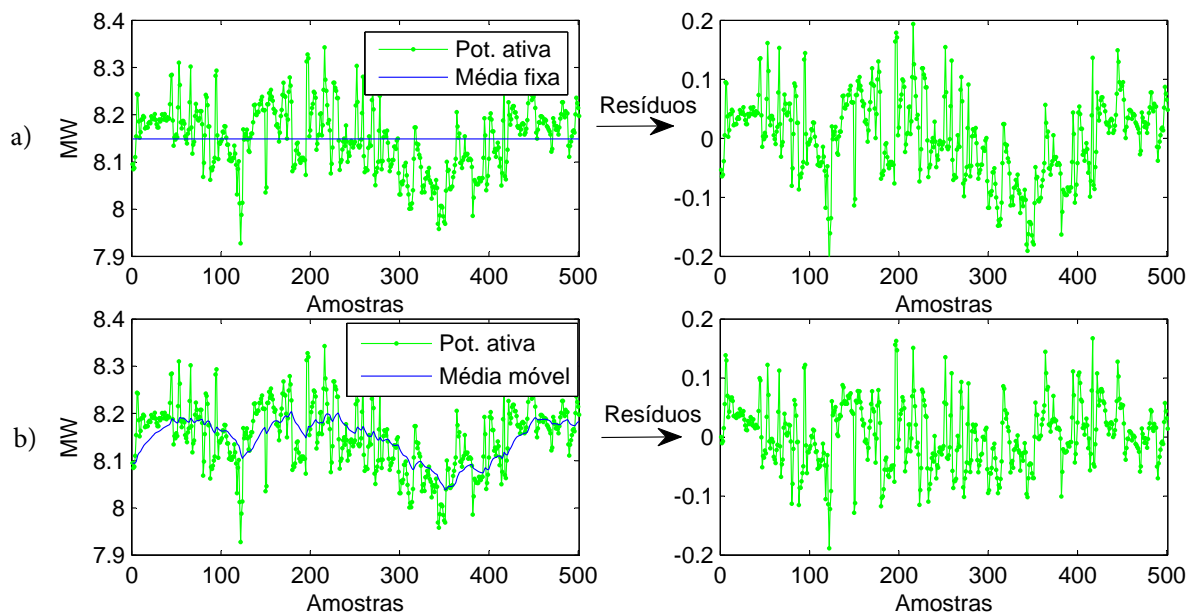
$$\bar{x}[k] = \bar{x}[k-1] + \alpha(x[k] - \bar{x}[k-1]), \quad \alpha = \frac{1}{m}. \quad (4.1)$$

Logo, basta aplicar (4.1) sobre cada amostra do trecho para se obter o perfil de média que considera as flutuações de longo termo. O fator  $\alpha$  é ajustado via tentativa e erro, considerando o compromisso que resulte em uma média não tão rápida, a ponto de eliminar grande parte da variabilidade, e não tão lenta, de modo que não consiga acompanhar as flutuações presentes. Por fim, subtrai-se de cada amostra  $x[k]$  a média móvel calculada no respectivo ponto, gerando resíduos  $r^*[k]$  mais isentos das oscilações de baixa frequência:

$$r^*[k] = x[k] - \bar{x}[k]. \quad (4.2)$$

Como exemplo, a Figura 14 mostra os dados de potência do quarto trecho de projeto com a média fixa e a média móvel, assim como os resíduos gerados da subtração dessas médias. Nota-se que há redução das flutuações quando a média móvel é considerada e maior ênfase é dada às variações naturais, aleatórias e de maior frequência, inerentes ao processo. As informações contidas na Tabela 3 permitem verificar que o desvio padrão de todas as variáveis é reduzido, confirmando a redução geral da variabilidade quando esse procedimento é adotado.

Figura 14: Dados de potência ativa do trecho de projeto 4 com média fixa (a) e média móvel (b). Resíduos gerados pela subtração de cada média (à direita).



Fonte: elaborada pelo autor.

É importante destacar que, por mais que a média móvel esteja bem ajustada, os resíduos ainda não possuem média estritamente nula. Isso se deve ao atraso imposto pela dinâmica do cálculo de média. Por isso, depois de extrair a média móvel dos dados e eliminar as flutuações mais grosseiras, subtrai-se também a média amostral dos resíduos,  $\bar{r}^*$ , como forma de refinar todo o procedimento e garantir que, de fato, as amostras possuam



Tabela 3: Desvios padrão das variáveis no quarto trecho de projeto, calculados sobre os resíduos da normalização com média fixa e média móvel.

TAG	D. padrão média fixa	D. padrão média móvel
FIQ101	904.6338	542.4080
FIQ313	501.9546	266.8872
FIT301	336.1585	223.5575
PI343	0.2314	0.0182
PIC322	0.2373	0.0381
TIC327	1.4557	0.2271
TI323	0.2245	0.1012
TI329	2.3045	0.1011
TI343	0.7952	0.0064
FIQ311	971.0369	390.5074
AIC301	0.0536	0.0028
POT	0.0692	0.0482
LIC302	0.4166	0.1498

Fonte: elaborada pelo autor.

média igual a zero:

$$r[k] = r^*[k] - \bar{r}^*. \quad (4.3)$$

Nesse ponto, as matrizes de covariância que são utilizadas no cálculo de PCA já quase podem ser obtidas, restando apenas finalizar a etapa de normalização dos dados com o desvio padrão dos resíduos. Cada resíduo é dividido pelo seu respectivo desvio padrão, de modo que as amostras do trecho de projeto possuam, no final, média zero e desvio padrão unitário. Seja  $\sigma^{(p, tr)}$  o desvio padrão dos resíduos da  $p$ -ésima variável no trecho de projeto  $tr$ . De modo semelhante, seja  $\mathbf{r}^{(p, tr)} \in \mathbb{R}^{1 \times m}$  o respectivo vetor linha com os resíduos de todos os  $m$  pontos. O vetor com as amostras normalizadas da variável  $p$  no trecho  $tr$  fica:

$$\mathbf{y}^{(p, tr)} = \mathbf{r}^{(p, tr)} ./ \sigma^{(p, tr)}, \quad (4.4)$$

e o símbolo  $./$  denota divisão ponto a ponto de todos os elementos do vetor  $\mathbf{r}^{(p, tr)}$  por  $\sigma^{(p, tr)}$ . Por fim, tem-se que a matriz de covariância  $\mathbf{S}^{(tr)}$  do trecho de projeto  $tr$ , composto por  $m$  amostras  $p$ -variadas, é calculada por:

$$\mathbf{S}^{(tr)} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{y}_i^{(tr)})(\mathbf{y}_i^{(tr)})^T, \quad (4.5)$$

em que  $\mathbf{y}_i^{(tr)} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$  é a  $i$ -ésima amostra normalizada do trecho  $tr$ .

#### 4.1.2 Cálculo das componentes principais

O cálculo das componentes principais (CPs) é importante tanto por reduzir o espaço de variáveis quanto por fornecer condições para identificar aquelas responsáveis por

alterações no processo. Calcula-se a matriz de covariância dos dados normalizados para cada trecho e, de acordo com a equação (2.3), são obtidos os autovalores e autovetores que definem o conjunto de componentes principais. Cada autovetor representa um eixo de variabilidade do conjunto e o autovalor correspondente indica o percentual de variabilidade total do sistema ao longo desse eixo.

As componentes principais que contribuem para explicar a maior parte da variabilidade são retidas e sobre elas é realizado o projeto da carta de Hotelling  $T^2$ . Os índices SPE e  $\varphi$ , assim como seus limites de controle, também dependem do número de componentes retidas e da matriz de covariância dos trechos. Esses mesmos parâmetros são necessários para o cálculo das contribuições individuais de cada variável no índice  $T^2$  e no SPE, as quais são monitoradas com os *contribution plots* e auxiliam na identificação de faltas.

Como estão definidas quatro regiões de projeto, cada uma possui uma matriz de covariância associada e também um número  $k$  de CPs retidas. Para este trabalho, optou-se por reter um número de componentes que explique cerca de 95% de variabilidade de cada trecho. A Tabela 4 mostra o número  $k$  de componentes retidas e a porcentagem acumulada de variabilidade explicada em cada um, definidos com ajuda da equação (2.4).

Tabela 4: Número de componentes retidas e percentual acumulado de variabilidade explicada em cada região de projeto.

Região	CPs retidas	Percentual acumulado
1	9	96,78%
2	8	94,49%
3	9	96,38%
4	9	95,05%

Fonte: elaborada pelo autor.

Por fim, para cada região de projeto são obtidos os *scores* das  $k$  componentes principais retidas,  $\mathbf{Z}_k \in \mathbb{R}^{k \times m}$ , para todas as  $m$  amostras. Eles representam o novo e reduzido conjunto de variáveis descorrelacionadas, que agrega cerca de 95% de variabilidade dos dados originais conforme indicado na Tabela 4. Juntamente com os parâmetros já calculados (autovetores, autovalores, matriz de covariância e número de CPs retidas), os *scores* retidos servem de base para o cálculo dos índices estatísticos e seus limites de controle. A equação (4.6) mostra o cálculo de  $\mathbf{Z}_k$  para todo o trecho de projeto:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{U}_k^T \mathbf{Y}, \quad (4.6)$$

em que  $\mathbf{U}_k^T$  é a matriz com os autovetores das  $k$  primeiras componentes retidas transposta e  $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{p \times m}$  é a matriz com os dados já normalizados, sendo que cada linha correspondente a uma variável e cada coluna a uma amostra.

### 4.1.3 Cálculo dos limites dos índices estatísticos multivariados

A etapa final do projeto das ferramentas de CEPM consiste em calcular os limites da carta de Hotelling  $T^2$  e dos índices SPE e  $\varphi$ . As equações para obtenção dos índices são aplicadas sobre os *scores* das regiões de projeto. No caso do índice  $T^2$ , são considerados apenas os *scores* retidos. Se os índices dessas regiões se encontram abaixo do limite ou respeitam o intervalo de confiança estabelecido, então, de maneira geral, indicam que o processo de fato operava em estado de controle estatístico nesse período. Logo, essas regiões podem ser tomadas como referência para o monitoramento. O cálculo do índice  $T^2$  sobre cada vetor de *scores* retidos  $\mathbf{z}_k$  fica:

$$T^2 = (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_k)^T \mathbf{S}_z^{-1} (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_k), \quad (4.7)$$

sendo  $\mathbf{S}_z^{-1}$  e  $\bar{\mathbf{z}}_k$  a inversa da matriz de covariância e a média dos *scores* retidos, respectivamente. Como os *scores* são descorrelacionados e suas variâncias são os autovalores da matriz de covariância do trecho de projeto, tem-se que  $\mathbf{S}_z = \mathbf{\Lambda}_k$ , matriz diagonal com os autovalores das  $k$  componentes principais mantidas. Além disso,  $\bar{\mathbf{z}}_k = 0$ , pois as CPs são aplicadas sobre variáveis de média zero.

Uma forma de calcular o SPE, diferente daquelas mostradas na subseção 2.2.3, é diretamente pelos *scores* das  $l$  componentes descartadas, como mostra a equação (4.8). Nesse caso,  $l = p - k$  e  $p$  é o número total de variáveis (JACKSON, 1991). O índice combinado  $\varphi$  é calculado de acordo com (2.15).

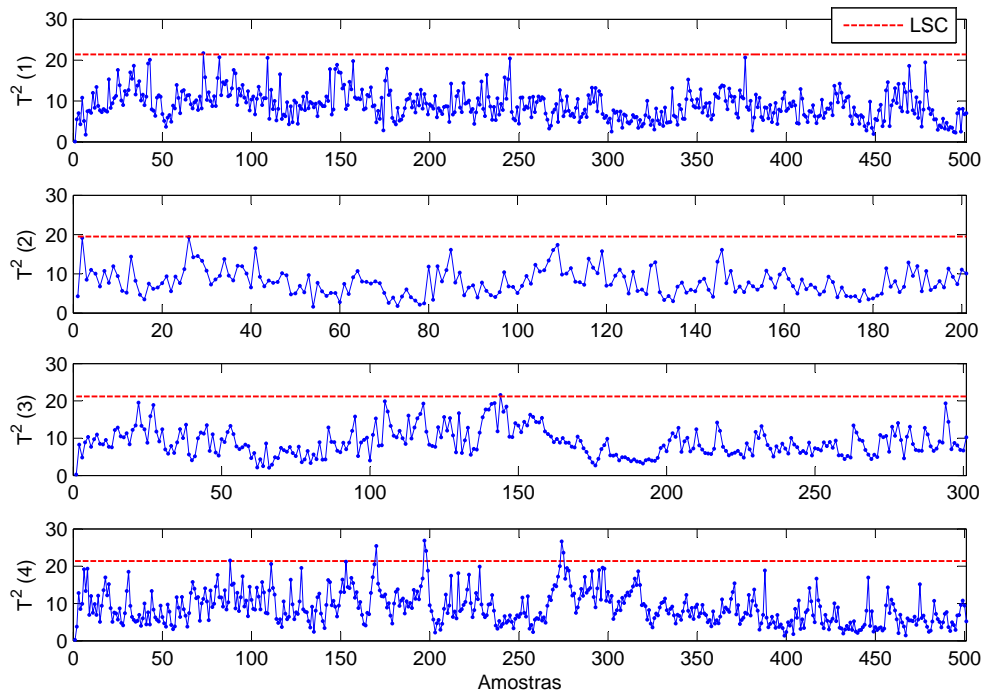
$$\text{SPE} = (\mathbf{z}_l)(\mathbf{z}_l)^T. \quad (4.8)$$

Vale lembrar que o limite da etapa de projeto da carta de Hotelling é tentativo e difere daquele calculado para a etapa de monitoramento. Ambos estão indicados nas equações (2.8) e (2.9). Ao final do projeto da carta, os limites de controle deverão ser recalculados se houver pontos indicando situação fora do estado de controle estatístico. Nesse caso, esses pontos são desconsiderados e todo o procedimento de normalização, cálculo da matriz de covariância e escolha do número de componentes principais mantidas é realizado novamente. Esse processo se repete até que o limite adequado seja obtido.

As cartas de Hotelling das quatro regiões de referência são mostradas na Figura 15. Em todas elas, o índice fica abaixo do limite superior de controle (LSC) ou ultrapassa-o levemente em proporção compatível com o intervalo de confiança (99%), indicando ausência de causas especiais de variabilidade. Então, os limites para a fase de monitoramento podem ser calculados.

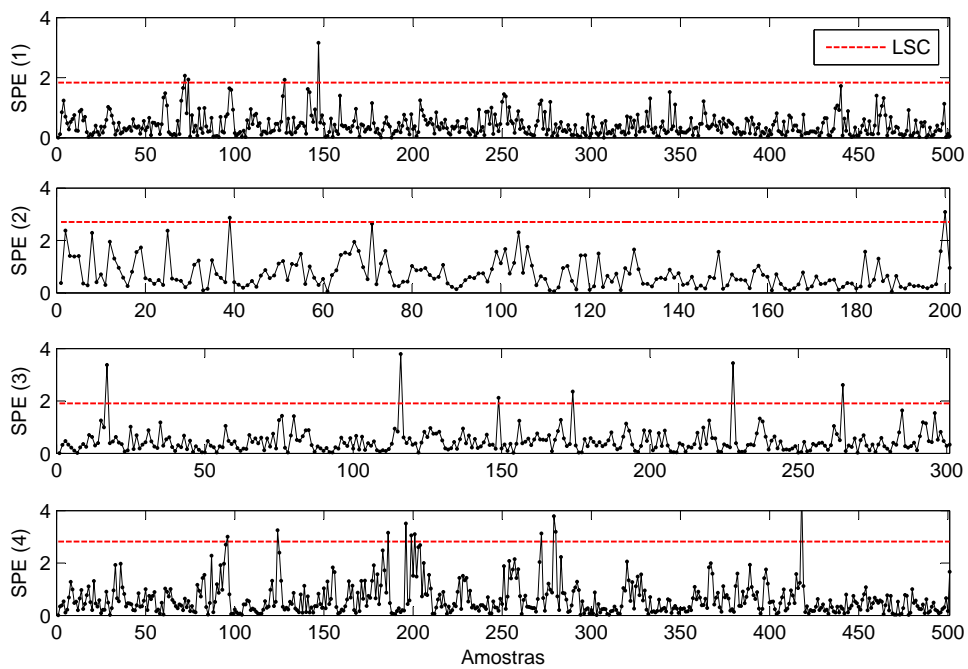
Os índices SPE e combinado  $\varphi$  dos trechos de referência também indicam comportamento geral de normalidade, conforme mostram as Figuras 16 e 17. Eles apresentam alguns pontos a mais fora dos limites no trecho 4, mas que, levando-se em consideração as condições atuais degradadas dos equipamentos da usina, podem ser considerados

Figura 15: Carta de Hotelling  $T^2$  para as quatro regiões de projeto.

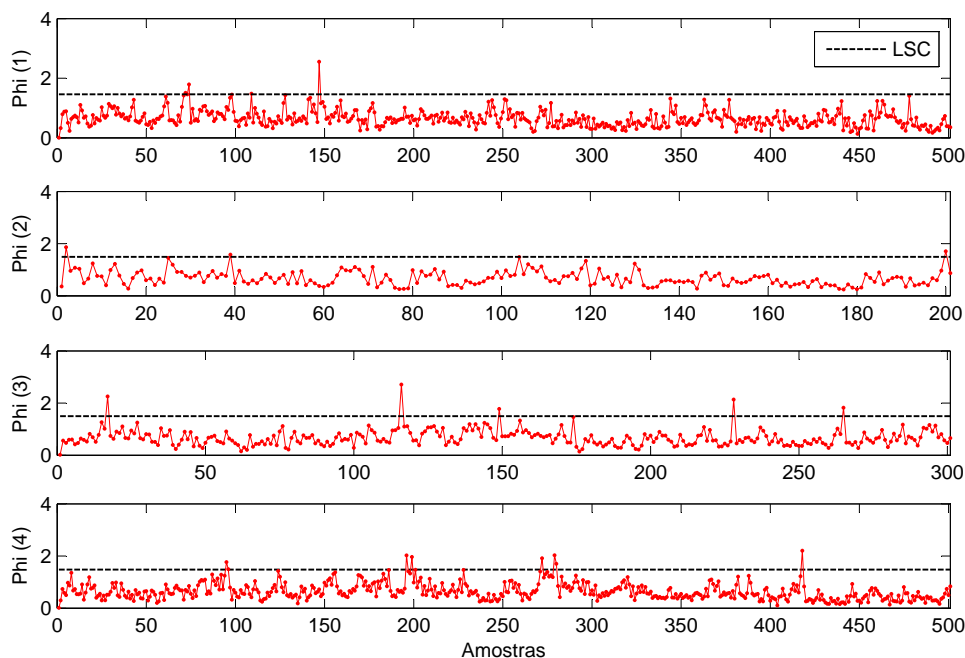


Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 16: Índice SPE nas quatro regiões de projeto.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 17: Índice combinado  $\varphi$  (Phi) nas quatro regiões de projeto.

Fonte: elaborada pelo autor.

aceitáveis. O número de pontos e os limites de controle dos índices para cada trecho, considerando um intervalo de confiança de 99%, estão resumidos na Tabela 5.

Tabela 5: Número total de amostras de cada trecho de projeto e limites de controle dos índices estatísticos (intervalo de confiança de 99%).

Trecho	Núm. total de amostras	LSC (projeto)		LSC (monitoramento)	
		$T^2$	$T^2$	SPE	$\varphi$
1	501	21,3920	22,3933	1,8361	1,4590
2	201	19,4857	21,6996	2,7056	1,4936
3	301	21,2099	22,9008	1,9062	1,4985
4	501	21,3920	22,3933	2,8191	1,4784

Fonte: elaborada pelo autor.

Sendo assim, os parâmetros que caracterizam as condições de referências, necessários para a aplicação das ferramentas de CEP, estão definidos. São eles: a matriz de covariância do sistema, seus autovetores e autovalores, o número de CPs retidas e os limites de controle dos índices estatísticos. Como a usina opera em múltiplos patamares, decidiu-se pela classificação de quatro regiões típicas de operação ao invés de uma única. Na seção seguinte, que trata da metodologia de validação ampla da caldeira, são detalhados os mecanismos que lidam com a seleção dos parâmetros de monitoramento e os múltiplos pontos de operação da usina.

## 4.2 Monitoramento e Validação Ampla da Caldeira

Já estabelecidos os parâmetros de referência para o monitoramento com as ferramentas de CEPM, a etapa de validação se baseia no monitoramento dos índices estatísticos, dos índices de desempenho de malhas e do cálculo de eficiência para fornecer uma visão completa do estado dos processos da caldeira. São calculadas também as contribuições das variáveis do módulo de CEPM no índice  $T^2$  e no SPE, de modo que se possa identificar aquelas que mais contribuem para um evento anormal detectado.

Nesta seção, a validação é feita sobre o restante das amostras de maneira a simular a execução do sistema em tempo certo (“*just-in-time*”). Cada amostra é tratada individualmente em um processo iterativo que engloba todo o arquivo de dados. Em uma etapa posterior, os algoritmos de cálculo do sistema de validação são implementados e executados em tempo certo no PIMS. O capítulo 6 apresenta com maiores detalhes a implementação no ambiente do PI System, PIMS que se encontra instalado na UTE Barreiro.

Portanto, o primeiro passo da metodologia de validação é decimar as amostras das variáveis a uma taxa igual àquela utilizada na fase de projeto. As variáveis de CEPM e das malhas são coletadas dos arquivos de dados do PIMS e possuem, originalmente, um intervalo de amostragem de 1 segundo, enquanto que o valor do cálculo de eficiência possui intervalo original de 5 segundos. No caso específico das variáveis do módulo de CEPM, elas são normalizadas e têm seus *scores* calculados. Os parâmetros para normalização e cálculo dos *scores* são aqueles da região de projeto correspondente ao patamar de potência em que a usina opera. Por fim, são calculados todos os índices multivariados, os de desempenho de malhas e as contribuições das variáveis sobre o  $T^2$  e o SPE. A eficiência da caldeira é monitorada com uma carta de soma cumulativa para auxiliar na identificação de alterações. As próximas subseções detalham essas etapas.

### 4.2.1 Cálculo do desempenho das malhas de controle e monitoramento da eficiência com carta de soma cumulativa

Sobre os dados decimados das variáveis controladas são calculados os índices de desempenho: IAE, variabilidade da variável manipulada,  $VarU$ , e da variável controlada,  $VarY$ . Eles ficam disponíveis para que o usuário do sistema de validação possa consultá-los no momento em que uma alteração é detectada pelos índices de CEPM. Como são ao todo 9 malhas selecionadas e de cada uma são necessárias 3 variáveis, o número total de indicadores de desempenho e de variáveis utilizadas é 27. O IAE é calculado sobre o erro entre o *setpoint* (SV) e a variável controlada (PV). A Tabela 6 destaca todas as variáveis envolvidas. Os valores de  $\alpha$  na equação de cálculo do IAE (2.33) são ajustados para cada variável individualmente, levando em conta a diferença de dinâmica que existe entre elas.

Tabela 6: Variáveis para cálculo de desempenho das malhas da caldeira.

Malha	Variável controlada	Variável manipulada	Setpoint
Vazão GAF na entrada do queimador	FIQ101_PV	FIQ101_MV	FIQ101_SV
Vazão de água de alimentação	FIQ313_PV	FIQ313_MV	FIQ313_SV
Pressão do vapor no superaquecedor	PIC322_PV	PIC322_MV	PIC322_SV
Temp. do vapor no superaquecedor	TIC327_PV	TIC327_MV	TIC327_SV
Vazão de ar de combustão	FIQ311_PV	FIQ311_MV	FIQ311_SV
Nível de água do tubulão	LIC302_PV	LIC302_MV	LIC302_SV
Pressão do ar de combustão	PIC341_PV	PIC341_MV	PIC341_SV
Pressão do GAF	PIC342_PV	PIC342_MV	PIC342_SV
Pressão na câmara de queima	PIC323_PV	PIC323_MV	PIC323_SV

O resultado do cálculo de eficiência da caldeira, executado pelo SECE, é monitorado em conjunto com os índices de desempenho de malhas e de CEPM. Isso auxilia as equipes de operação e manutenção a buscarem ajustes que proporcionem uma operação mais eficiente da caldeira. Sejam aqueles para estabelecer novos *setpoints*, alterar a mistura de combustíveis ou relacionados a outras estratégias de operação e controle dos sistemas da caldeira. Além disso, a análise conjunta com os outros índices de validação ajuda a enxergar o impacto que uma determinada falta tem na eficiência da produção de vapor. Isso contribui para a geração de conhecimento sobre o processo e auxilia na seleção das prioridades de manutenção.

Para que as alterações de média do cálculo de eficiência sejam percebidas mais facilmente, propõe-se a utilização de uma carta de soma cumulativa (carta CuSum). Essa ferramenta de CEP é ideal para detectar pequenas alterações de média, pois considera a soma cumulativa dos desvios em relação à média de referência  $\mu_0$  (MONTGOMERY, 2004). A carta CuSum compreende tanto os desvios acima da média, acumulados na estatística  $C^+$ , quanto os desvios abaixo da média, acumulados na estatística  $C^-$ . As estatísticas  $C^+$  e  $C^-$  são denominadas CuSum unilateral superior e inferior, respectivamente, e são calculadas a cada instante  $k$  por:

**CuSum unilateral superior e inferior:**

$$C^+[k] = \max\{0, x[k] - (\mu_0 + K) + C^+[k-1]\}, \quad (4.9)$$

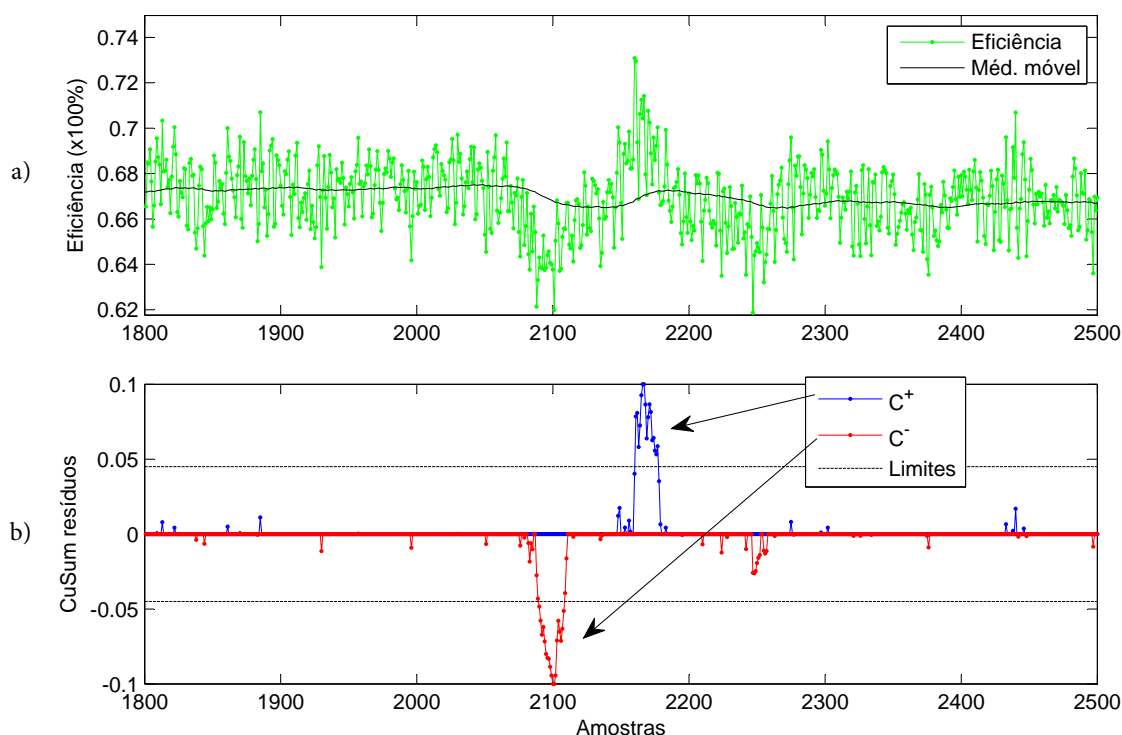
$$C^-[k] = \max\{0, (\mu_0 - K) - x[k] + C^-[k-1]\}, \quad (4.10)$$

em que  $x[k]$  é a variável monitorada e a constante  $K$  representa uma folga ou tolerância no cálculo dos desvios, geralmente escolhida como sendo a metade da diferença entre a média de referência  $\mu_0$  e a média fora de controle estatístico que se deseja detectar. O valor de  $K$  escolhido neste trabalho é de 0,02 (2%). Os limites de controle para  $C^+$  e  $C^-$  recomendados são de  $5\sigma$ , sendo  $\sigma$  o desvio padrão dos dados.

Como a eficiência da caldeira também apresenta variações que dependem do ponto de operação da usina e da composição dos combustíveis, optou-se por utilizar uma média

móvel de longo termo como média de referência  $\mu_0$  nas equações (4.9) e (4.10). Ela é obtida de maneira semelhante àquela utilizada nos trechos de projeto para normalização dos dados. Assim, a carta CuSum é operada sobre o resíduo da eficiência com relação à média móvel. Tem-se então uma ferramenta que alarma rapidamente quando ocorrem flutuações ou mudanças consideráveis na média da eficiência, para mais ou para menos. A Figura 18 mostra um exemplo com dados reais de eficiência, em que flutuações na média são alarmadas com a carta CuSum.

Figura 18: Detecção de alterações na média da eficiência com a carta de soma cumulativa.



Fonte: elaborada pelo autor.

#### 4.2.2 Normalização das variáveis de CEPM com média adaptativa

A quantidade de energia fornecida pela UTE Barreiro varia de acordo com a disponibilidade de GAF e com a demanda necessitada pela Vallourec. É normal que a potência gerada sofra mudanças constantes, mesmo no período de um único dia. Por essa razão, há inúmeros patamares intermediários de operação que não se encaixam naqueles definidos como referência, mesmo que tenham sido determinados intencionalmente pela equipe de operação e estejam em estado de controle estatístico. Soma-se a isso o fato das proporções dos combustíveis GAF e GN poderem ser alteradas e o fato do poder calorífico do GAF não ser constante. Tais patamares podem gerar excesso de alarmes pelas ferramentas de controle estatístico, que não necessariamente apontam para um comportamento anormal,

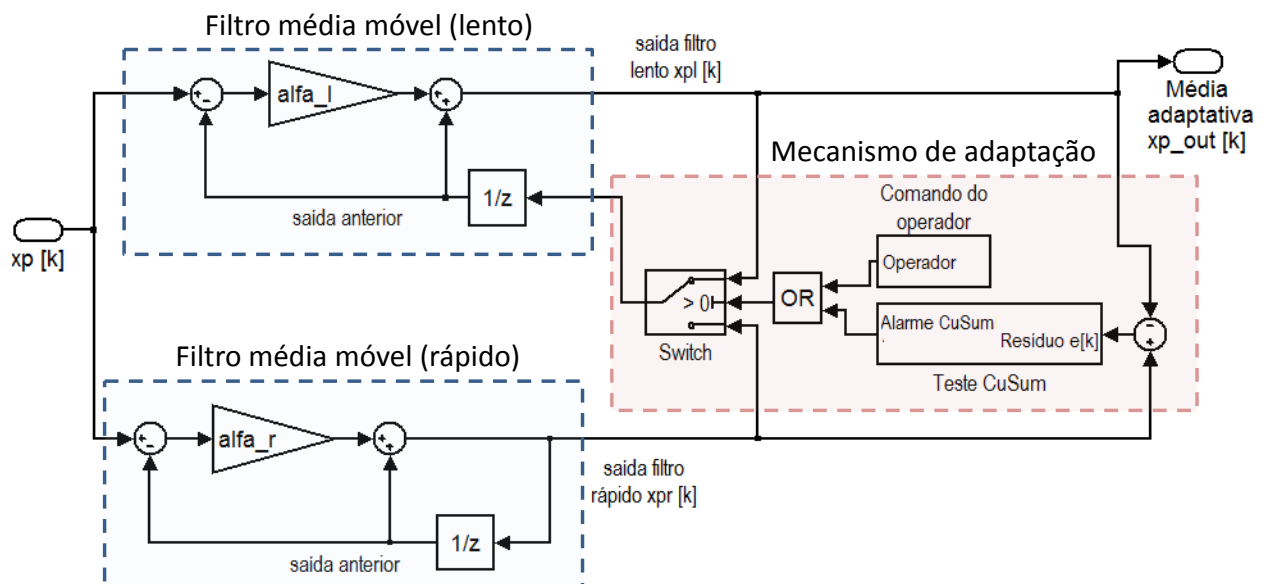


mas apenas indicam um novo ponto de operação não previsto. Assim, uma alternativa é tratá-los via normalização das amostras com um esquema de média adaptativa.

Usar média adaptativa para normalização dos dados é uma forma de considerar todos os pontos de operação diferentes daqueles da fase de projeto. Outra característica importante é que ela seja calculada da mesma maneira que na etapa de projeto. Ou seja, recursivamente, amostra por amostra, e considerando as flutuações residuais presentes na média dos processos. Assim, a exigência de estacionariedade ou quase-estacionariedade pelas técnicas de CEPM é satisfeita.

O esquema proposto para o cálculo e adaptação da média móvel é indicado na Figura 19. Braga, L., Braga, A. e Braga, C. (2013) utilizam um procedimento semelhante em um processo de monitoramento energético de edificações.

Figura 19: Esquema de cálculo e adaptação da média para normalização das amostras.



Fonte: elaborada pelo autor.

Inicialmente, a amostra da variável  $p$  no instante  $k$ ,  $x_p[k]$ , atua como entrada de dois filtros de média recursivos. Um deles, o filtro rápido, dá mais peso às amostras atuais, resultando em um sinal que acompanha melhor as variações dos dados originais. O outro, o filtro lento, prioriza o histórico de amostras, gerando um sinal que representa uma média mais longa do sinal. A equação dos filtros é aquela em (4.1).

O fator de esquecimento do filtro lento e do filtro rápido são, respectivamente,  $\alpha_l$  e  $\alpha_r$ . No cálculo desses parâmetros,  $m$  em (4.1) é equivalente ao número de pontos da janela de média. Quanto maior o tamanho da janela, menor o fator de esquecimento e mais lenta é a dinâmica do filtro. Pelo contrário, uma janela curta resulta em um fator

de esquecimento mais alto e, conseqüentemente, em um filtro de dinâmica mais rápida.

Após os cálculos de média, a saída do filtro lento  $x_{p,l}[k]$  é subtraída da saída do filtro rápido  $x_{p,r}[k]$ , obtendo-se um resíduo  $e[k]$ . Ele representa o quão longe as saídas dos filtros estão uma da outra. Os resíduos são acumulados a cada instante de tempo e, a cada vez que o módulo da soma cumulativa (CuSum) ultrapassa um determinado limiar, ela é zerada e um alarme é gerado (alarme CuSum). Se o número de alarmes CuSum gerados em um intervalo de tempo definido (10 amostras) ultrapassa uma quantidade máxima (3 alarmes), há um indicativo de que o processo opera com média diferente. Quando isso ocorre, o valor de saída do filtro lento é igualado ao do filtro rápido, consolidando a adaptação da média ao novo patamar. Se não houver um número suficiente de alarmes CuSum que indique necessidade de adaptação, a média de normalização  $x_{p,out}[k]$  é a saída do filtro lento.

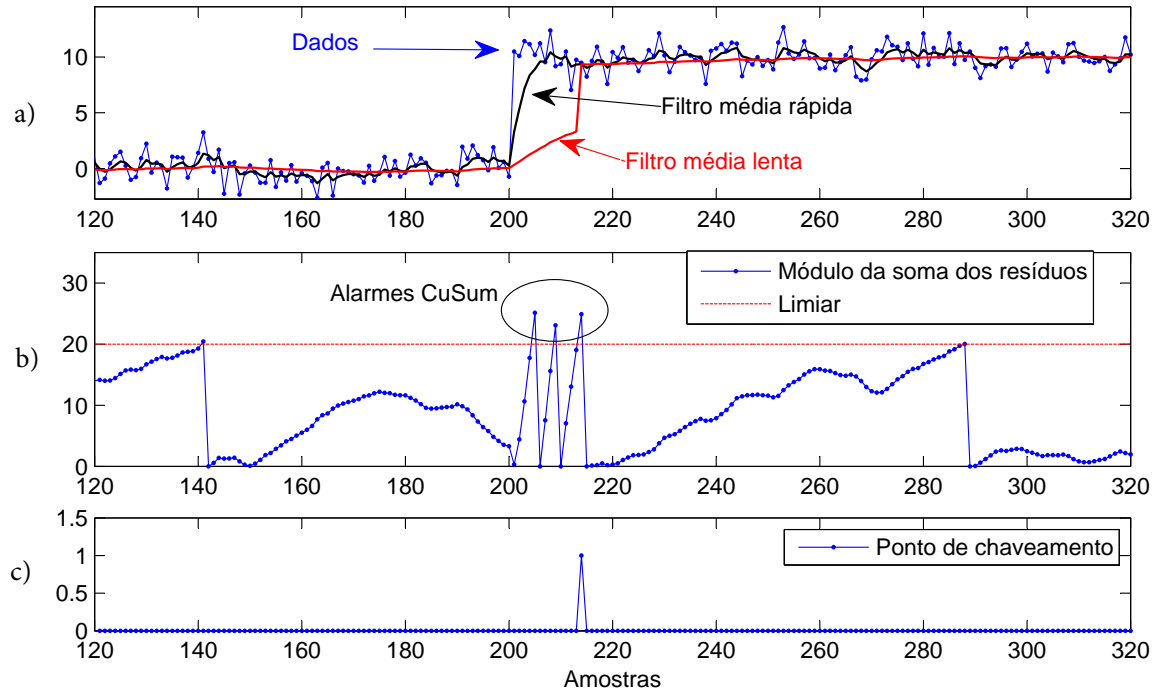
Em outras palavras, se há aumento na frequência de alarmes CuSum, é sinal de que existe uma diferença considerável entre a nova média de operação do processo e a anterior, cada uma sendo rastreada por um filtro diferente. Como resultado desse algoritmo, o filtro lento se adapta ao novo patamar de operação, permitindo que as variáveis sejam padronizadas com relação ao nível de operação atual em que se encontram. A adaptação de média é realizada para todas as variáveis e os parâmetros  $\alpha_r$  e  $\alpha_l$  são ajustados individualmente, de modo que a adaptação ocorra de maneira ágil nos momentos de mudança de média. Todos os parâmetros do mecanismo de adaptação (limiar de alarme CuSum, intervalo de amostras e número máximo de alarmes) são ajustados empiricamente.

A Figura 20 resume o mecanismo de adaptação de média proposto, aplicando-o em um conjunto de dados simulados. Foram gerados dados aleatórios que seguem uma distribuição normal. Há uma mudança instantânea na média no processo de 0 para 10 por volta da amostra de número 200. Quando isso ocorre, o valor da soma cumulativa dos resíduos aumenta e chega a gerar três alarmes CuSum em um intervalo de 10 amostras, o que é suficiente para que a média lenta seja chaveada para a média rápida. Essa mudança acontece na amostra de número 215.

Caso um mecanismo desse tipo não fosse implementado, as mudanças de *setpoint* gerariam grande quantidade de alarmes nas ferramentas de CEPM, que durariam até que a média móvel de normalização atingisse o novo patamar. Essa enxurrada de alarmes redundantes exige a atenção do usuário do sistema por mais tempo que o necessário. Com a adaptação de médias, os alarmes são gerados apenas no momento em que ocorrem as mudanças.

Porém, em muitas das vezes, a mudança no ponto de operação é determinada intencionalmente pelo operador da usina e não representa um evento anormal nos processos ou uma falta. Nesse caso, a saída do filtro de média lento também é igualada ao valor do filtro rápido e as ferramentas de CEPM são silenciadas, suprimindo alarmes que natural-

Figura 20: Exemplo de funcionamento do mecanismo de adaptação de média. Dados simulados e médias (a), alarmes CuSum (b) e ponto de chaveamento de média (c).

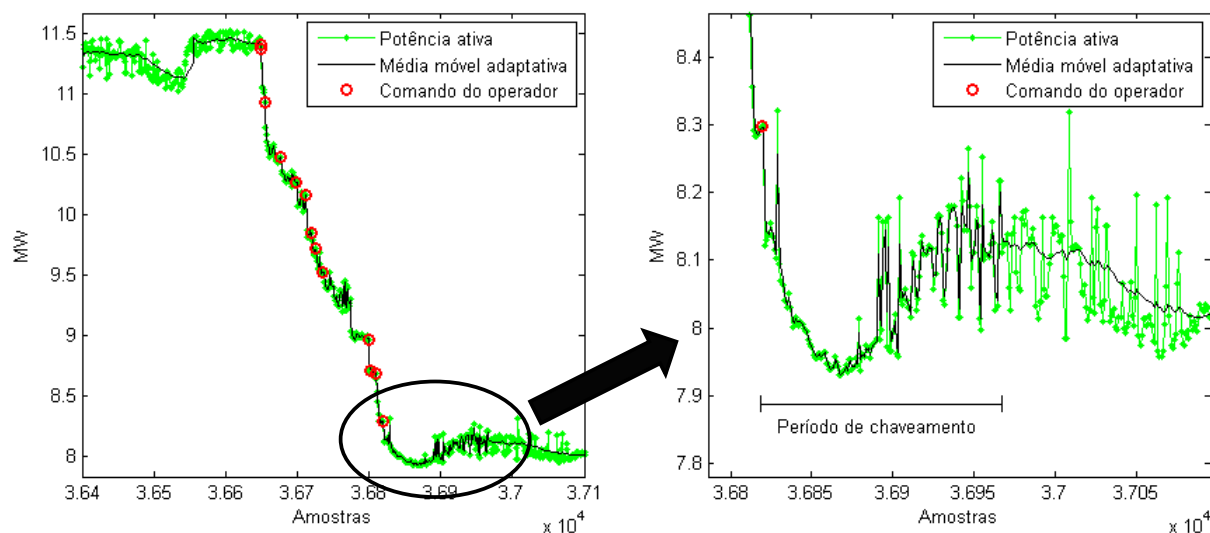


Fonte: elaborada pelo autor.

mente surgiriam durante o transiente da mudança. Para isso, o mecanismo de adaptação lê o comando do operador de alteração no *setpoint* de potência e ativa o chaveamento de média, que se mantém por um período suficiente para haver acomodação das dinâmicas. Definiu-se para este trabalho que um período de silenciamento de 150 amostras é suficiente para considerar as dinâmicas típicas dos processos.

A figura 21 mostra como exemplo um trecho de dados de potência em que há comando de mudança de ponto de operação. A ação é realizada aos poucos, com pequenos degraus negativos, partindo de 11,3 MW e atingindo 8 MW. Cada comando de mudança faz com que a saída do filtro de média lenta seja igualada à do filtro rápido por um período de 150 amostras. Apesar de não mostrado, os alarmes das ferramentas de estatística multivariada também são silenciadas nesse mesmo período (ou seja, o valor de cada índice é igualado ao seu limite de controle).

Cada variável é, então, normalizada com média adaptativa e com o desvio padrão correspondente ao trecho de projeto mais próximo. Isto é, aquele que possui a média de potência mais próxima da saída do filtro lento no instante atual,  $x_{12;out}[k]$  (a potência ativa é a 12ª variável da Tabela 1). Realizar a seleção dos desvios padrão e de todos os demais parâmetros de monitoramento dessa maneira é uma forma de tomar a potência

Figura 21: Exemplo de trecho em que há mudança intencional de *setpoint* de potência.

Fonte: elaborada pelo autor.

ativa como variável de referência do ponto de operação da usina.

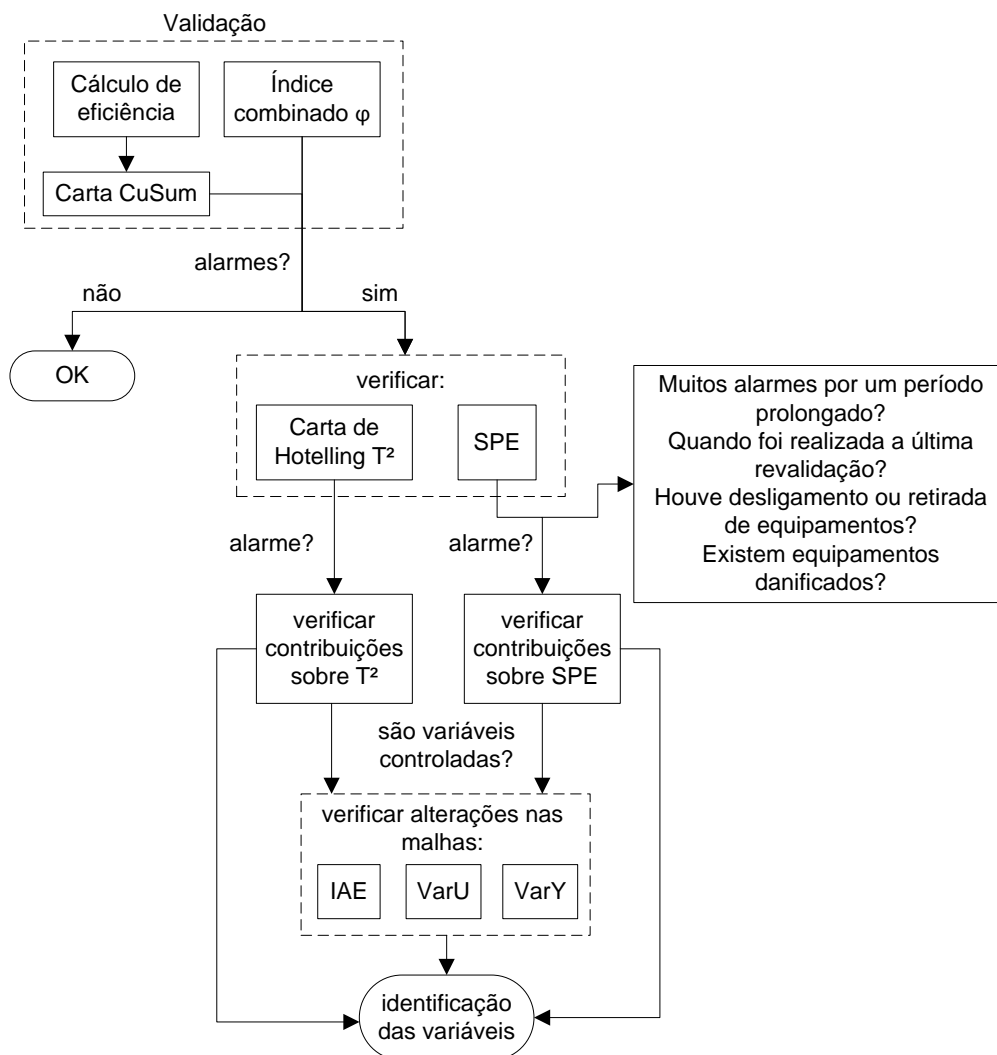
Terminado o processo de normalização das variáveis, são calculados os *scores* das componentes principais e os índices estatísticos multivariados. Todos os índices são monitorados com relação aos limites de controle calculados na etapa de projeto. As contribuições de cada variável no cálculo do  $T^2$  e do SPE ajudam na tarefa de identificação quando ocorre um alarme indicativo de falta.

### 4.3 Procedimento final de validação

Um guia geral do procedimento final de validação da unidade da caldeira é mostrado na Figura 22. Em condições de normalidade, a eficiência e a estatística combinada são suficientes para indicar que a caldeira opera em uma situação igual ou próxima à melhor possível. Quando há ocorrência de alarmes no monitoramento do índice  $\varphi$  ou da eficiência, são verificados os índices  $T^2$  e SPE, bem como as contribuições das variáveis no cálculo de cada um deles. Os *contribution plots* fornecem uma primeira indicação das variáveis responsáveis pelo evento de anormalidade. Para aquelas que fazem parte de alguma malha de controle monitorada, podem ser verificados seus respectivos índices de desempenho. Eles ajudam no fornecimento de evidências que confirmam o resultado da identificação.

Há que se atentar para as indicações da necessidade de reajuste no sistema de validação. Ou seja, de revalidar os projetos de PCA e cartas de CEPM a partir da identificação

Figura 22: Guia geral para o procedimento final de validação ampla da caldeira.



Fonte: elaborada pelo autor.

das novas condições dos equipamentos e sistemas da caldeira. Tanto um número aumentado de alarmes quanto a completa ausência deles são indicativos de que há mudanças, seja na variabilidade ou na correlação entre as variáveis, com relação àquelas modeladas nas regiões de referência. O SPE, pela sua própria função de mensurar o descompasso com o modelo de PCA de referência, tem maior sensibilidade que os outros índices para detectar situações desse tipo.

#### 4.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram abordadas as etapas da metodologia de desenvolvimento e aplicação do sistema de validação ampla da caldeira. Elas são: etapa de projeto, em que são definidos os parâmetros de referência para uso das ferramentas de CEP, e etapa de

validação, em que são detalhados os procedimentos de cálculo dos índices representativos das condições da caldeira. Por fim, apresentou-se um guia para verificação do estado da caldeira por meio dos índices e, na ocorrência de faltas, identificação das variáveis mais associadas.

Em razão dos múltiplos pontos de operação da usina, foram classificados quatro patamares típicos de potência e selecionados os respectivos trechos de dados que representam a melhor situação da usina nesses pontos. Houve necessidade de utilizar média móvel nesses trechos para normalizar as variáveis e calcular as covariâncias, de modo que o problema de mascaramento da variabilidade pela presença de não-estacionariedades fosse contornado. Para a etapa de validação, definiu-se que o cálculo de média de normalização das amostras é feito via esquema de adaptação, que considera tanto os patamares não previstos na etapa de projeto quanto as flutuações dos processos. O próximo capítulo apresenta resultados de validação da caldeira em ambiente Matlab com dados históricos do processo.

## 5 Resultados e Análises

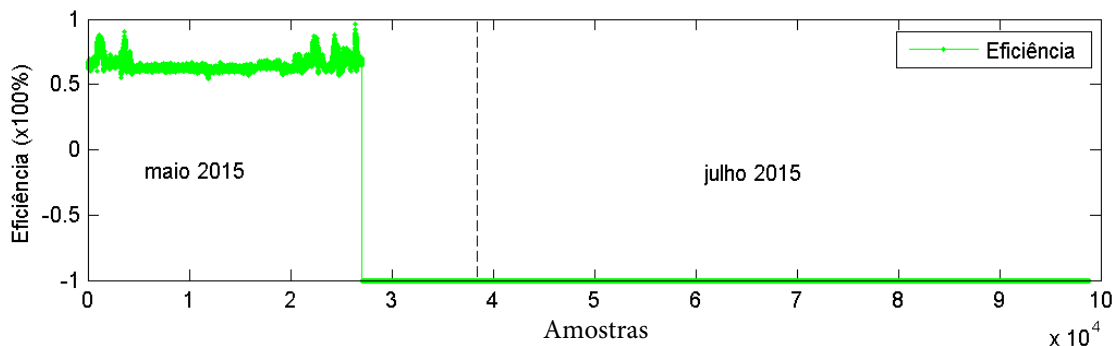
Este capítulo apresenta os resultados da aplicação do sistema de validação sobre trechos de dados históricos da caldeira em Matlab. O conjunto total de dados é o mesmo considerado no capítulo 4, mostrado na Figura 13, que corresponde a uma janela de operação em maio e julho de 2015. Cada amostra é tratada individualmente em um processo iterativo que simula a execução do sistema em tempo certo.

### 5.1 Considerações Iniciais

Primeiramente, é necessário pontuar que o resultado do cálculo de eficiência gerado pelo SECE não esteve disponível durante todo o período selecionado. Foram observadas mensagens de erro em grande parte dos arquivos de dados, as quais indicam que uma ou mais variáveis necessárias para o cálculo apresentaram algum problema. Em conversas com os operadores da UTE Barreiro, descobriu-se que o medidor de vazão de alcatrão foi retirado do campo e transferido para outro setor da Vallourec, já que nesse período a usina não consumiu alcatrão. Como consequência, a indisponibilidade da medida inviabilizou o cálculo de eficiência e fez gerar os códigos de erro no banco do PI System.

A Figura 23 mostra os dados do cálculo de eficiência para o período (16 a 20 de maio e 10 a 17 de julho de 2015). No início de maio ainda houve período de queima de alcatrão e o medidor de vazão estava disponível. Os campos de dados que possuem mensagem de erro tiveram seu valor substituído pela constante -1 na Figura 23.

Figura 23: Cálculo de eficiência em maio e julho de 2015. Dados com mensagem de erro tiveram seu valor substituído por -1.



Fonte: elaborada pelo autor.

No final de julho de 2015, a leitura da vazão de alcatrão foi desconsiderada, tendo seu valor estabelecido manualmente em 0 nos cálculos do SECE. Desde então, os cálculos

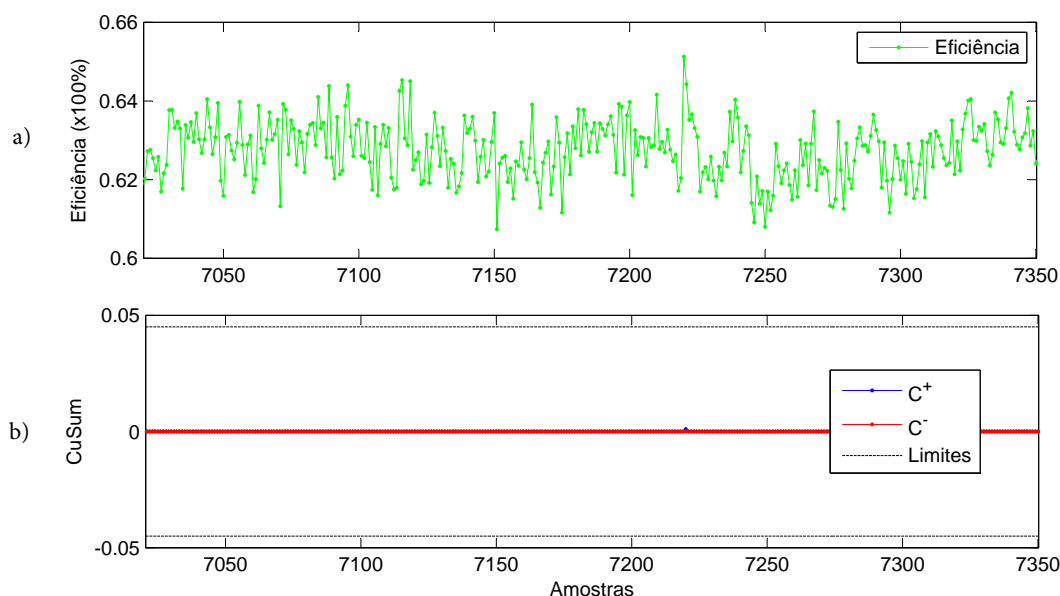
de eficiência geram valores adequados, considerando apenas as vazões de GAF e GN. Sendo assim, neste capítulo, a consulta do cálculo de eficiência na análise dos resultados de validação fica limitada ao início do trecho de dados, de 16 a 19 de maio de 2015.

## 5.2 Resultados da Validação

### 5.2.1 Trecho sem presença de faltas ou desvios da condição de referência

O primeiro resultado mostra um trecho de dados em que a potência ativa gerada está em torno de 10,3 MW. Como a média de normalização (adaptativa) está mais próxima da média de potência do primeiro trecho de referência, os parâmetros escolhidos para normalização das amostras, cálculo do PCA e dos índices estatísticos são os dessa região. Pela verificação do cálculo de eficiência e do índice combinado  $\varphi$ , a caldeira não apresenta desvios de sua condição operacional de referência. A Figura 24 mostra a eficiência e a carta de soma cumulativa da eficiência nesse trecho. Já a Figura 25 apresenta os dados de potência e o índice combinado calculado.

Figura 24: Dados de eficiência (a) e carta CuSum (b) em um trecho em que a usina opera sem desvios da condição de referência.

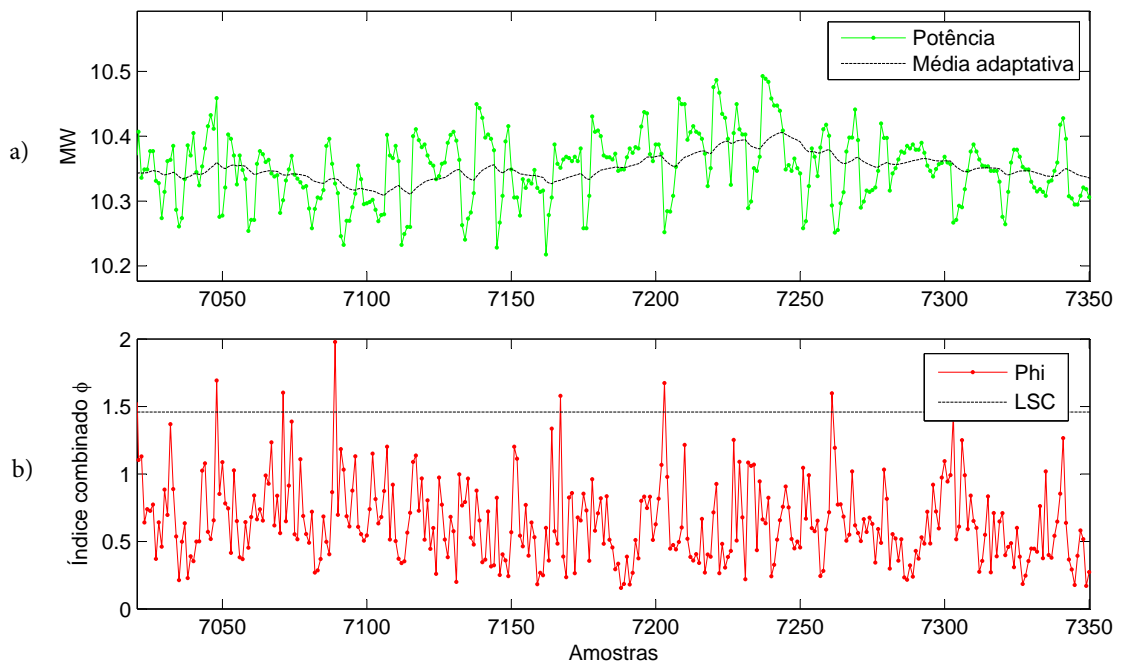


Fonte: elaborada pelo autor.

A carta CuSum indica que não há mudança significativa na média da eficiência durante o período analisado. O índice  $\varphi$  apresenta alguns pontos fora do limite superior de controle, mas nada que assinala necessidade de uma atenção maior por parte das equipes de operação e manutenção. Os índices  $T^2$  e SPE também podem ser verificados na Figura 26, confirmando a ausência de situações anormais nos processos da caldeira.

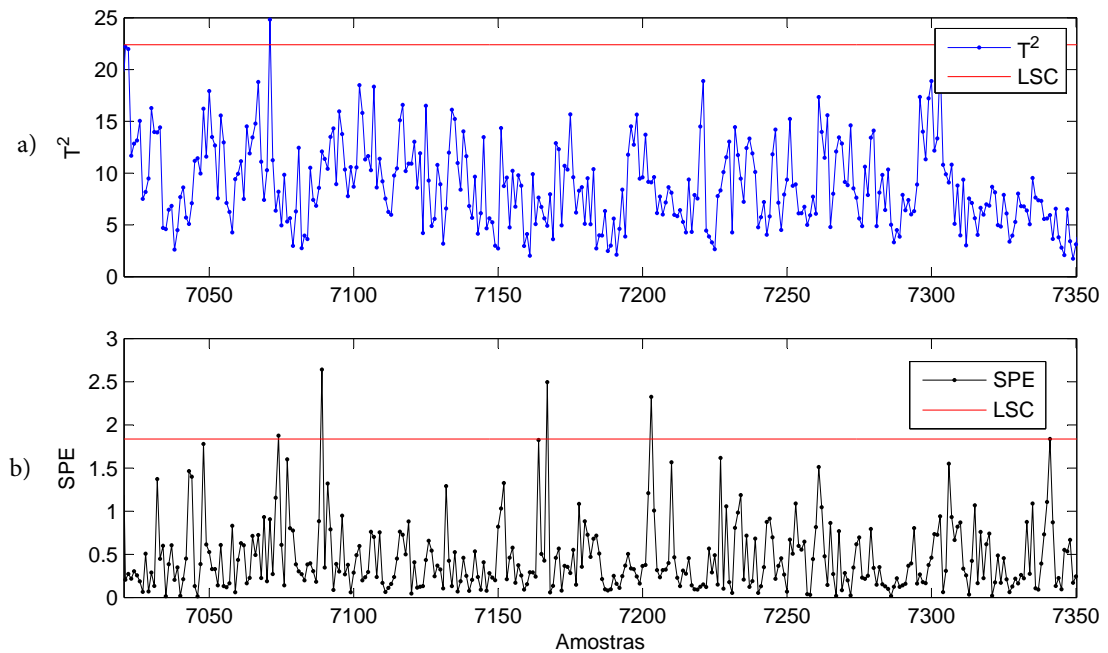


Figura 25: Potência ativa (a) e índice  $\varphi$  (a) em um trecho em que a usina opera sem desvios da condição de referência.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 26: Índices  $T^2$  (a) e SPE (b) em um trecho em que a usina opera sem desvios da condição de referência.

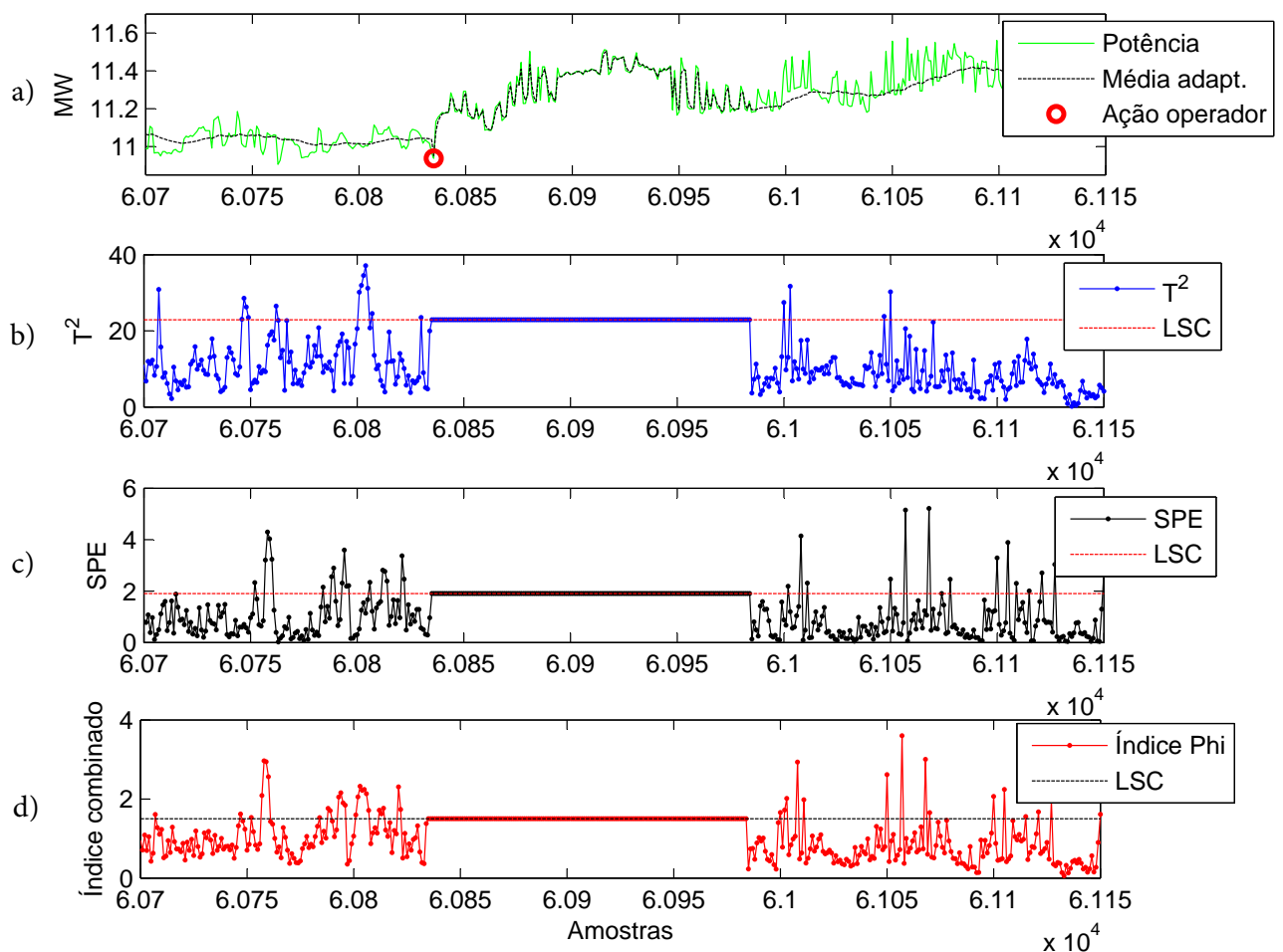


Fonte: elaborada pelo autor.

### 5.2.2 Trecho com mudança intencional de *setpoint* de potência

Um outro trecho de dados, mostrado na Figura 27, ilustra o silenciamento dos índices de CEPM quando há uma mudança intencional no *setpoint* de potência pelo operador. Nesse caso, o *setpoint* é alterado de 11 MW para cerca de 11,4 MW. O silenciamento é feito atribuindo-se o valor dos respectivos limites aos índices. Conforme mencionado na subseção 4.2.2 do capítulo 4, esse procedimento é necessário porque os alarmes gerados não indicam ocorrência de falta, apenas sinalizam as mudanças percebidas durante o transiente. Também, a saída do filtro de média lento é igualada à do filtro de média rápido durante todo o momento de silenciamento, com o objetivo de agilizar a adaptação da média de normalização ao novo patamar. O momento em que é detectada a ação do operador está destacado na Figura 27 com um pequeno círculo.

Figura 27: Mudança intencional do ponto de operação da usina. Potência ativa (a) e índices  $T^2$  (b), SPE (c) e  $\varphi$  (d). Os índices de CEPM são silenciados por um período de 150 amostras e a média de normalização acompanha a saída do filtro rápido.

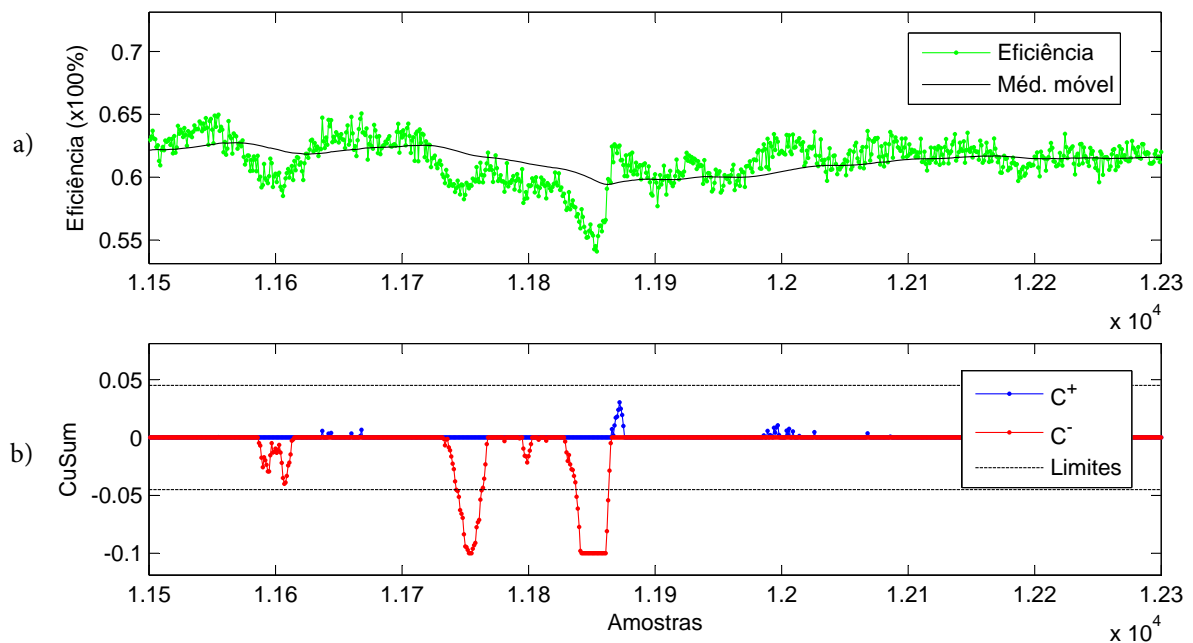


Fonte: elaborada pelo autor.

### 5.2.3 Trecho com presença de alterações nos processos

O próximo trecho de dados analisado apresenta alterações tanto na eficiência da caldeira (Figura 28) quanto nos três índices de CEPM (Figura 29), ocorridas principalmente por volta das amostras de número 11800 a 11900. Nesse caso, a carta CuSum torna possível identificar uma queda acentuada na média de eficiência. Nota-se também que as alterações no índice combinado são resultado de alarmes tanto na carta de Hotelling  $T^2$  quanto no SPE. Para facilitar a visualização, a soma cumulativa da eficiência é saturada em  $\pm 0,1$  e todos os índices de CEPM são saturados em três vezes o limite de controle.

Figura 28: Queda acentuada na eficiência da caldeira (a) por volta das amostras de número 11800 a 11900, detectada pela carta CuSum (b).

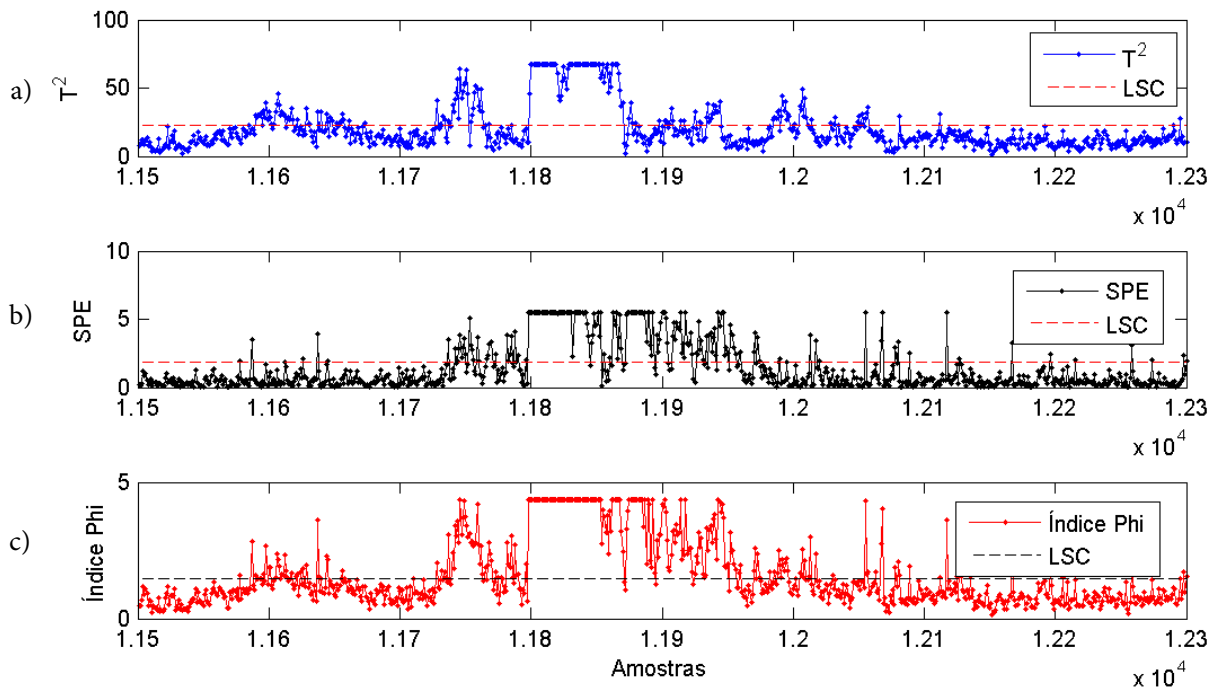


Fonte: elaborada pelo autor.

É válido destacar que os alarmes gerados pela carta de soma cumulativa bilateral podem indicar tanto queda quanto aumento da eficiência média da caldeira. Ou seja, o papel dessa ferramenta é auxiliar na detecção de alterações, inclusive aquelas que correspondam a um aumento da eficiência. A importância de monitorar a eficiência não se restringe a saber somente quando há quedas, pois o conhecimento mais profundo dos fatores que levam ao seu aumento é bastante útil na elaboração de estratégias de operação e manutenção que priorizem essa métrica.

O processo de investigação das causas dos alarmes começa, então, por identificar as variáveis que mais contribuem para os pontos que se encontram além dos limites. Como tanto o  $T^2$  quanto o SPE apresentam alterações, são verificados os *contribution plots* de ambos os índices. As Figuras 30 e 31 mostram as contribuições de cada variável no cálculo

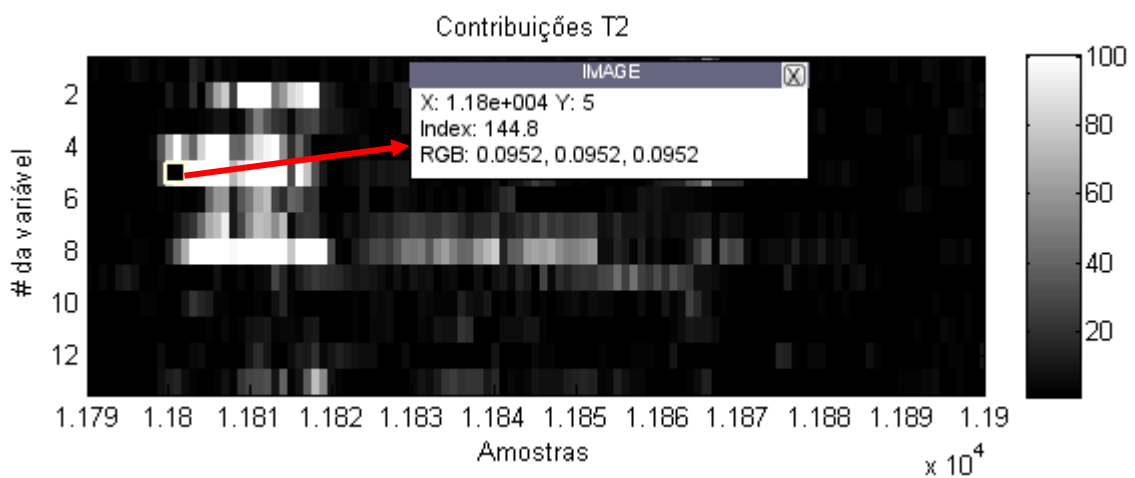
Figura 29: Índices  $T^2$  (a), SPE (b) e  $\varphi$  (c) em torno das amostras de número 11800 a 11900.



Fonte: elaborada pelo autor.

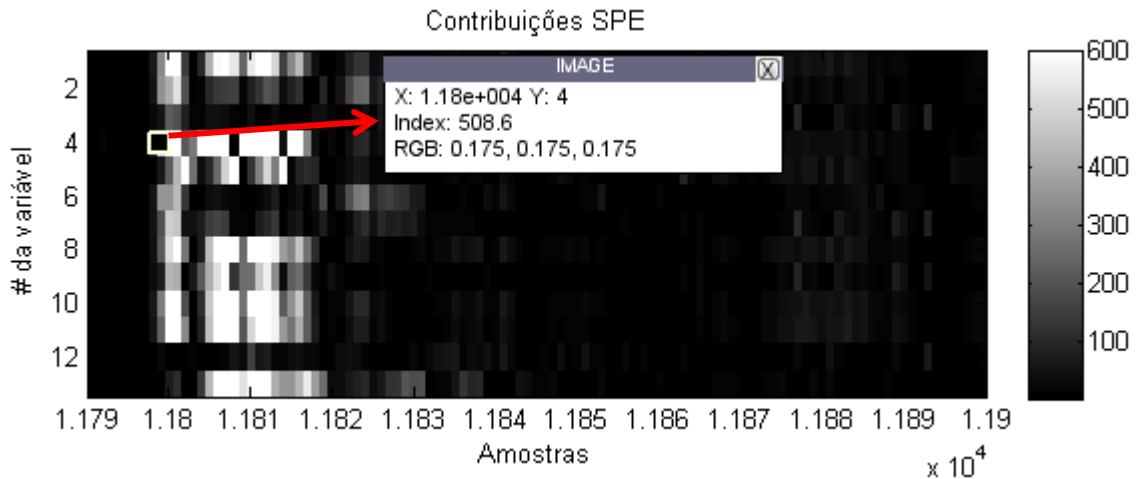
do índice  $T^2$  e do SPE, respectivamente, com um *zoom* no trecho mais crítico, que vai da amostra 11790 até a 11900.

Figura 30: Contribuições das variáveis no cálculo do  $T^2$ . *Zoom* no trecho entre as amostras 11790 e 11900. Destaque para o primeiro ponto que apresenta contribuição acima da média (PIC322).



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 31: Contribuições das variáveis no cálculo do SPE. *Zoom* no trecho entre as amostras 11790 e 11900. Destaque para o primeiro ponto que apresenta contribuição acima da média (PI343).



Fonte: elaborada pelo autor.

Optou-se por apresentar as contribuições em um estilo de visualização 2D, semelhante ao proposto por Zhu e Braatz (2014), em que o número da variável é indicado no eixo  $y$ , o número da amostra está no eixo das abscissas e as contribuições são mapeadas em uma escala em preto e branco. O número de cada variável nos *contribution plots* é indicado na Tabela 7, assim como a descrição de cada TAG, novamente, para facilitar as análises deste capítulo.

Tabela 7: Número de cada variável de CEPM nos *contribution plots*.

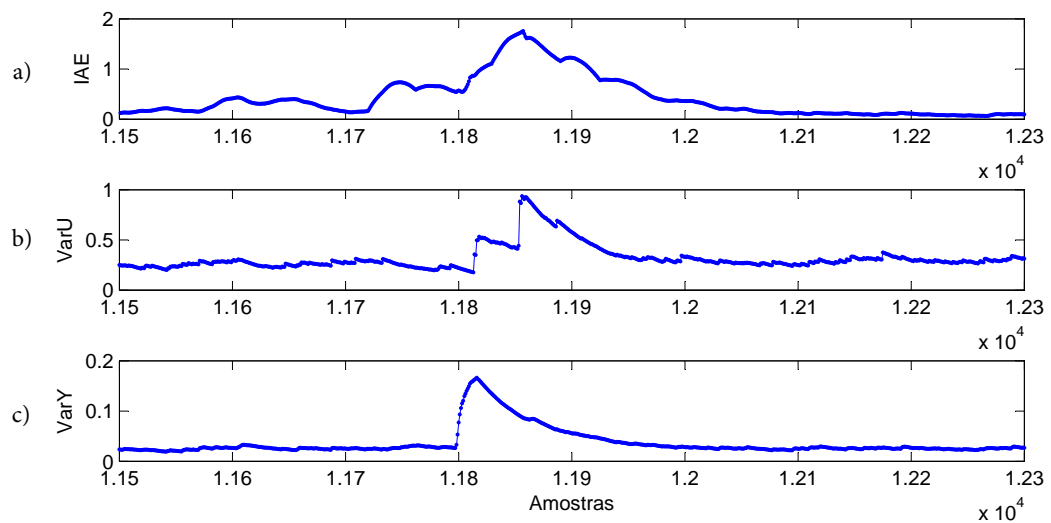
Número	TAG	Descrição
1	FIQ101	Vazão de GAF na entrada do queimador
2	FIQ313	Vazão de água pressurizada para o tubulão
3	FIT301	Vazão de saída do vapor superaquecido
4	PI343	Pressão do vapor no tubulão
5	PIC322	Pressão do vapor superaquecido
6	TIC327	Temperatura do vapor superaquecido
7	TI323	Temperatura da água de alimentação
8	TI329	Temperatura dos fumos (gases de exaustão)
9	TI343	Temperatura do GAF pré-aquecido
10	FIQ311	Vazão do ar de combustão
11	AIC301	Análise de oxigênio dos gases de exaustão
12	POT	Potência ativa gerada pela usina
13	LIC302	Nível de água no tubulão

Fonte: elaborada pelo autor.

Assim, é possível verificar na Figura 30 que a variável de número 5 (PIC322) é a primeira a apresentar contribuição acima da média no índice  $T^2$ . As variáveis de número 2 (FIQ313) e 8 (TI329) também contribuem significativamente com os pontos fora do

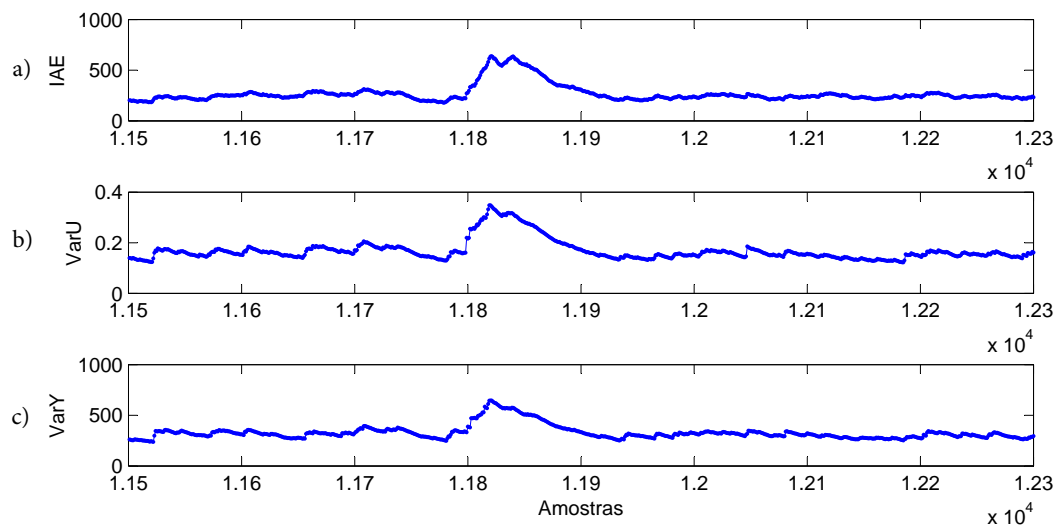
limite. Os índices das malhas da PIC322 (pressão de vapor superaquecido) e da FIQ313 (vazão de água para o tubulão) confirmam a presença de oscilações nessas variáveis. Tanto o IAE quanto a variabilidade das variáveis controlada (VarY) e manipulada (VarU) são afetados, como mostram as Figuras 32 e 33. A Figura 34 apresenta os dados da pressão de vapor superaquecido e o sinal de *setpoint* correspondente, sendo também possível notar a presença dessas alterações.

Figura 32: Oscilação na pressão de vapor superaquecido (PIC322) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c).

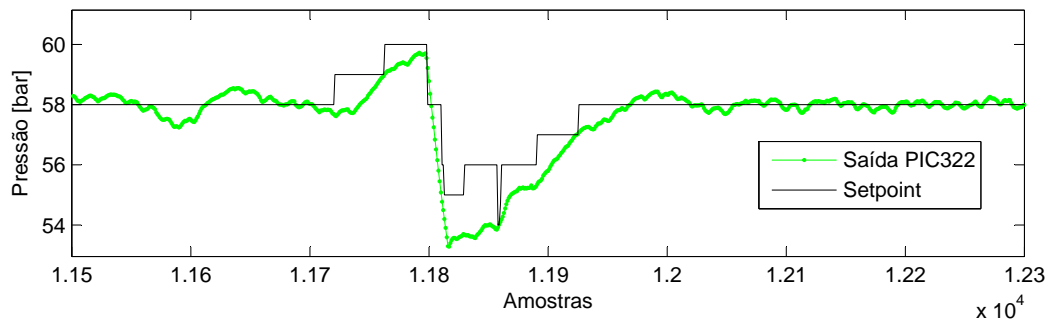


Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 33: Oscilação na vazão de água de entrada (FIQ313) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c).



Fonte: elaborada pelo autor.

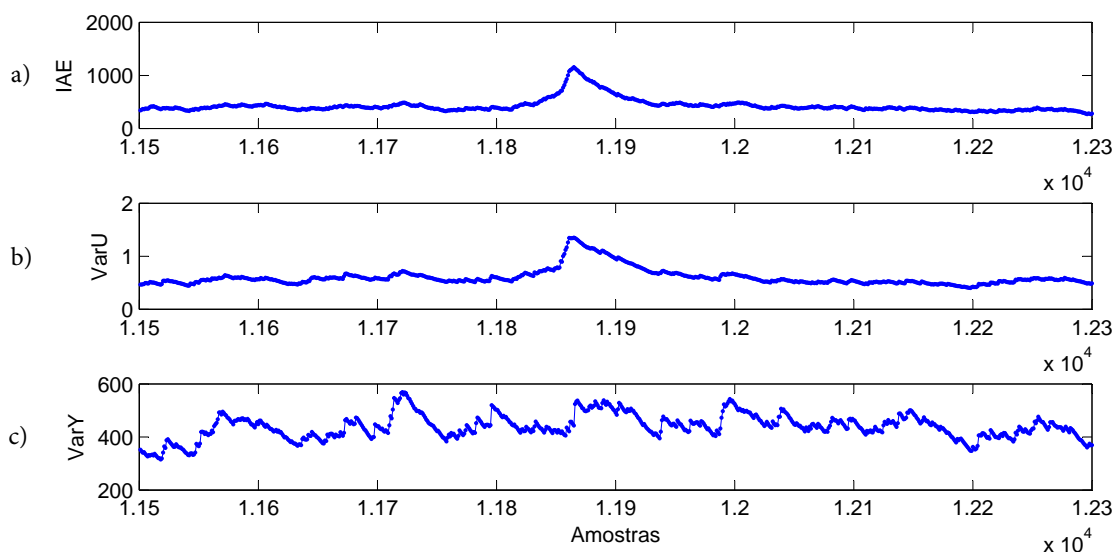
Figura 34: Variável controlada e *setpoint* da malha PIC322 no período analisado.

Fonte: elaborada pelo autor.

No caso dos alarmes do SPE, a primeira variável a apresentar as maiores contribuições é a de número 4 (PI343), mas também são sinalizadas fortes influências de outras como as de número 1 (FIQ101), 10 (FIQ311), 11 (AIC301) e 13 (LIC302). Nesse contexto, é pertinente supor que as alterações em alguns processos são propagadas e afetam outras variáveis, já que existe alto grau de correlação entre as malhas da caldeira.

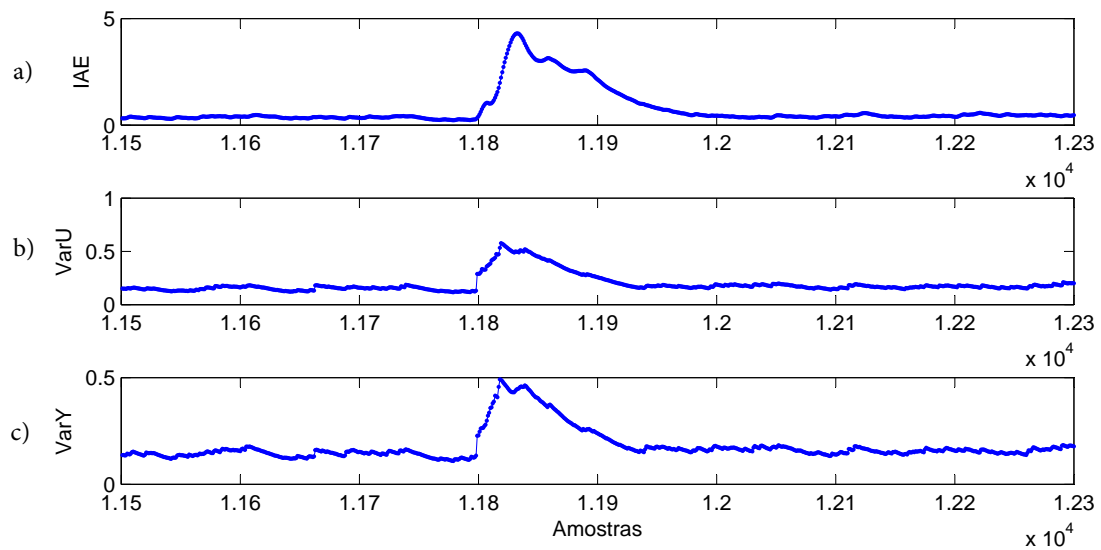
Algumas variáveis com contribuições elevadas no SPE e que fazem parte das malhas monitoradas também possuem alterações percebidas pelos índices de desempenho. É o caso da vazão de GAF (FIQ101), do nível de água no tubulão (LIC302) e da vazão de ar de combustão (FIQ311). Seus índices de malha estão mostrados nas Figuras 35, 36 e 37, respectivamente.

Figura 35: Oscilação na vazão de GAF (FIQ101) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c).



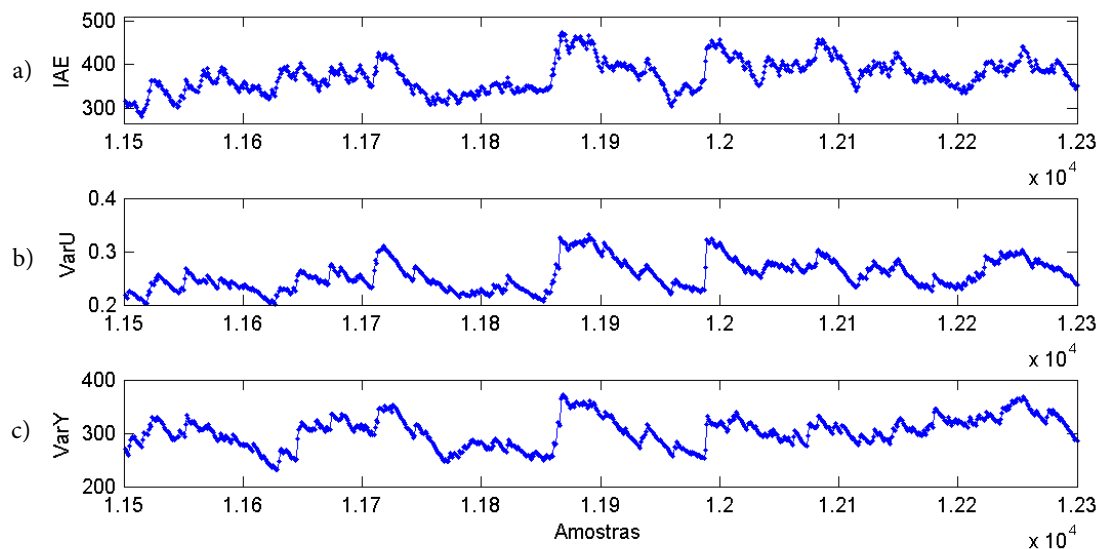
Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 36: Oscilação no nível de água do tubulão (LIC302) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c).



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 37: Oscilação na vazão de ar de combustão (FIQ311) refletida nos índices da malha de controle: IAE (a), VarU (b) e VarY (c).



Fonte: elaborada pelo autor.

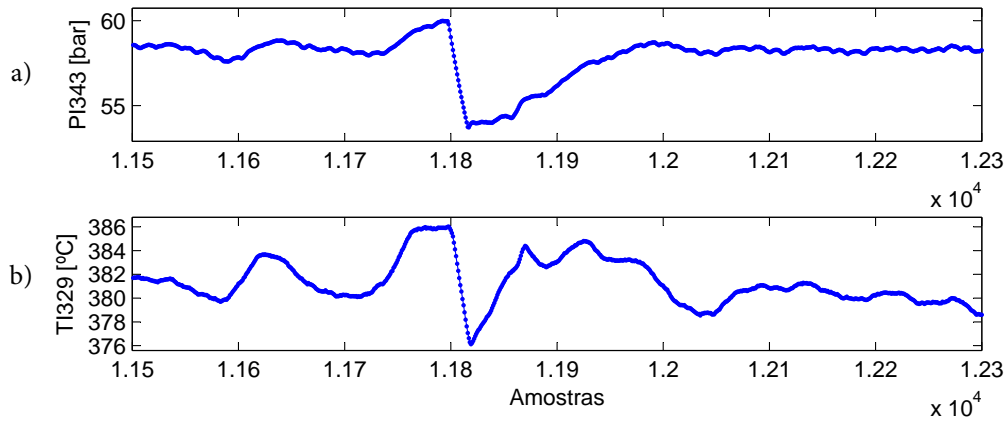
É difícil classificar uma única região em que os índices da vazão de ar de combustão (FIQ311) apresentem alterações, já que eles parecem alertar mudanças em quase todo o período considerado. Ainda assim, nota-se o aumento repentino em todos eles entre as amostras 11800 e 11900, região com maior densidade de alarmes de CEPM.

Apesar de não possuírem índices de malha associados, a pressão no tubulão (PI343)



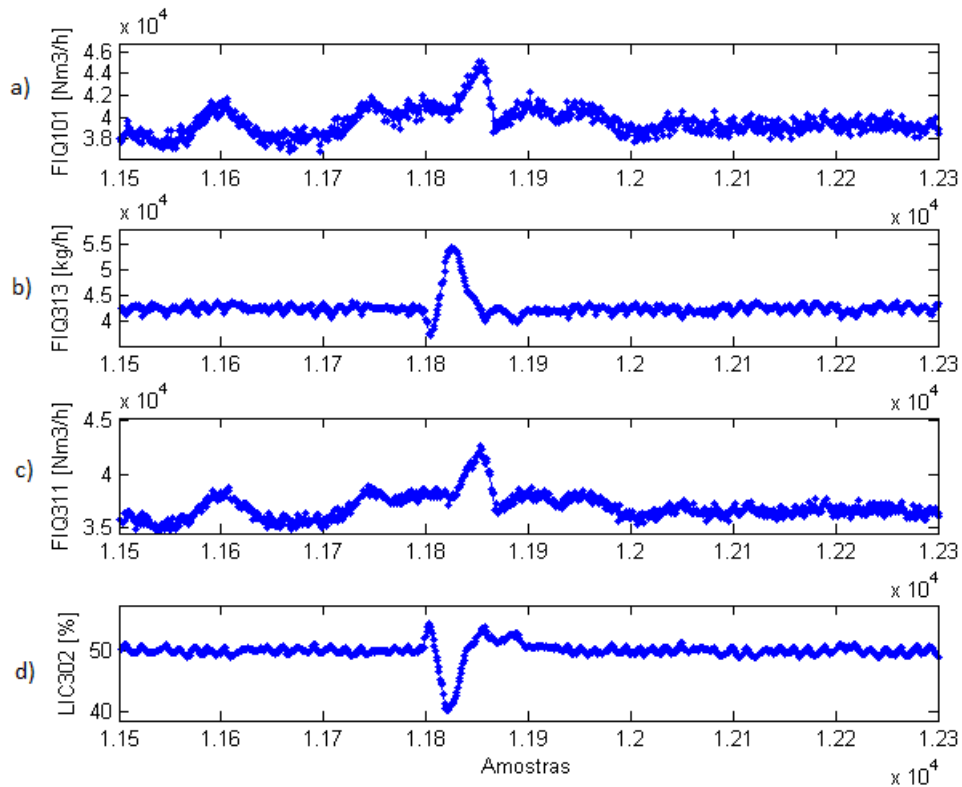
e a temperatura dos gases de exaustão (TI329) apresentam oscilações visíveis, como mostra a Figura 38, confirmando seus valores elevados de contribuição nos índices  $T^2$  e SPE. Por fim, a Figura 39 confirma as alterações em algumas das variáveis indicadas pelos *contribution plots*, como a FIQ101, a FIQ313, a FIQ311 e a LIC302.

Figura 38: Alterações na PI343 (a) e na TI329 (b) no período analisado.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 39: Alterações na FIQ101 (a), FIQ313 (b), FIQ311 (c) e LIC302 (d) no período analisado.



Fonte: elaborada pelo autor.

Uma provável análise das alterações observadas começa por considerar o leve aumento, seguido de queda repentina, na pressão do vapor superaquecido. O mesmo comportamento é observado na pressão do vapor no tubulão, já que a linha de saída de vapor do tubulão está diretamente conectada à de vapor superaquecido. A queda brusca na pressão dentro do tubulão gera um aumento imediato no nível aparente de água em razão do crescimento do volume das bolhas de vapor. Porém, logo em seguida, como a pressão mais baixa favorece a passagem da água para o estado gasoso, o nível de água apresenta declínio. Essa redução no nível gera aumento na vazão de água de alimentação e de combustíveis, buscando reequilibrar o nível de água e as características de pressão e temperatura do vapor principal. Por fim, as perturbações no sistema de combustão e nas variáveis relacionadas com o tubulão acabam afetando a temperatura dos gases de exaustão. É necessário destacar que o diagnóstico correto das causas do desequilíbrio na pressão de vapor, relacionadas a toda essa sequência de alterações na caldeira, deve ser feito em conjunto com os operadores, técnicos e engenheiros da usina.

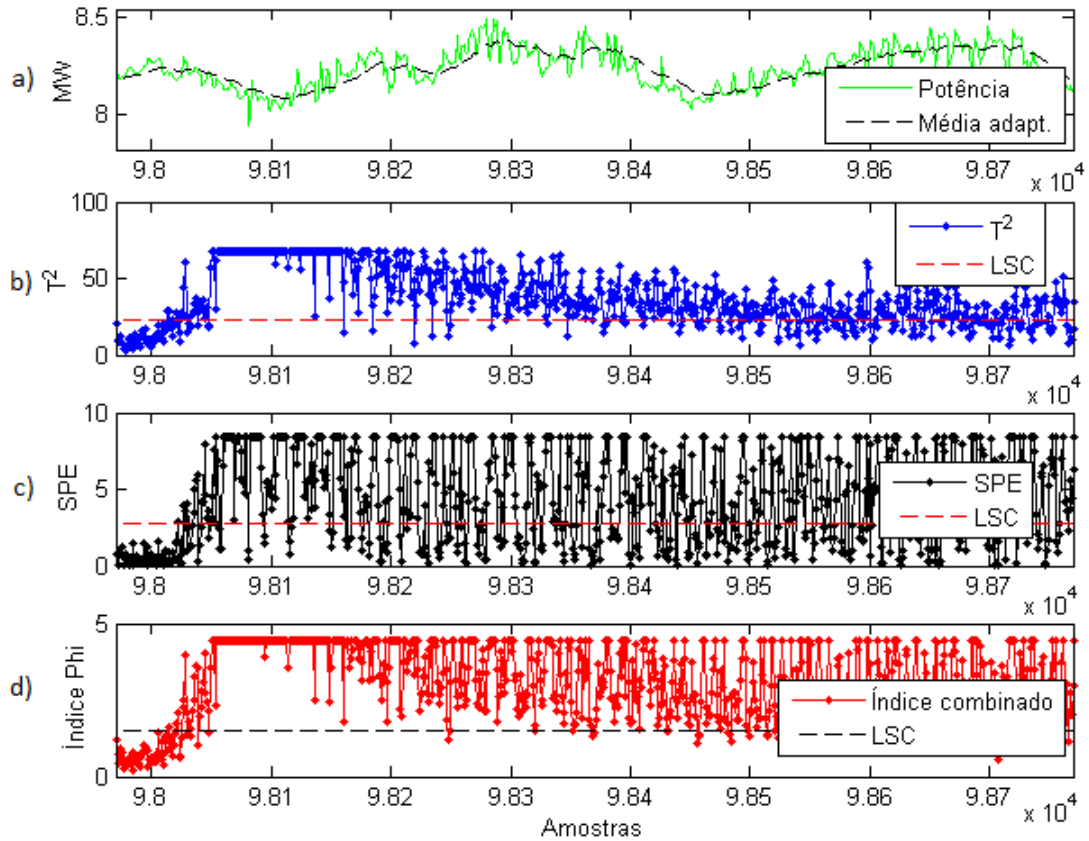
#### 5.2.4 Trecho com número aumentado de alarmes

Um outro trecho de dados exemplifica uma situação de mudança nas correlações das variáveis e, conseqüentemente, no modelo de componentes principais. Esse tipo de alteração é caracterizada por um período prolongado de alarmes no índice  $\varphi$ , os quais provêm principalmente de detecções realizadas pelo SPE. No trecho em questão, a vazão de GAF foi reduzida a zero e a usina passou a queimar apenas GN, situação não tão comum na rotina de operação. Como consequência, ocorrem alterações nas propriedades da chama gerada na câmara de combustão, na quantidade de ar de combustão necessária para a queima, no ponto de operação das malhas de controle do queimador e, em geral, na variabilidade dos processos. A Figura 40 mostra os dados de potência ativa e os índices de CEPM nessa região, enquanto que a Figura 41 destaca a queda na vazão de GAF e seu respectivo sinal de controle. No período correspondente não há dados consistentes de eficiência disponíveis para análise.

Os parâmetros para normalização, cálculo do PCA, dos índices e de seus limites são os do quarto trecho de projeto. Nota-se que a potência ativa apresenta flutuações, mas nenhuma sequência de alterações bruscas que ajude a explicar a quantidade aumentada de alarmes gerados. O *contribution plot* referente ao  $T^2$  indica a temperatura (TI343) e a vazão de GAF (FIQ101) como as maiores responsáveis pelos alarmes nesse índice, como mostra a Figura 42. A contribuição da vazão só aparece elevada no momento em que ocorre o fechamento da válvula, já que depois disso a média de normalização é adaptada e permanece próxima de zero durante o restante do período. Esse efeito não acontece com a TI343 (Figura 43) porque, devido à dinâmica mais demorada da queda de temperatura, a média adaptativa é constantemente chaveada. Por isso, as altas contribuições que se

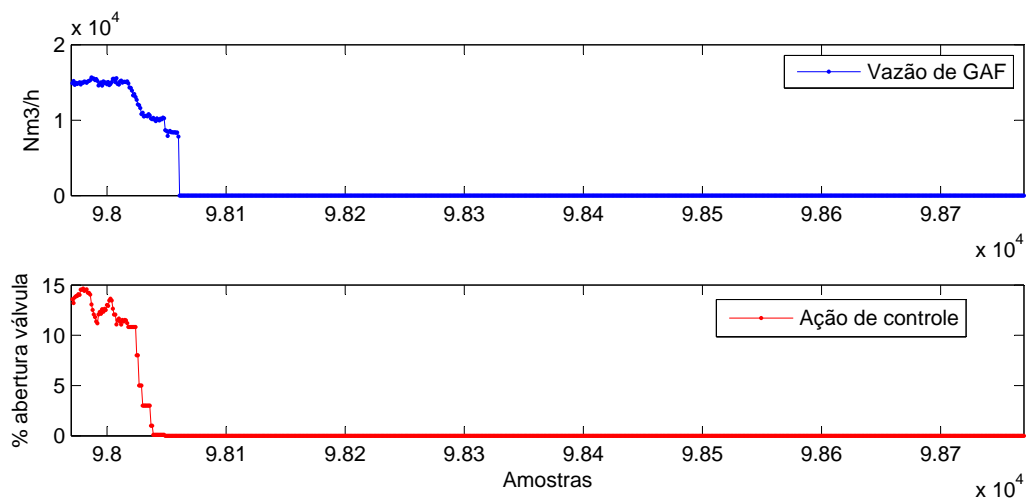
prolongam pelo trecho são aquelas dos alarmes gerados durante a adaptação de média.

Figura 40: Potência ativa (a) e índices de CEPM (b, c, d) em um trecho caracterizado pela presença de um número aumentado de alarmes.



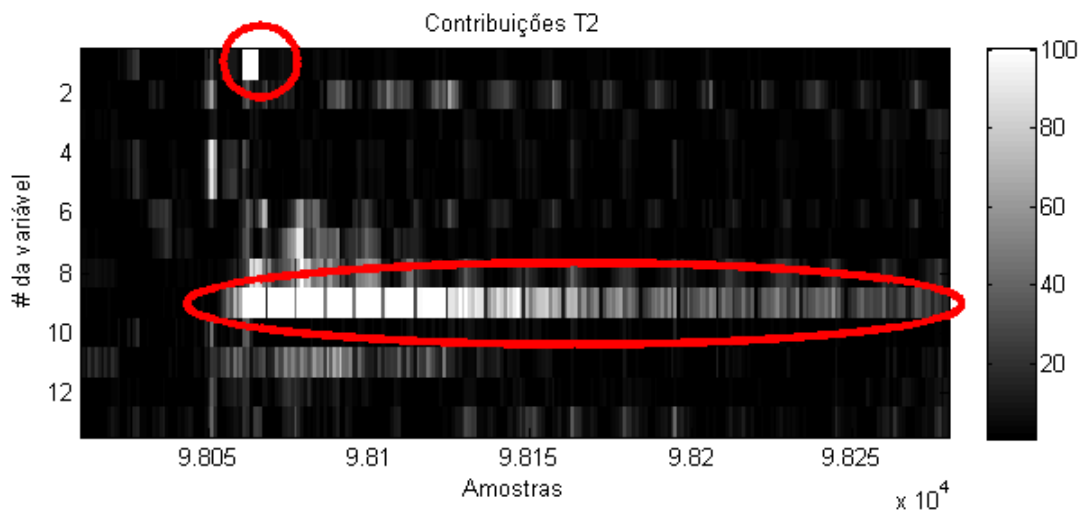
Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 41: Vazão de GAF (a) e porcentagem de abertura da válvula de controle (b).



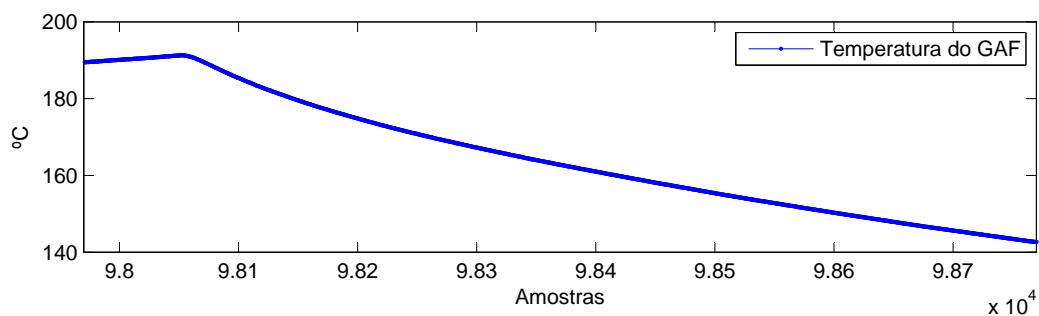
Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 42: Contribuições das variáveis no índice  $T^2$ . Destaque para as contribuições de TI343 e FIQ101. Zoom no momento de queda da vazão de GAF.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 43: Queda gradual na temperatura da tubulação de GAF.

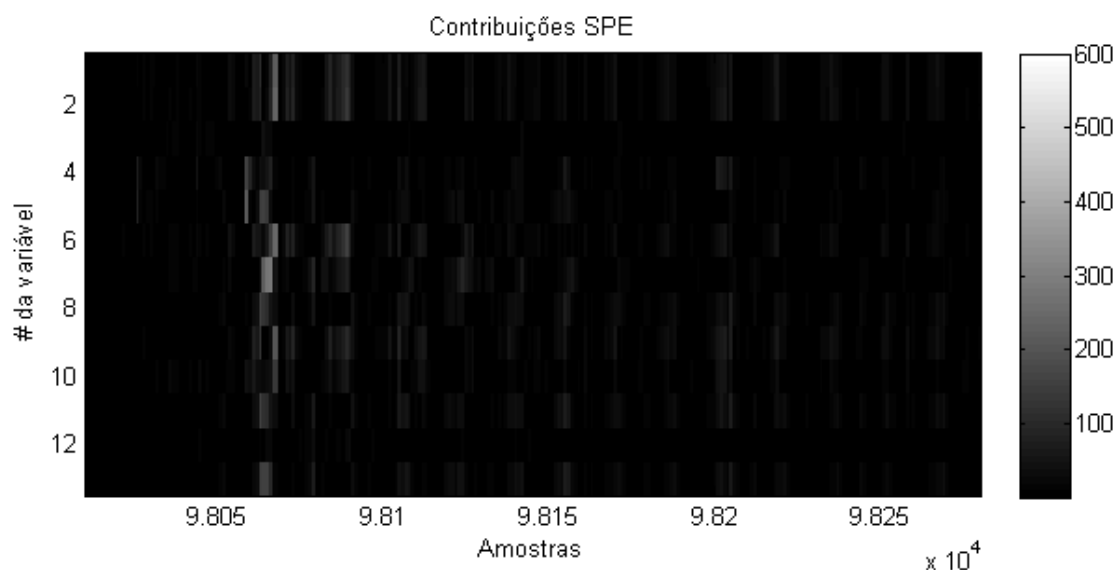


Fonte: elaborada pelo autor.

Já as contribuições sobre o cálculo do SPE apontam participação de quase todas as variáveis nos pontos fora do limite, com exceção da vazão de vapor superaquecido e da potência ativa, que parecem contribuir menos. A Figura 44 apresenta o mapa das contribuições sobre o SPE. Vale pontuar que o baixo destaque visual nas contribuições é explicado pelo fato de a escala de cor abranger um limite maior de valores de contribuição. Tal escala foi ajustada por método de tentativa e erro combinado com inspeção visual, de modo a privilegiar a identificação de faltas que produzissem valores mais altos de contribuição.

Essa quantidade aumentada de alarmes indica que as variâncias e as correlações entre as variáveis mudaram com relação àquelas definidas como referência. Uma das possíveis razões é que, de fato, os modelos estatísticos do processo tenham mudado com o

Figura 44: Contribuições das variáveis no SPE. *Zoom* no momento de queda da vazão de GAF.



Fonte: elaborada pelo autor.

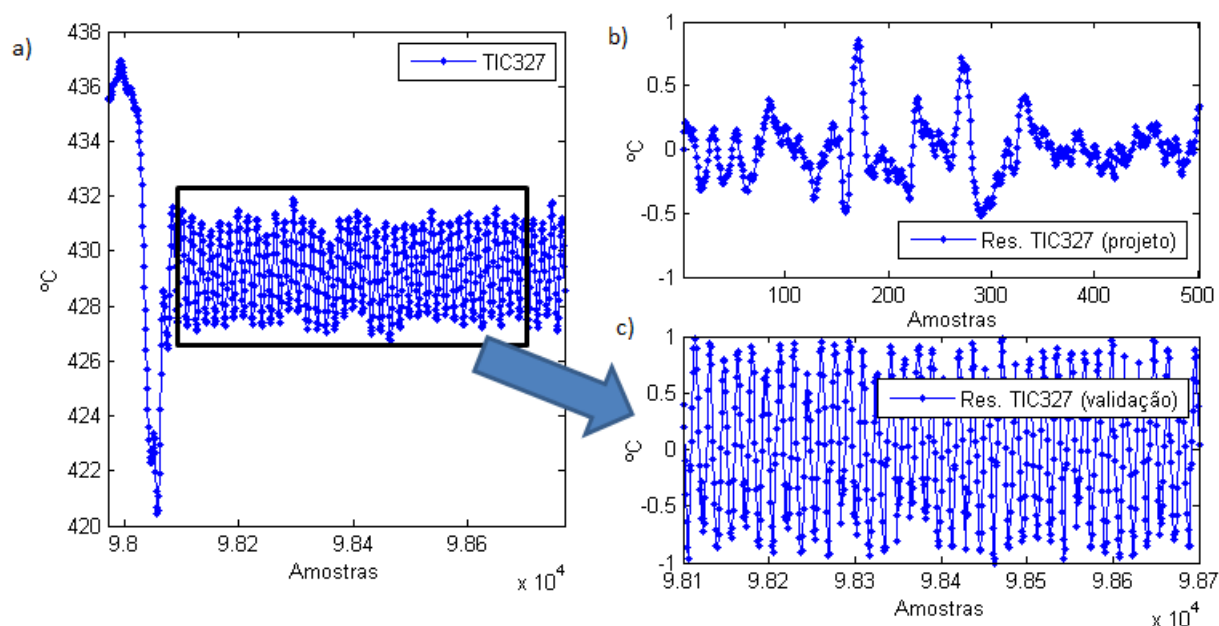
uso exclusivo do GN. Nesse caso, tanto as características da chama no queimador quanto o ponto de operação das malhas se tornam diferentes, especialmente aquelas relacionadas ao processo de combustão. Como os processos têm alta correlação, é de se esperar que essas alterações se propaguem e afetem outras seções da caldeira.

Entretanto, como se trata de uma situação menos comum de operação (operar com vazão zero de GAF), optou-se por manter os modelos de referência e considerar que o período corresponde a uma condição temporária. Uma outra possível solução, deixada aqui como sugestão para trabalhos futuros, seria definir modelos de referência para quando a usina estiver operando com apenas um tipo de combustível. Assim, no momento de chavear os parâmetros de monitoramento, deverá ser considerada não só a potência como referência do ponto de operação, mas também a vazão dos combustíveis.

A Figura 45 apresenta um exemplo de variável que teve seu comportamento alterado por causa da não utilização de GAF no período analisado. Trata-se da temperatura do vapor superaquecido. Comparando os resíduos da normalização via média adaptativa com aqueles da região de projeto, verifica-se um aumento considerável na variabilidade dos dados: o novo desvio padrão é de 0,5716, contra 0,2271 da região de projeto.

A próxima seção apresenta um exemplo de revalidação dos projetos de CEPM da caldeira. A necessidade de revalidação também é sinalizada por um número aumentado de alarmes, mas que correspondem a uma nova situação de operação em que os equipamentos e sistemas se encontram degradados. Os desgastes em componentes de atuadores, sensores e outros equipamentos alteram as correlações do processo e, quando uma intervenção de

Figura 45: Alterações no comportamento da TIC327 (a). Destaque para o aumento na variabilidade dos resíduos (c) com relação ao trecho de projeto (b).



Fonte: elaborada pelo autor.

manutenção não é possível num horizonte curto de tempo, faz-se necessário reajustar os modelos estatísticos para torná-los compatíveis com a nova realidade da usina.

### 5.3 Revalidação de Projetos

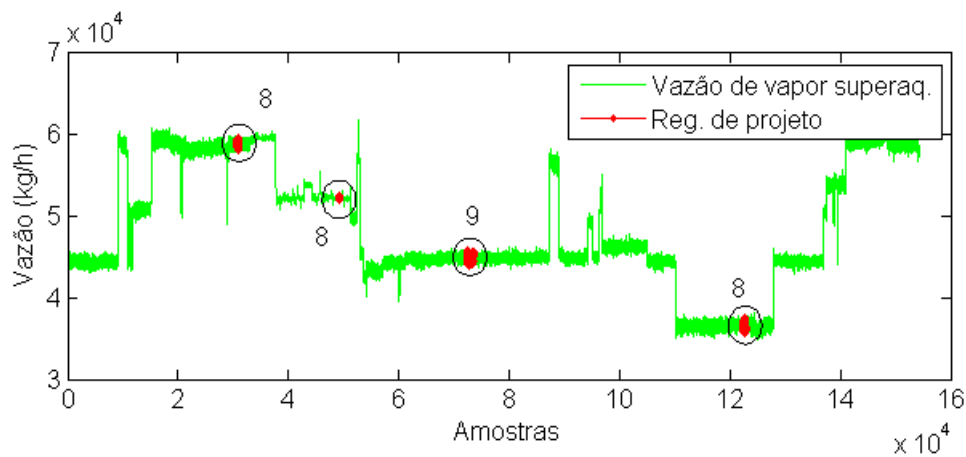
Esta seção discute a importância da revalidação de projetos de CEPM por meio de uma aplicação para a caldeira. O objetivo é alertar para a necessidade do reajuste periódico dos parâmetros de monitoramento como meio de restabelecer a sensibilidade das ferramentas de validação da caldeira. Caso a revalidação não seja feita, as informações disponibilizadas pelas cartas de CEPM e o PCA perdem sua efetividade e a credibilidade dos usuários, devido à enxurrada de alarmes gerada em consequência do volume aumentado de causas atribuíveis em relação às condições nominais de operação.

O procedimento de revalidação aqui exemplificado é aplicado sobre modelos estatísticos e limites de controle originalmente determinados em setembro de 2013. Em janeiro de 2015 verificou-se que a usina operava com diversos problemas em equipamentos e tubulações, que demandavam parada de operação para manutenção e troca de componentes. No entanto, devido à conjuntura energética do país no período, com restrições na geração hidrelétrica em razão de um longo período de baixo nível nos reservatórios, não foi possível executar uma parada programada para a realização dessas manutenções. Optou-

se, então, por classificar as novas condições de referência e atualizar os parâmetros de monitoramento.

A Figura 46 mostra dados de vazão de vapor superaquecido e as regiões de projeto em setembro de 2013, bem como o número de componentes retidas em cada uma delas. Nessa época, a potência ativa da usina não estava cadastrada no banco de dados do PI System e, portanto, não havia dados disponíveis dessa variável. Na ocasião, optou-se por tomar a vazão de vapor superaquecido como variável de referência do ponto de operação, já que ela possui correspondência direta com a potência gerada.

Figura 46: Dados de vazão de vapor superaquecido com destaque para as regiões de projeto em setembro de 2013.



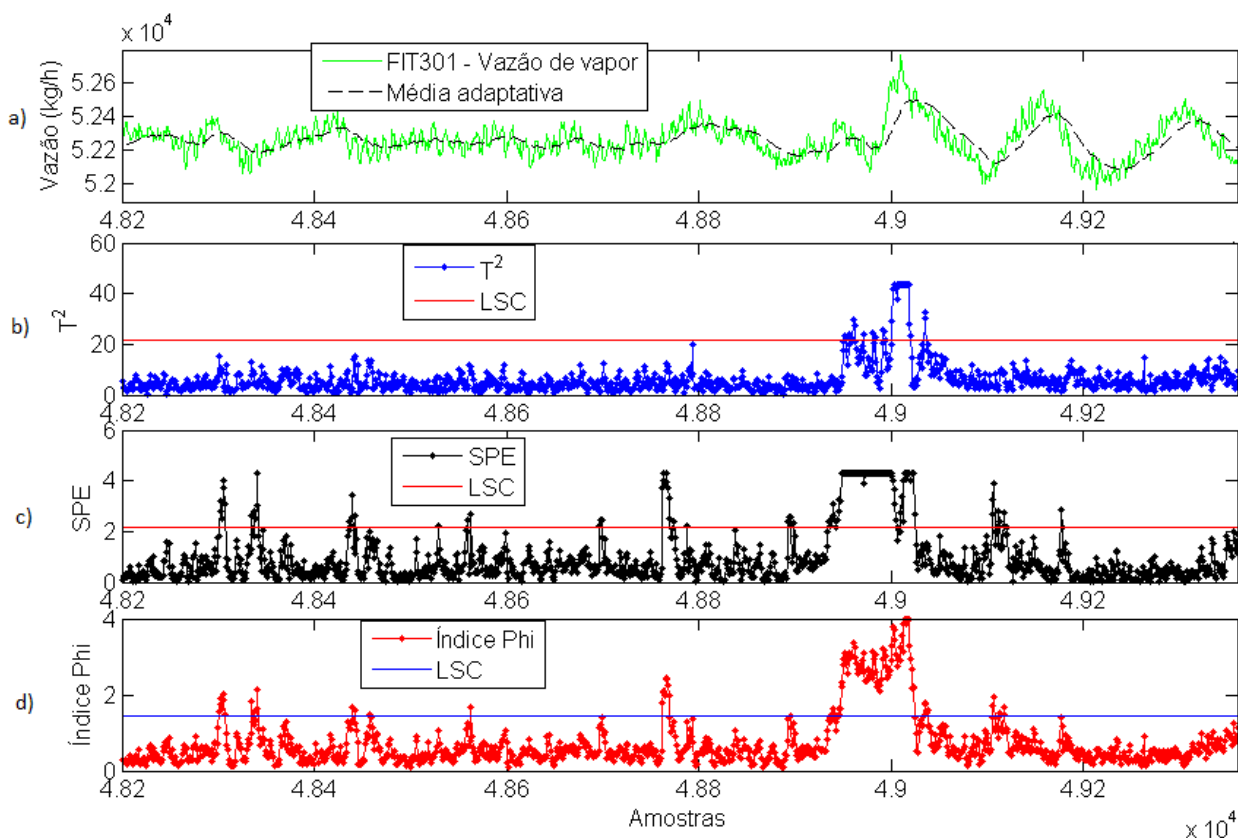
Fonte: elaborada pelo autor.

Para ilustrar a efetividade do monitoramento com esses projetos, a Figura 47 mostra um segmento de dados também de setembro de 2013 e os índices  $T^2$ , SPE e combinado  $\varphi$  correspondentes. O mesmo procedimento de adaptação de médias na etapa de normalização foi adotado. Nota-se que, com exceção dos pontos em torno da amostra de número 49000, os índices se mantêm dentro dos limites de controle, que correspondem a um intervalo de confiança de 99%. Cabe a observação de que os limites estão mais largos que o ideal, já que era de se esperar que 1% das amostras os excedesse. Esse efeito se deve ao inchamento das variâncias calculadas na etapa de projeto, já que, na época, elas não foram obtidas a partir dos resíduos de normalização com média móvel, como indicado na subseção 4.1.1 do capítulo 4.

O índice combinado e o SPE na Figura 47 excedem os limites algumas vezes, indicando a detecção de eventos pontuais de falta e de variações que assinalam o rompimento momentâneo com o modelo estatístico considerado. Porém, de maneira geral, permanecem indicando um comportamento coerente com a estatística de projeto.

Já em janeiro de 2015, para o mesmo ponto de operação (vazão de vapor próxima

Figura 47: Vazão de vapor superaquecido em setembro de 2013 (a) e índices estatísticos no mesmo período (b, c, d).



Fonte: elaborada pelo autor.

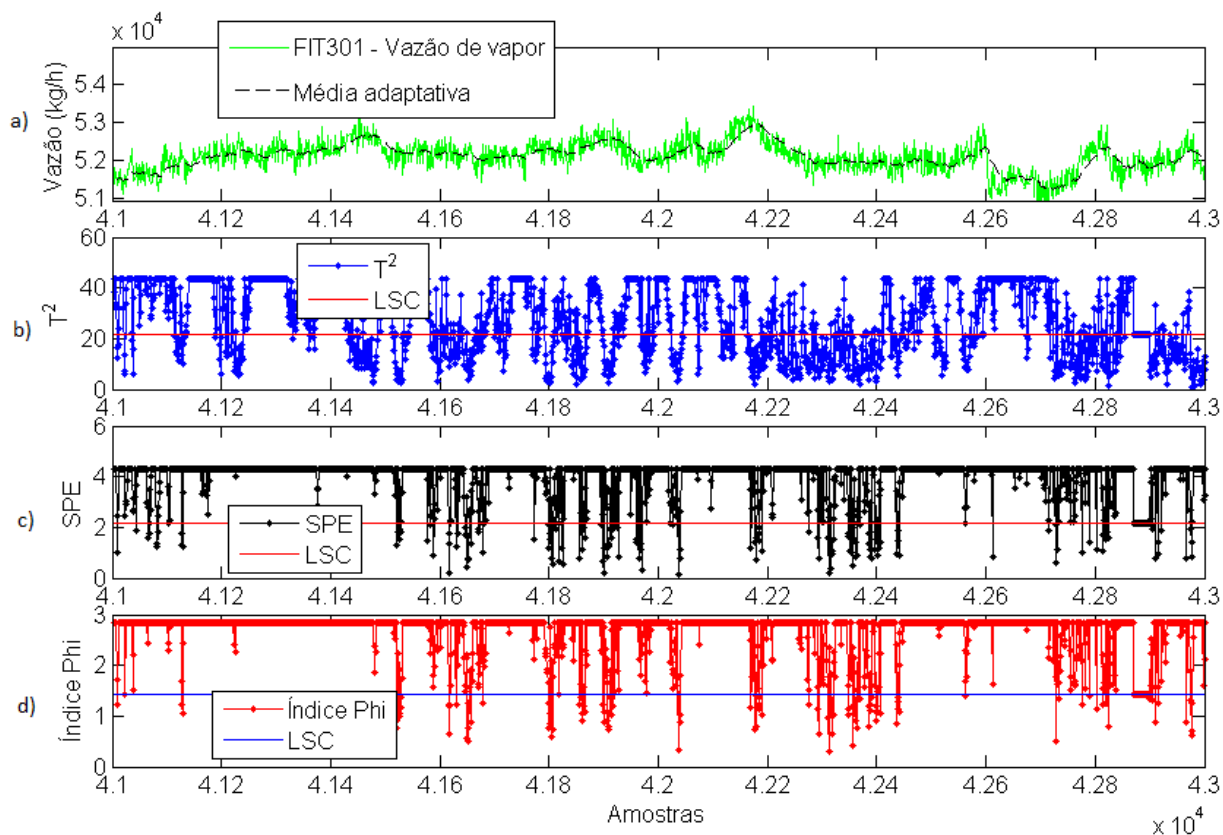
de 52200 kg/h), nota-se claramente que os três índices ultrapassam os limites aceitáveis em todo o período de análise, como mostra a Figura 48. Esse número elevado de alarmes, muito superior àquele tipicamente gerado nos primeiros meses de monitoramento, evidencia mudanças significativas nas condições operacionais da caldeira. Os resultados são coerentes com as condições da caldeira e da usina no período, já que estas vêm operando com diversos problemas: tubulações do superaquecedor rompidas e danificadas, ventilador de exaustão de gases com restrição de área, vazamentos de água e de vapor e outros.

Nesse caso, há que se decidir entre um plano maior de manutenção, recuperando os equipamentos e instalações degradados, removendo as causas especiais de variabilidade ou, quando essa intervenção não é possível, estabelecer um novo projeto e revalidação das cartas para as novas condições operacionais. Como não foi possível executar uma parada programada para a realização dessas manutenções, optou-se por refazer o projeto das cartas de CEPM e de PCA para o segundo patamar de operação típica. A Figura 49 mostra o novo trecho de dados tomado como referência.

Alterações nas correlações, detectadas principalmente pelo excesso de alarmes de

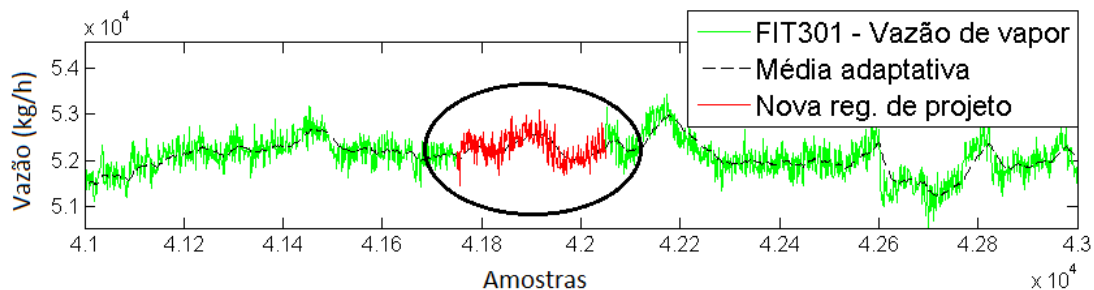


Figura 48: Monitoramento de trecho de dados de janeiro de 2015 com modelos estatísticos de setembro de 2013. Vazão de vapor superaquecido (a) e índices de CEPM (b, c, d)



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 49: Vazão de vapor superaquecido com destaque para o novo trecho de referência (dados de janeiro de 2015).



Fonte: elaborada pelo autor.

SPE, são bons sinalizadores de que os processos se comportam de maneira diferente. Apenas para fins de exemplificação, a Tabela 8 mostra as diferenças em algumas correlações com a vazão de GAF (FIQ101) e de água de alimentação (FIQ313) ocorridas no período

de setembro de 2013 a janeiro de 2015. Observa-se que até mesmo a direção de correlação com algumas variáveis é invertida. As variáveis de potência ativa e do nível de água no tubulão ainda não haviam sido consideradas para monitoramento no período em questão.

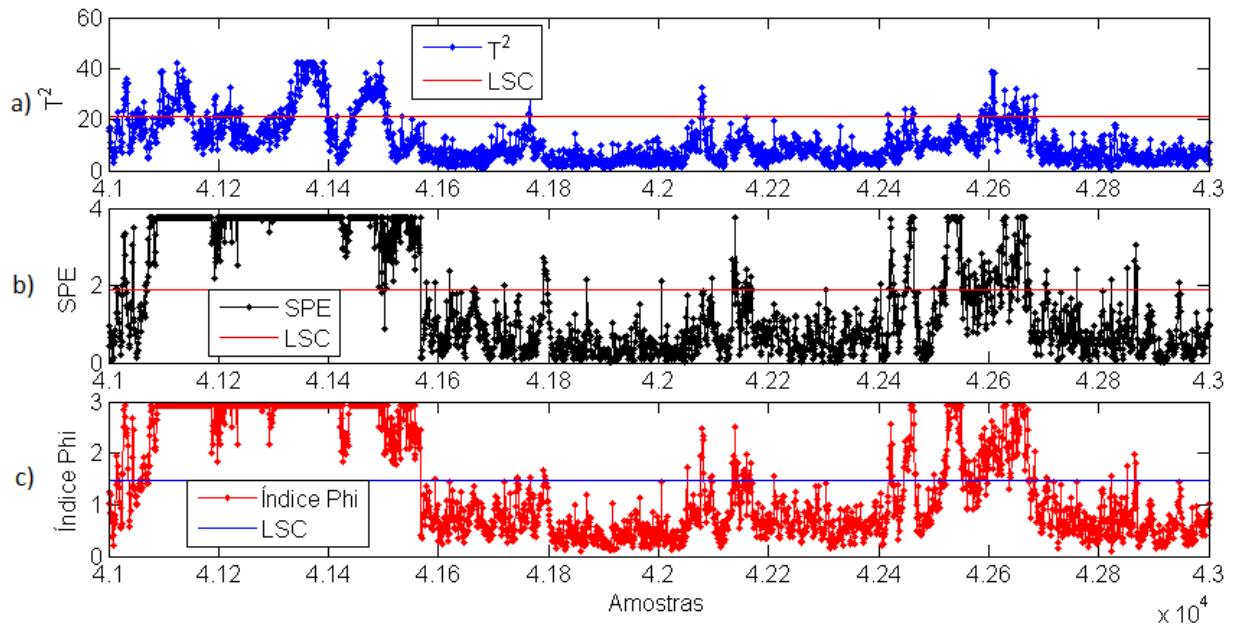
Tabela 8: Correlações com FIQ101 e FIQ313 em setembro de 2013 e janeiro de 2015 (trecho de projeto 2).

	FIQ101 (2013)	FIQ101 (2015)	FIQ313 (2013)	FIQ313 (2015)
FIQ101	1,000	1,000	0,242	-0,444
FIQ313	0,242	-0,444	1,000	1,000
FIT301	-0,106	0,124	0,344	0,132
PI343	0,060	0,521	0,321	-0,419
PIC322	0,035	0,522	-0,160	-0,427
TIC327	0,075	-0,343	-0,240	0,370
TI323	0,013	-0,007	-0,099	0,595
TI329	0,015	0,397	-0,127	-0,573
TI343	0,003	-0,180	0,107	-0,159
FIQ311	-0,040	-0,151	-0,363	-0,220
AIC301	0,004	0,282	0,019	-0,571

Com o novo projeto, os índices  $T^2$ , SPE e combinado voltam a ter sensibilidade para detectar eventos de alterações pontuais no processo. A Figura 50 mostra o resultado do novo cálculo dos índices para o mesmo período de dados abordado na Figura 48. A enxurrada de alarmes é eliminada e torna-se novamente possível reconhecer e delimitar seções em que o processo sai do estado de controle estatístico, como ocorre com o trecho inicial, até a amostra 41600, e com os pontos próximos às amostras 42100 e 42600, por exemplo.

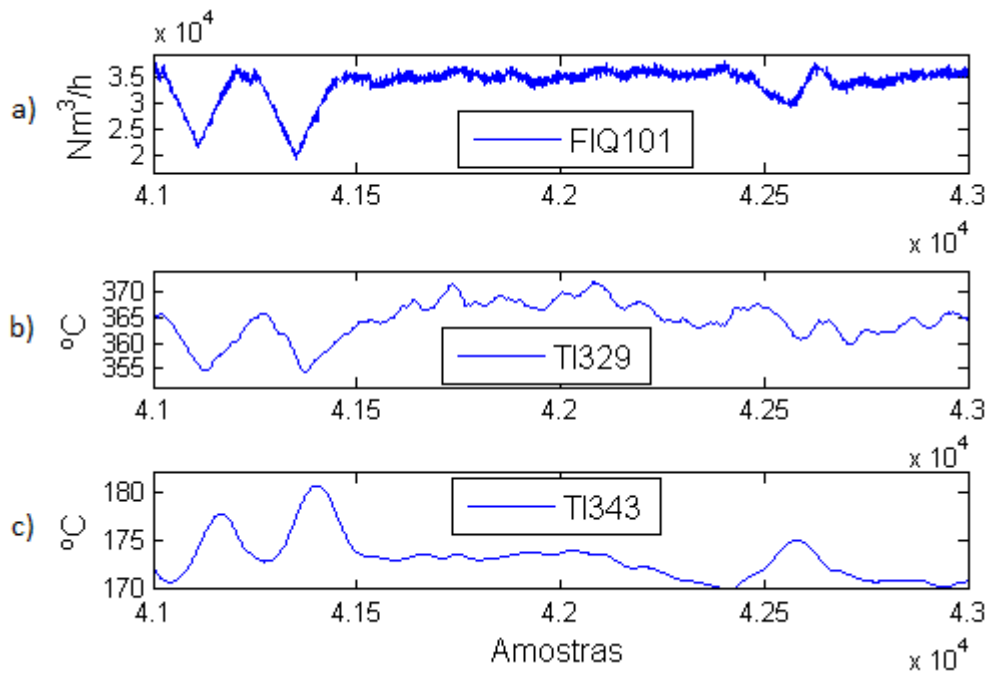
A revalidação do projeto das cartas e o restabelecimento de modelos estatísticos coerentes com a nova realidade de operação da usina habilitam novamente o uso da técnica de PCA para auxílio efetivo ao rastreamento de faltas e ao destaque das degradações. Como exemplo, considera-se o início do trecho de dados mostrado na Figura 50, até a amostra 41600, aproximadamente. O índice combinado gera uma série de alarmes, resultado de desvios tanto do índice  $T^2$  quanto do SPE. Uma rápida inspeção dos autovetores indica as variáveis TI343, FIQ101 e TI329 como as de maior peso no cálculo da terceira, sexta e nona componentes principais, respectivamente. Todas estão relacionadas com o processo de combustão e apresentam variações anormais no trecho indicado, como revela a Figura 51. Os desvios relacionados com a nona componente (descartada no cálculo do  $T^2$ ) são capturados pelo SPE e explicam os pontos fora dos limites para esse índice. As demais componentes afetam mais diretamente o índice  $T^2$ , o que reflete também no cálculo de  $\varphi$ . Para uma identificação mais completa e precisa das variáveis que contribuem para os alarmes gerados, podem ser utilizados os *contribution plots* ou outras ferramentas de identificação de faltas.

Figura 50: Índice  $T^2$  (a), SPE (b) e combinado (c) calculados com os parâmetros da nova região de projeto.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 51: Alterações observadas nas variáveis FIQ101 (a), TI329 (b) e TI343 (c).



Fonte: elaborada pelo autor.

O processo de revalidação deve contar tanto com a participação de operadores, capazes de identificar mais rapidamente uma ausência ou uma enxurrada de alarmes, quanto dos engenheiros envolvidos. Estes últimos devem: (i) interpretar a não adequação dos modelos às novas condições do processo; (ii) analisar e decidir os trechos de dados mais representativos do novo estado de controle estatístico; (iii) elaborar um novo modelo com o cálculo de correlações para os novos projetos de PCA e das cartas de controle e (iv) validar os novos projetos e colocá-los em execução.

## 5.4 Considerações Finais

Sendo assim, as ferramentas que compõem o sistema de validação auxiliam na determinação do estado e das condições operativas da caldeira, fornecendo auxílio à identificação das variáveis mais afetadas quando há ocorrência de faltas. É importante distinguir entre alarmes indicadores de falta, que demandam intervenção pontual de manutenção, e a ocorrência de um número aumentado de alarmes, que sinaliza mudanças maiores nas condições do processo. Nesse caso, há que se escolher por realizar a manutenção adequada dos equipamentos, a fim de retornar os sistemas para o estado de controle estatístico, ou estabelecer novos trechos de referência que levem em consideração as condições atuais do processo.

O próximo capítulo apresenta a implementação do sistema de validação ampla da caldeira em ambiente PIMS, incluindo as telas desenvolvidas para interface com o usuário.

## 6 Implementação em Ambiente PIMS

Este capítulo trata da implementação do sistema de validação ampla da caldeira no ambiente do PI System, sistema PIMS da OSIsoft que se encontra instalado na sala de controle da UTE Barreiro. Todos os algoritmos são executados em um módulo de cálculo avançado do PI System e os resultados são exibidos nas interfaces desenvolvidas no PI ProcessBook, módulo de visualização de dados do banco. As próximas seções descrevem com detalhes os recursos do PI System utilizados e a organização dos códigos. São também apresentadas as telas de interface com o usuário desenvolvidas.

### 6.1 PI System da OSIsoft

O PI System é um sistema PIMS e, como tal, é capaz de armazenar grandes volumes de dados e disponibilizá-los para análise e visualização em diferentes interfaces. Vale pontuar que, apesar de possuírem recursos e interfaces para visualização dos dados, os sistemas PIMS se diferem dos sistemas SCADA (acrônimo de Supervisory Control and Data Acquisition). Sistemas SCADA são projetados para monitoramento em tempo real, apresentando visualizações de estados de equipamentos, alarmes, eventos e valores de variáveis. Por meio deles também é possível operar os processos. Os sistemas PIMS, por outro lado, não possuem compromisso com o tratamento dos dados em tempo real, realizando operações just-in-time (em tempo certo), sempre a partir do banco de dados. Seu principal esforço é na função de historiamiento de dados e, para isso, vale-se de algoritmos eficientes de compressão e descompressão ágeis, e de manutenção da integridade das informações.

O principal componente do PI System é o PI Server, responsável pela obtenção, armazenamento e disponibilização de dados. Dois outros componentes de grande importância para este trabalho são o PI ACE e o PI ProcessBook. O PI ACE é um módulo de desenvolvimento e execução de cálculos sobre as variáveis armazenadas no PI Server. Já o PI ProcessBook é uma aplicação voltada para a construção de interfaces gráficas, que são utilizadas principalmente para visualização e análise dos dados armazenados no banco.

#### 6.1.1 PI ACE

O PI ACE (*Advanced Computing Engine*) oferece um ambiente para o desenvolvimento e a execução de aplicações sobre os dados do banco. Ele funciona sobre Microsoft Visual Basic 6 e Microsoft Visual Basic .NET. Neste trabalho, esse módulo é responsável por executar os cálculos do sistema de validação sobre as variáveis de interesse e

disponibilizá-los para visualização no PI ProcessBook. Os manuais e guias de usuário fornecidos pela OSIssoft apresentam três componentes que formam o PI ACE:

- a) ACE Wizard: add-in do Visual Studio que ajuda o usuário a compilar e testar aplicações de forma rápida;
- b) ACE Manager: permite que o usuário inicie, interrompa, monitore e configure as aplicações;
- c) ACE Scheduler: executa os cálculos do PI ACE armazenados em um dado PI Server de acordo com um planejamento e lida com *updates* e comportamentos anormais da execução.

### 6.1.2 PI Processbook

O PI ProcessBook é a principal interface gráfica de visualização dos dados armazenados no servidor PI. Oferece ao usuário o modo de edição, no qual é possível criar telas, diagramas, gráficos, desenhos e botões, e o modo de visualização, em que são monitoradas as variáveis do banco. O ProcessBook já possui alguns recursos nativos de análise, tais como janelas de implementação de algumas cartas de CEP univariado e acessórios gráficos úteis à visualização de tendências e de diagramas esquemáticos. Neste trabalho, os resultados da aplicação das ferramentas de CEPM, do cálculo dos índices de desempenho de malhas e do monitoramento da eficiência são exibidos em interfaces gráficas do PI ProcessBook.

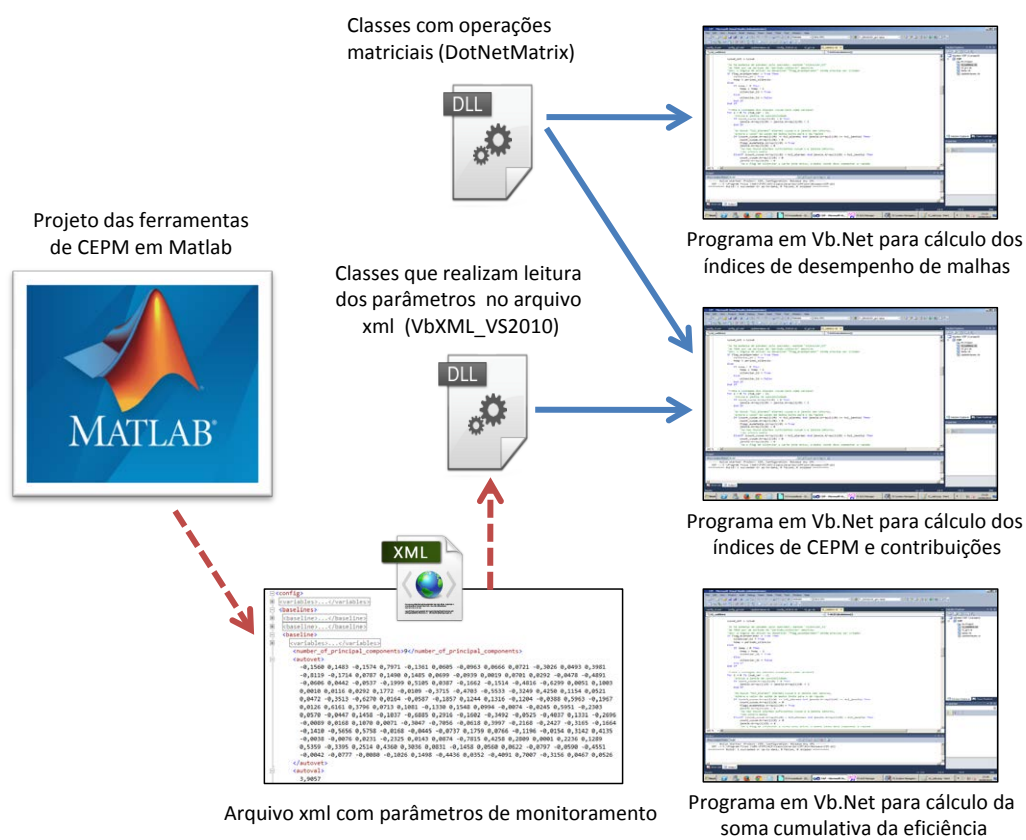
## 6.2 Módulos de Cálculo no PI ACE e Bibliotecas Auxiliares

Para a implementação em ambiente PI System, os módulos do sistema de validação são divididos de maneira análoga ao modo como foram estruturados em Matlab. Ou seja, são desenvolvidos três códigos principais: i) o de cálculo dos índices de CEPM e das contribuições, ii) o de cálculo dos índices de desempenho das malhas monitoradas e iii) o da carta de soma cumulativa da eficiência da caldeira. Todos eles foram escritos em linguagem VB.Net no Microsoft Visual Studio 2010, dentro de um projeto criado no próprio PI ACE, e executam em um intervalo de tempo compatível com aquele definido na etapa de desenvolvimento do sistema (10 em 10 segundos). Agregadas aos códigos principais estão outras duas bibliotecas de classes auxiliares: a biblioteca DotNetMatrix e a VbXML\_VS2010. Para que os módulos de cálculo do ACE possam utilizar as classes dessas bibliotecas, ambas são referenciadas no projeto e nos códigos.

A biblioteca DotNetMatrix (SELORMEY, 2004) contém classes que fornecem métodos de operações matriciais (inversão, multiplicação, adição, subtração, transposição e outras). Já a biblioteca VbXML\_VS2010 foi estruturada pelo professor André Paim

Lemos, da Universidade Federal de Minas Gerais, e é responsável por extrair os parâmetros de monitoramento de um arquivo de extensão xml. O arquivo xml contém apenas os parâmetros de monitoramento das ferramentas de CEPM (matriz de autovetores em cada trecho de projeto, limites das cartas, número de componentes retidas e outros), organizados de forma a favorecer sua leitura e possíveis manutenções futuras, incluindo substituição, adição ou remoção de parâmetros. A Figura 52 apresenta um esquema relacionando os módulos principais de cálculo do ACE e as bibliotecas DotNetMatrix e VbXML\_VS2010.

Figura 52: Implementação dos módulos de cálculo do sistema de validação no PI ACE.

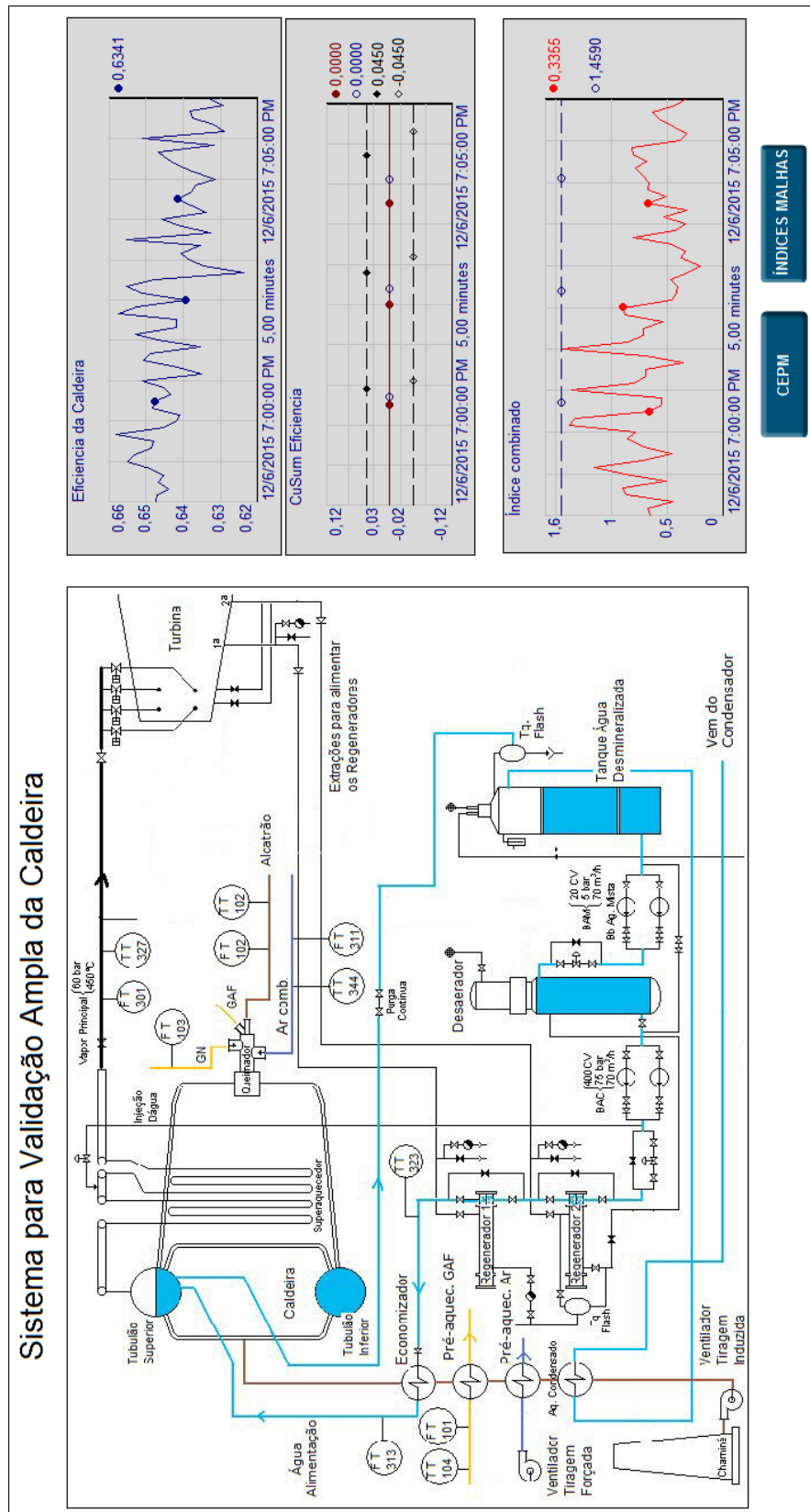


Fonte: elaborada pelo autor.

### 6.3 Interface Gráfica Desenvolvida no PI ProcessBook

Esta seção apresenta as telas de interface do sistema de validação ampla da caldeira desenvolvidas no PI ProcessBook. São ao todo três. A tela principal (Figura 53) disponibiliza o resultado do cálculo de eficiência da unidade proveniente do SECE, a soma cumulativa dos resíduos da eficiência e o índice combinado  $\varphi$ . A partir dela, o usuário tem acesso à segunda tela, que possui os índices de desempenho de malhas (Figura 54), e à terceira, com os índices de CEPM e as respectivas contribuições (Figura 55).

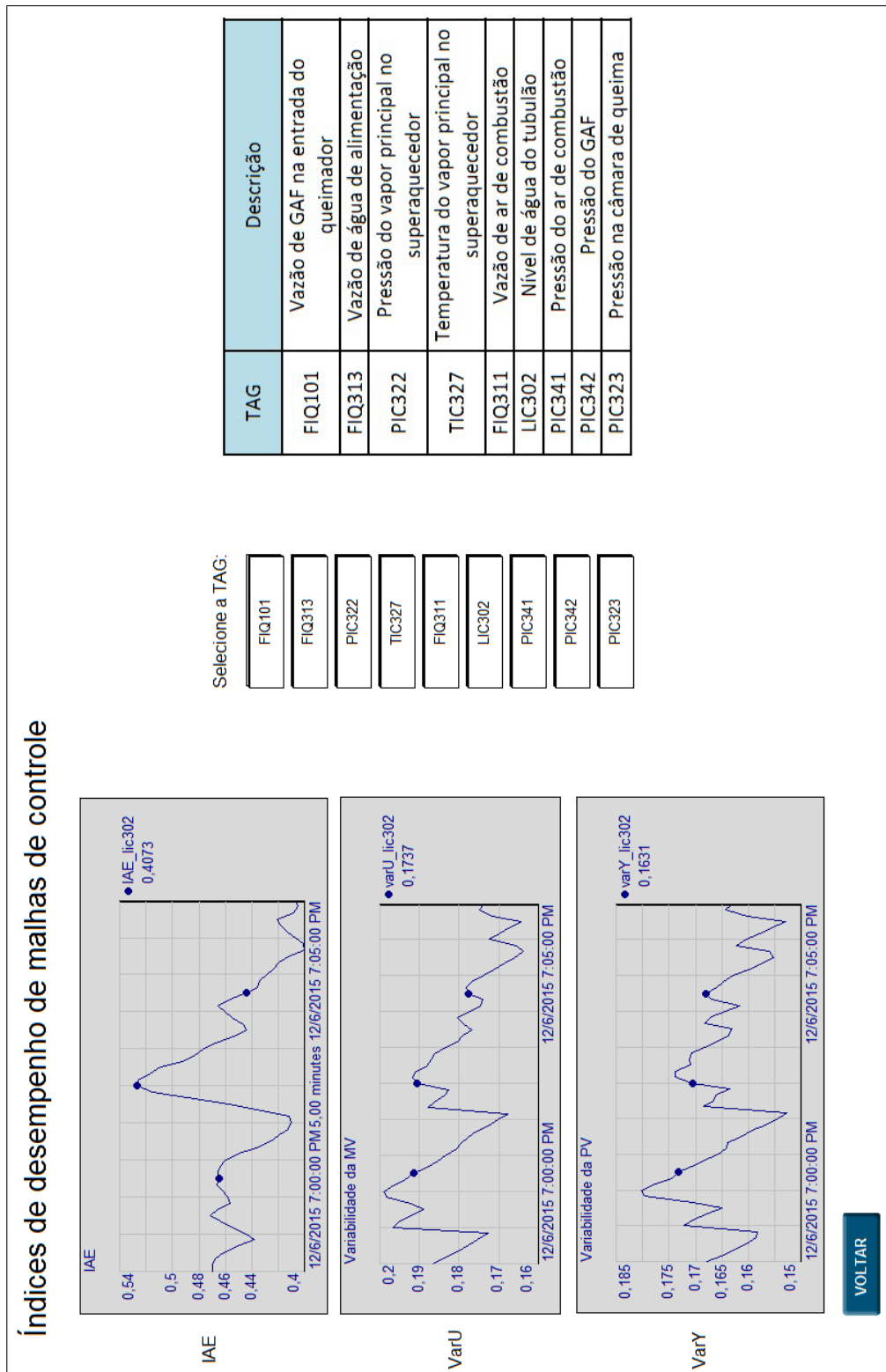
Figura 53: Tela principal do sistema de validação ampla da caldeira.



Fonte: elaborada pelo autor.

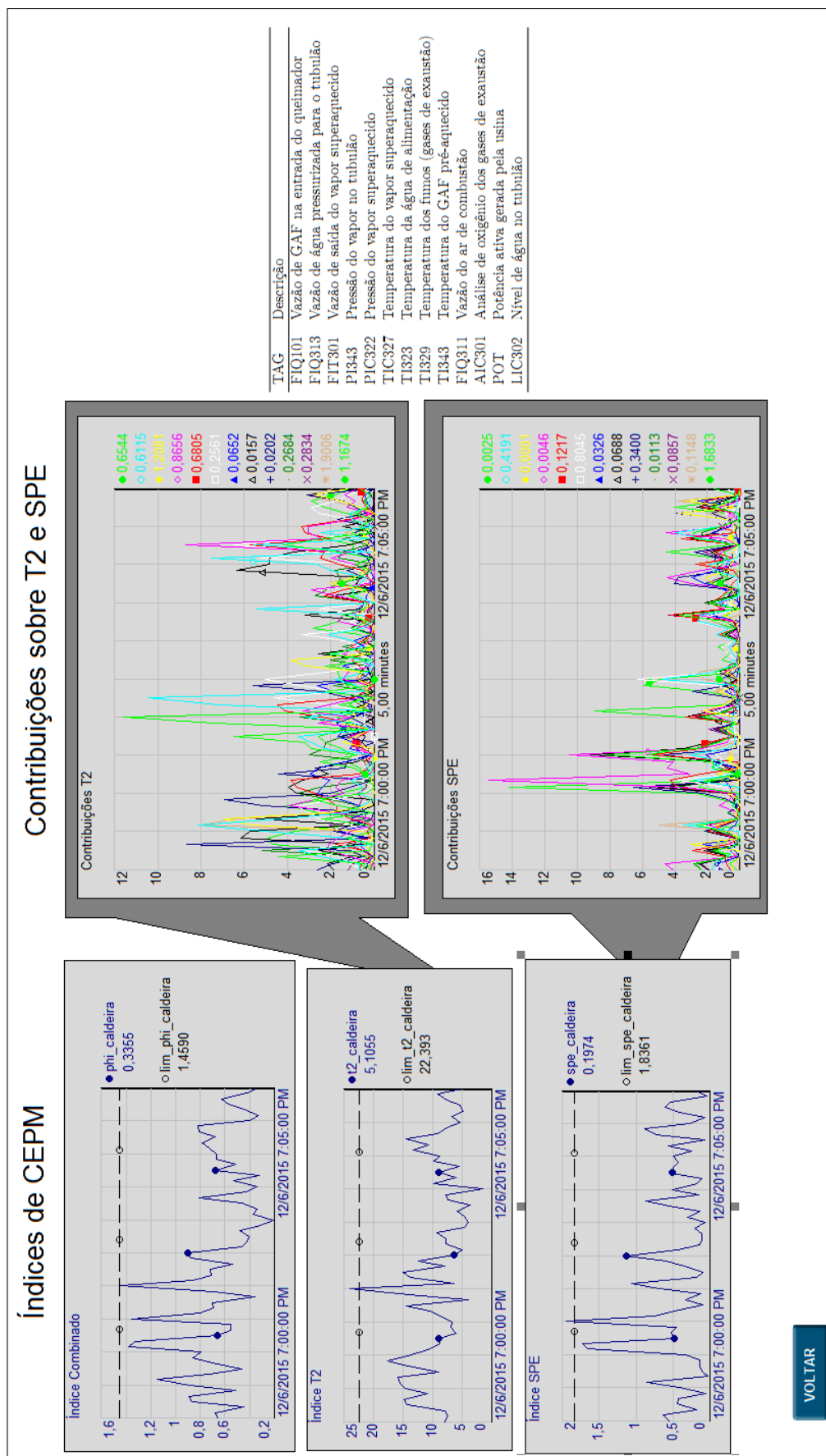


Figura 54: Tela com índices de desempenho de malhas da caldeira.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 55: Tela com índices de CEPM e contribuições no índice  $T^2$  e no SPE.



Fonte: elaborada pelo autor.

Para facilitar as análises, as telas com os índices de malha e de CEPM possuem tabelas que indicam as TAGs das variáveis monitoradas. Essas duas telas também possuem um botão para retorno à tela principal. A seleção da malha para exibição de seus índices de desempenho é realizada por meio de um “click” sobre o botão da TAG correspondente. Essa e outras funcionalidades adicionais, como os botões de retorno para a tela principal, por exemplo, foram programadas em VBA (*Visual Basic for Applications*) em um ambiente já integrado ao PI ProcessBook e disponibilizado por ele.

Os recursos gráficos disponíveis no ProcessBook não são ilimitados e, por essa razão, houve dificuldade no momento de construção dos gráficos 2D de *contribution plots*. Optou-se, então, por exibir o valor de todas as contribuições para um determinado índice em um único gráfico. Em trabalhos futuros do Projeto GT336, pretende-se desenvolver a interface do sistema de validação em uma aplicação externa apropriada, capaz de fornecer maiores recursos gráficos e de se comunicar com o PI System, a fim de exibir os resultados armazenados no banco.

## 6.4 Teste do Sistema de Validação em Ambiente PIMS

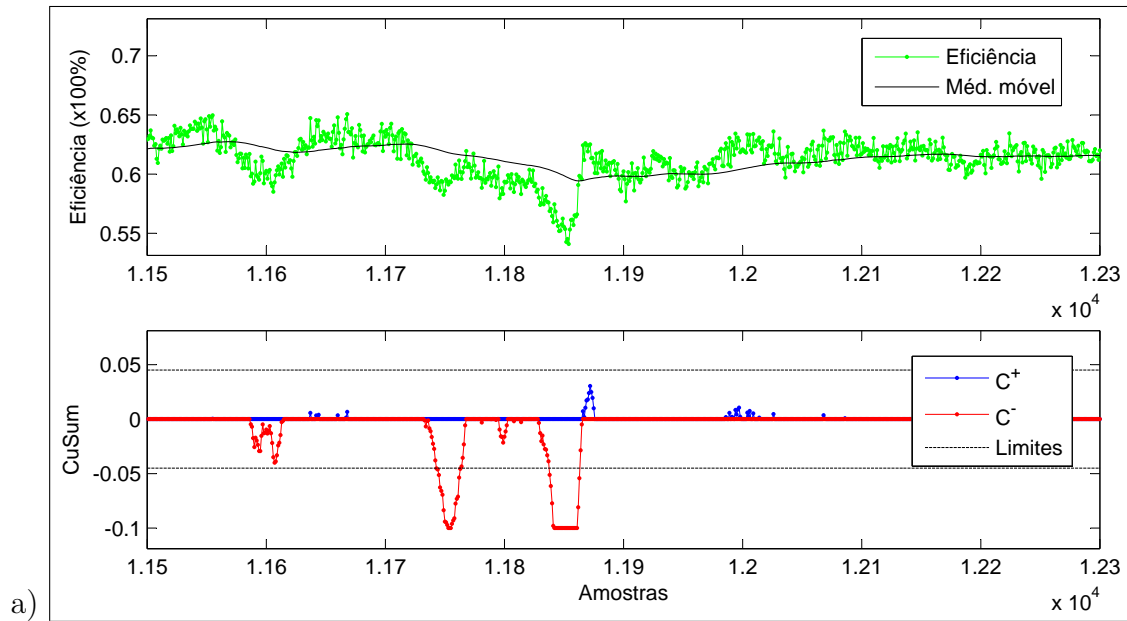
Finalizadas as etapas de migração do sistema de validação para o PIMS e de desenvolvimento das telas de interface, o passo seguinte é executar o sistema em tempo certo na usina e testar se os resultados gerados pelos códigos no PI ACE são compatíveis com os obtidos em Matlab. Entretanto, o momento de realização desta etapa do trabalho coincidiu com um período em que a usina se encontrava parada para manutenção. Assim, optou-se por testar os cálculos do ACE sobre o mesmo arquivo de dados que foi utilizado no capítulo “Resultados e Análises”, cuja análise se deu em plataforma Matlab. A diferença é que, ao invés de os valores serem lidos diretamente do banco do PIMS, eles são capturados de um arquivo de extensão csv.

Os resultados gerados pelos cálculos no PI ACE são comparados com aqueles obtidos na subseção 5.2.3 do capítulo “Resultados e Análises”. A Figura 56 compara os dados de eficiência e a carta CuSum para as duas implementações: em PIMS e em Matlab. Já a Figura 57 mostra os resultados do cálculo dos índices de CEPM, também executados em PIMS e Matlab para o mesmo período. Verifica-se compatibilidade em todos os resultados.

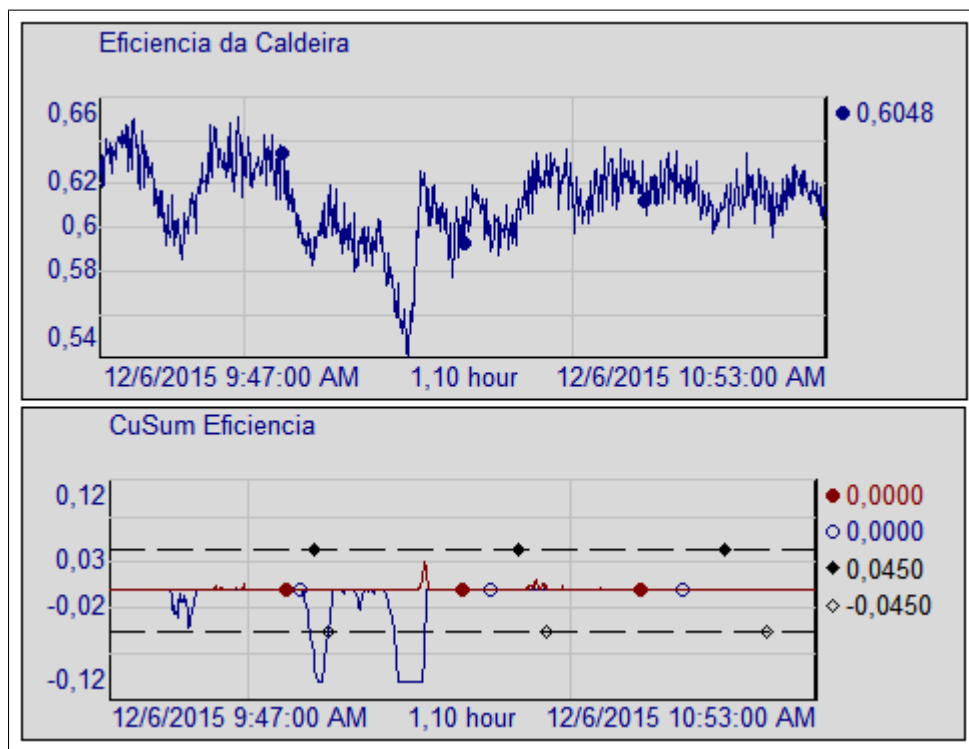
As contribuições das variáveis nos índices de CEPM também geraram resultados iguais aos do Matlab no sistema PIMS, como mostram as Figuras 58 e 59. Nelas, para fins de exemplificação, estão destacados os mesmos pontos indicados nas Figuras 30 e 31, que correspondem à contribuição da PIC322 no índice  $T^2$  e da PI343 no índice SPE, respectivamente. A contribuição da PIC322 no índice  $T^2$  calculada pelo Matlab é de 144,8, enquanto que no PIMS o valor é de 144,67. A contribuição da PI343 no SPE é de

508,6 pelo Matlab e de 508,49 no PIMS. O pequeno desvios entre os valores se deve à diferença no número de casas decimais consideradas e ao arredondamento dos parâmetros de monitoramento no arquivo xml.

Figura 56: Comparação dos resultados de eficiência e carta CuSum para implementação em Matlab (a) e em PIMS (b).



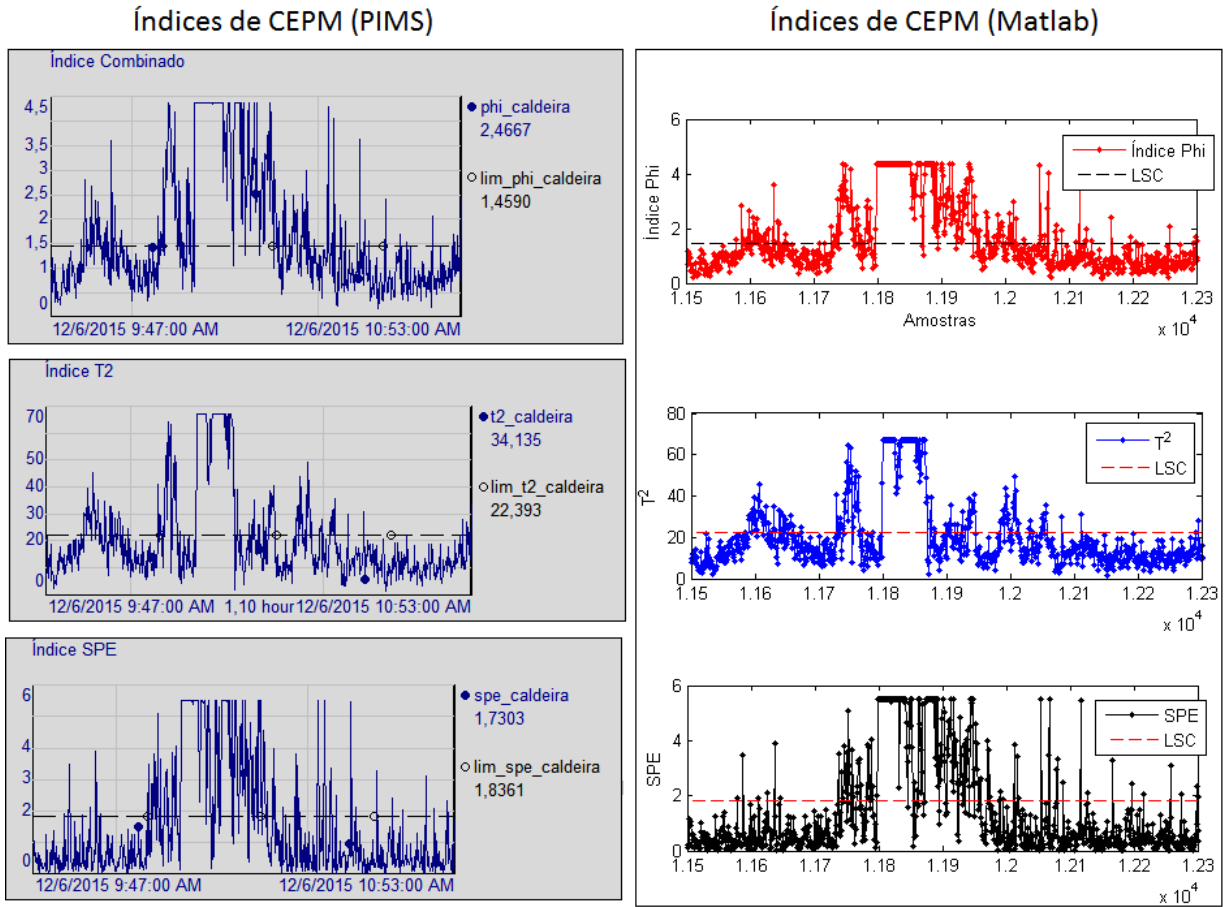
a)



b)

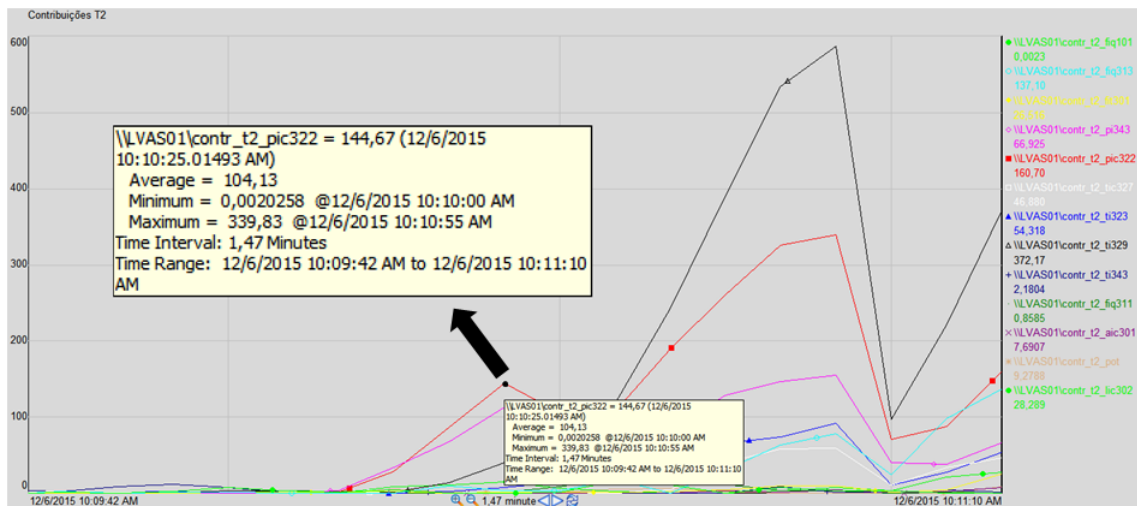
Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 57: Comparação dos índices de CEPM para implementação em Matlab e em PIMS.



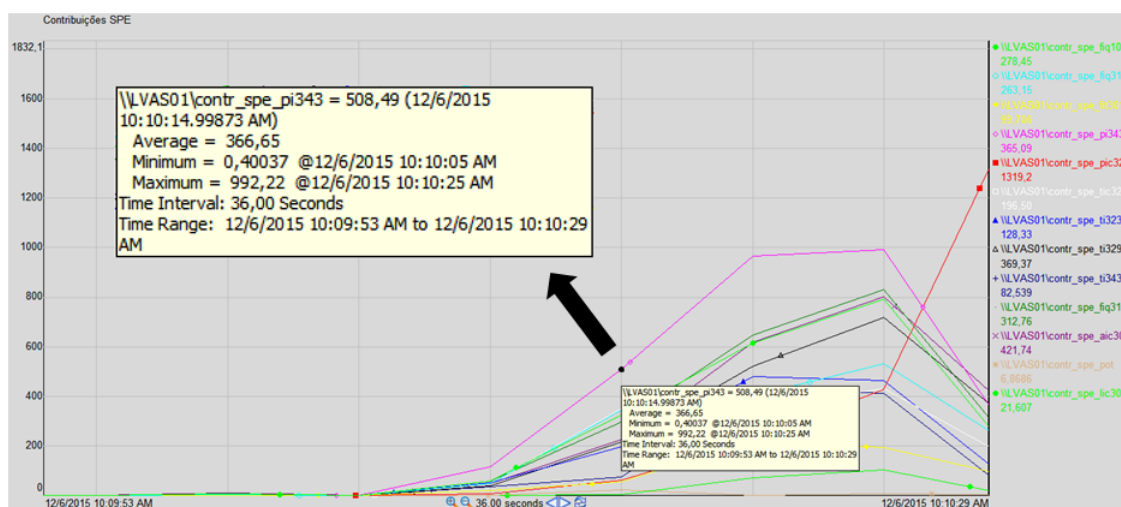
Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 58: Destaque para a contribuição da PIC322 no índice  $T^2$ . O valor gerado pelo PI ACE (144,67) é compatível com aquele obtido no ambiente Matlab (144,8).



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 59: Destaque para a contribuição da PI343 no índice SPE. O valor gerado pelo PI ACE (508,49) é compatível com aquele obtido no ambiente Matlab (508,6).



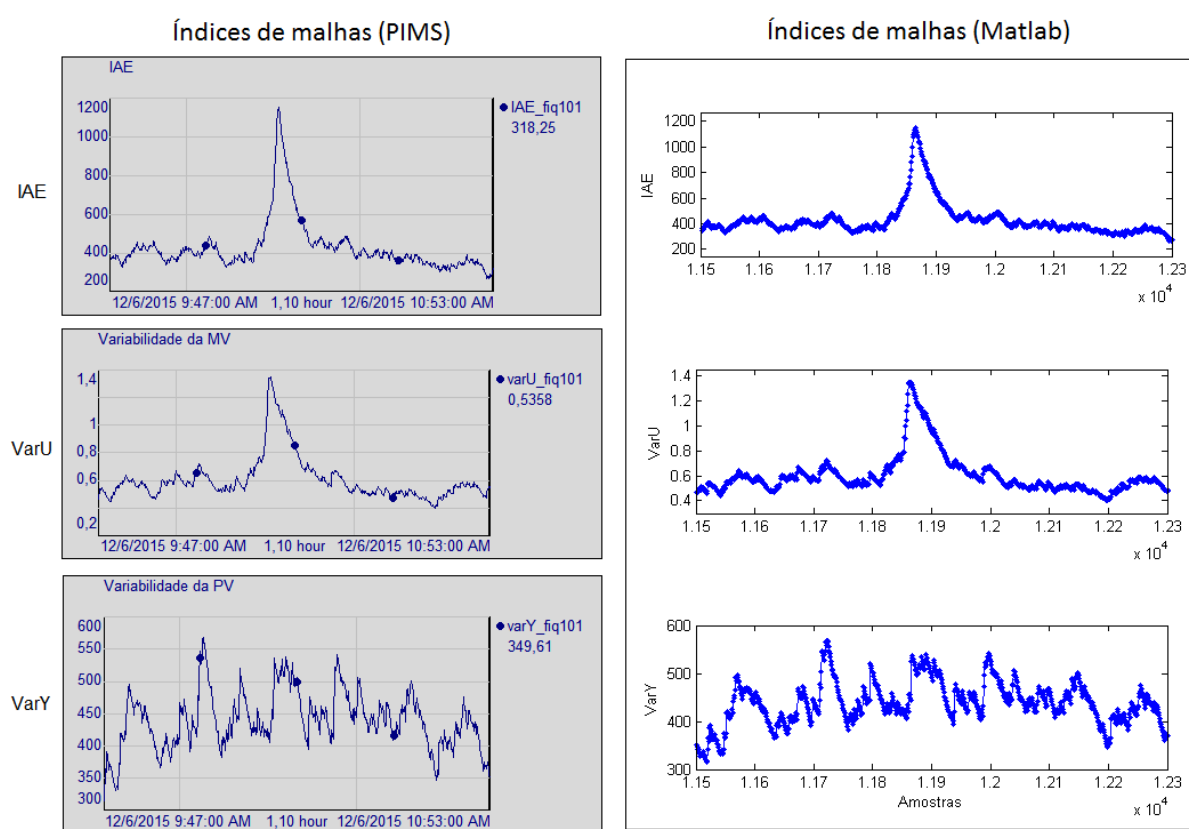
Fonte: elaborada pelo autor.

Por fim, para exemplificar a validade do cálculo dos índices de malhas no PI ACE, a Figura 60 compara os resultados de IAE, VarU e VarY da malha de vazão de GAF (FIQ101) no mesmo período.

## 6.5 Considerações Finais

A implementação do sistema de validação ampla no ambiente do PI System foi dividida em três módulos principais no PI ACE, i.e. eficiência, ferramentas de CEPM e índices de malhas, e conta com bibliotecas de classes que auxiliam na execução dos cálculos. São elas a DotNetMatrix, que provê operações matriciais, e a VbXML\_VS2010, que lê os parâmetros de monitoramento gerados na etapa de projeto das cartas. Foram também desenvolvidas interfaces no PI ProcessBook para a exibição dos resultados. Pela impossibilidade de testar o sistema em tempo certo na usina, visto que a mesma se encontrava parada para manutenção, os cálculos implementados no ACE foram testados sobre arquivos de dados do mesmo período considerado nas análises em Matlab. O próximo capítulo apresenta as conclusões gerais do trabalho e sugestões de continuidade.

Figura 60: Índices de desempenho da malha de vazão de GAF (FIQ101) em ambiente PIMS e Matlab.



Fonte: elaborada pelo autor.

## 7 Conclusões

Apresentou-se neste trabalho o desenvolvimento de um sistema de validação ampla para uma caldeira industrial que opera em múltiplos pontos. A caldeira em questão faz parte da Usina Termelétrica do Barreiro, situada em Belo Horizonte nas dependências da siderúrgica da Vallourec. São utilizadas na composição do sistema de validação: i) métricas de desempenho de malhas de controle, como o IAE, a variabilidade do sinal de controle (VarU) e da variável controlada (VarY); ii) ferramentas de análise e controle estatístico multivariado, como a técnica de PCA, a carta de Hotelling  $T^2$ , os índices SPE, combinado  $\varphi$  e os *contribution plots*; e iii) monitoramento do cálculo de eficiência da caldeira com carta de soma cumulativa.

As características de não-estacionariedade, mudanças frequentes e múltiplos *set-points* de operação exigiram adequação das técnicas originais de CEPM. Para lidar com os múltiplos patamares, são utilizados mecanismos de adaptação de média e chaveamento de parâmetros de monitoramento para aqueles da região de referência mais próxima. As não-estacionariedades do processo, típicas de usinas que queimam combustíveis de composição variável, são tratadas com média móvel de normalização, tanto na etapa de projeto das cartas de CEPM quando na etapa de monitoramento e validação. Também são implementadas adaptações nos cálculos originais dos índices de desempenho de malhas, de modo que possam ser executados recursivamente e, no caso específico do IAE, apresente efeito gradativo de acomodação, reduzindo a influência de erros em estado estacionário e de oscilações de mais baixa frequência.

Todas as etapas de desenvolvimento do sistema de validação são realizadas em ambiente Matlab sobre dados históricos do processo. Os resultados apresentados compreendem diferentes cenários de operação e ilustram o funcionamento do sistema em cada um deles. Ele se mostra capaz de fornecer evidências indicativas do desempenho operacional da caldeira e da sua eficiência, bem como alertar para alterações que eventualmente ocorreram e prover suporte para identificação das faltas. Os índices de desempenho de malhas auxiliam na análise de alterações em variáveis controladas e em seus respectivos sinais de controle. É destacada também a situação caracterizada por um número aumentado de alarmes nos índices de CEPM, que permanece por um período prolongado, sinalizando mudanças maiores no modelo estatístico dos dados. Nesse caso, há que se optar pela realização de um plano maior de manutenção, recuperando equipamentos e componentes degradados e levando a caldeira novamente ao estado de controle estatístico, ou pela revalidação dos modelos de PCA e das cartas de CEPM. A revalidação consiste em determinar uma nova região de referência, condizente com as condições atuais dos equipamentos e malhas, e permite restabelecer a capacidade do sistema de alertar para alterações das



condições nominais. É apresentada uma discussão acerca da importância da revalidação de projeto por meio de um exemplo, originalmente feito com dados de setembro de 2013, e revalidado em janeiro de 2015. Por fim, apresenta-se a implementação de todo o sistema de validação ampla na plataforma do PI System. Pela impossibilidade de testar o sistema em tempo certo na usina, visto que a mesma se encontrava parada para manutenção, os cálculos implementados no PI ACE foram testados sobre arquivos de dados do mesmo período considerado nas análises em Matlab.

## 7.1 Perspectivas e Sugestões de Continuidade

Para trabalhos futuros, o sistema de validação da caldeira, implementado em ambiente PIMS, deve ser colocado para execução *online* na usina sobre dados de processo coletados em tempo certo. Assim, as equipes de manutenção e operação têm condições de perceber e atuar com maior agilidade na ocorrência de degradações ou eventos anormais. Recentemente, a usina vêm passando por manutenções em equipamentos e sistemas, com perspectiva de que sejam realizados serviços de calibração dos instrumentos e auditoria das malhas de controle. Com isso, tem-se uma nova referência de estado operacional para os processos, que corresponde ao estado de controle estatístico, o que demandará novos projetos das cartas de controle.

Sugere-se também estender o estudo e a aplicação das técnicas e métodos empregados neste trabalho para outras unidades da usina, a fim de contribuir de forma mais completa para o aumento do desempenho e da qualidade na geração de energia.

Outra sugestão é a investigação de uma metodologia que aglutine os resultados gerados pelo sistema de validação, considerando todos os diferentes índices produzidos para a composição de uma única métrica que reflita o desempenho da caldeira. Dessa maneira, facilita-se a criação de uma estrutura “top-down” de monitoramento de toda a usina que inclua também as métricas correspondentes às outras unidades.

## Referências

- ALCALA, C. F.; QIN, S. J. Reconstruction-based contribution for process monitoring. *Automatica*, v. 45, n. 7, p. 1593 – 1600, 2009.
- ALCALA, C. F.; QIN, S. J. Analysis and generalization of fault diagnosis methods for process monitoring. *Journal of Process Control*, v. 21, n. 3, p. 322 – 330, 2011.
- ANEEL. *Atlas de Energia Elétrica do Brasil*. 1. ed. ANEEL, 2002. 153 p. Disponível em: <[http://www.aneel.gov.br/arquivos/pdf/livro\\_atlas.pdf](http://www.aneel.gov.br/arquivos/pdf/livro_atlas.pdf)>.
- ANEEL. *Atlas de Energia Elétrica do Brasil*. 3. ed. ANEEL, 2008. 236 p. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/atlas3ed.pdf>>.
- ANEEL. *Capacidade de Geração do Brasil*. 2015. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acesso em: 09 out. 2015.
- BRAGA, C. M. P.; BRAGA, A. R.; MIRANDA, M. F.; JOTA, F. G. Validação Ampla de Plantas Industriais: uma Proposta Metodológica. *XII Latin-American Congress on Automatic Control*, v. 1, p. 288 – 293, 2006.
- BRAGA, C. M. P.; BRAGA, A. R.; MIRANDA, M. F.; JOTA, F. G.; AGUIAR, W. E. P. Sistema Especializado para Cálculo de Eficiência. *Revista Pesquisa e Desenvolvimento da ANEEL*, n. 3, p. 19–20, jun. 2009.
- BRAGA, C. M. P.; CARNEIRO, M. V.; BRAGA, A. R.; MIRANDA, M. F.; ARAÚJO, M. L.; PERSECHINI M. A. M. AGUIAR, W. E. P.; JOTA, F. G. Metodologia para o desenvolvimento de um sistema especializado para cálculo e monitoramento contínuo de eficiência da usina térmica do barreiro. In: I CONGRESSO BRASILEIRO DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA. Belo Horizonte, MG, 2005. p. 309 – 314.
- BRAGA, L. C. *Validação Ampla de Operação de Edificações*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Setembro 2013.
- BRAGA, L. C.; BRAGA, A. R.; BRAGA, C. M. P. On the characterization and monitoring of building energy demand using statistical process control methodologies. *Energy and Buildings*, v. 65, n. 1, p. 205 – 219, 2013. ISSN 0378-7788. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778813002715>>.
- CAMPOS, M. C. M. M.; TEIXEIRA, H. C. G. *Controles típicos de equipamentos e processos industriais*. 2. ed. [S.l.]: Edgard Blucher, 2010. 396 p. ISBN 978-85-212-0552-4.
- IZENMAN, A. J. *Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification, and Manifold Learning*. 1. ed. [S.l.]: Springer, 2008. 733 p. ISBN 978-0-387-78188-4.
- JACKSON, J. E. *A User's Guide to Principal Components*. 1. ed. [S.l.]: Wiley-Interscience, 1991. 569 p. ISBN 0471622672.

- JOTA, F. G.; BRAGA, A. R.; PENA, R. T. Performance assessment of advanced process control algorithms using an interacting tank system. In: INDUSTRY APPLICATIONS CONFERENCE 1995. Orlando, FL: IEEE, 1995. v. 2, p. 1565 – 1571.
- KAY, S. M. *Intuitive Probability and Random Processes Using Matlab*. 1. ed. [S.l.]: Springer, 2006. 835 p.
- KIM, H.-C.; KIM, D.; BANG, S. Y. An efficient model order selection for PCA mixture model. *Pattern Recognition Letters*, v. 24, n. 9-10, p. 1385 – 1393, 2003.
- KOURTI, T.; LEE, J.; MACGREGOR, J. F. Experiences with industrial applications of projection methods for multivariate statistical process control. *Computers and Chemical Engineering*, v. 20, n. 1, p. S745 – S750, 1996.
- KOURTI, T.; MACGREGOR, J. F. Process analysis, monitoring and diagnosis, using multivariate projection methods. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, v. 28, n. 1, p. 3 – 21, 1995. ISSN 0169-7439. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0169743995800369>>.
- LI, W.; YUE, H. H.; VALLE-CERVANTES, S.; QIN, S. J. Recursive PCA for adaptive process monitoring. *Journal of Process Control*, v. 10, n. 5, p. 471 – 486, 2000.
- LOWRY, C. A.; MONTGOMERY, D. C. A Review of Multivariate Control Charts. *IIE Transactions*, v. 27, n. 6, p. 800 – 810, 1995.
- METSO EXPERTUNE. *Powerful Assessments In PlantTriage*. 2015. Disponível em: <<http://www.expertune.com/PTAssessments.aspx>>. Acesso em: 14 set. 2015.
- MONTGOMERY, D. C. *Introdução ao Controle Estatístico de Qualidade*. 4. ed. [S.l.]: Editora LTC, 2004. 532 p. ISBN 9788521614005.
- PASSOS, L. F. D. *Metodologia para Auditoria e Validação Ampla de Malhas de Controle - Estudo de Caso para uma Caldeira Industrial*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belo Horizonte, 2009.
- PENG, K.; ZHANG, K.; ZHOU, D. Contribution rate plot for nonlinear quality-related fault diagnosis with application to the hot strip mill process. *Control Engineering Practice*, v. 21, n. 4, p. 360–369, 2013.
- QIN, S. J. Statistical process monitoring: basics and beyond. *Journal of Chemometrics*, v. 17, n. 8-9, p. 480–502, fev. 2003. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1002/cem.800>>. Acesso em: 15 jun. 2013.
- RALSTON, P.; DEPUY, G.; GRAHAM, J. H. Graphical enhancement to support PCA-based process monitoring and fault diagnosis. *ISA Transactions*, v. 43, n. 4, p. 639 – 653, 2004. ISSN 0019-0578. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019057807601748>>.
- SEBORG, D. E.; EDGAR, T. F.; MELLICHAMP, D. A. *Process Dynamics and Control*. 1. ed. [S.l.]: John Wiley and Sons, 1989. 717 p. ISBN 0-471-86389-0.

- SELORMEY, P. *DotNetMatrix: Simple Matrix Library for .NET*. 2004. Disponível em: <<http://www.codeproject.com/Articles/5835/DotNetMatrix-Simple-Matrix-Library-for-NET>>. Acesso em: 08 dez. 2015.
- SHUNTA, J. P. *Achieving World Class Manufacturing Through Process Control*. 1. ed. [S.l.]: Prentice Hall, 1995. 202 p. ISBN 0-13-309030-2.
- SOUSA, B. M.; BRAGA, A. R.; BRAGA, C. M. P. Monitoramento eletrônico com estatística multivariada: Estudo de caso de uma caldeira com revalidação de projeto. In: XII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE. Natal, RN, 2015. v. 12.
- SOUSA, B. M.; LEBEDEV, A.; FERREIRA, J.; AGUIAR, W. E.; BRAGA, C. M. P.; BRAGA, A. R.; LEMOS, A. P. Multivariate Statistical Process Control of Boiler and Turbine-Generator units of a Thermoelectric Power Plant With Multiple Operating Set Points. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL TECHNOLOGY. Seville, Spain: IEEE, 2015. p. 1907 – 1913.
- WESTERHUIS, J. A.; GURDEN, S. P.; SMILDE, A. K. Generalized contribution plots in multivariate statistical process monitoring. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, v. 51, n. 1, p. 95–114, 2000.
- XUAN, J.; XU, Z.; SUN, Y. Incipient Sensor Fault Diagnosis Based on Residual-Difference Reconstruction Contribution Plot. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 53, n. 18, p. 7706–7713, 2014.
- YUE, H. H.; QIN, S. J. Reconstruction based fault identification using a combined index. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, v. 40, n. 20, p. 4403 – 4414, 2001.
- ZHAO, S. J.; XU, Y. M.; ZHANG, J. A multiple PCA model based technique for the monitoring of processes with multiple operating modes. *Computer Aided Chemical Engineering*, v. 18, p. 865 – 870, 2004.
- ZHU, X.; BRAATZ, R. D. Two-Dimensional Contribution Map for Fault Identification. *IEEE Control Systems Magazine*, v. 34, n. 5, p. 72 – 77, 2014.