

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS**  
**CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA**

**FERNANDO MARTINS DE MELLO**

**CONTROLE NEBULOSO (“FUZZY”) APLICADO À COMBUSTÃO EM CALDEIRAS A  
BAGAÇO DE CANA**

**ORIENTADOR: PROF. DR. RUY DE SOUSA JÚNIOR**

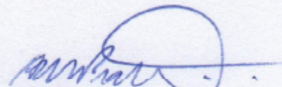
**São Carlos, 2018**

MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA DA DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE FERNANDO MARTINS DE MELLO APRESENTADA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS, EM 26 DE ABRIL DE 2018.

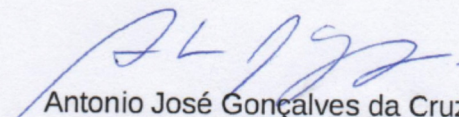
BANCA EXAMINADORA:



Ruy de Sousa Júnior  
Orientador, UFSCar



Ana Maria Frattini Fileti  
UNICAMP



Antonio José Gonçalves da Cruz  
UFSCar

***À minha esposa Luciana e aos meus pais Antônio Fernando e Maria de Lourdes, pelo amor, carinho e apoio em todos estes anos.***

## **AGRADECIMENTOS**

Deixo aqui meus sinceros agradecimentos às seguintes pessoas e instituições, sem as quais este trabalho não teria sido possível:

Ao Prof. Ruy de Sousa Júnior, pela amizade, estímulo, e orientação dedicada durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Antonio José Gonçalves da Cruz, por ter me recebido e me auxiliado ao longo do programa, por suas contribuições, amizade e estímulo.

Ao Prof. Roberto de Campos Giordano, por suas contribuições e ensinamentos.

A todos os demais professores do DEQ/UFSCar, em especial aos Professores José Maria Corrêa Bueno, Mônica Lopes Aguiar e Luís Augusto Martins Ruotolo, por sempre me tratarem com atenção e por contribuírem na minha formação acadêmica.

Ao Grupo Tereos, por contribuir na minha formação profissional e por apoiar iniciativas de parceria universidade-empresa.

A toda a equipe de operação e automação/instrumentação da unidade industrial de onde foram coletados os dados e implementado o controlador fuzzy.

Aos colegas de pós-graduação, que sempre me acolheram com afeto e amizade.

Aos amigos que me ajudaram em discussões sobre o trabalho e correções no texto.

*"A mente que se abre a uma nova ideia jamais voltará ao seu tamanho original"*

*Albert Einstein*

## RESUMO

Na indústria de cana-de-açúcar, caldeiras são amplamente utilizadas para cogeração. Este termo designa a geração e utilização combinada de mais de um tipo de energia, como por exemplo térmica e elétrica, a partir do mesmo combustível. O principal combustível utilizado no setor é o bagaço de cana, seguido de outros tipos de biomassa, tais como palha de cana, cavaco de madeira e palha de milho.

De acordo com a União da Indústria de Cana-de-Açúcar (UNICA) e a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), a capacidade outorgada de fornecimento de eletricidade a partir da biomassa representa 9% da matriz energética brasileira. O custo do combustível representa grande impacto no setor em virtude do cenário atual do mercado de energia. Portanto, otimizar a combustão é uma alavanca importante para reduzir este custo. A medição em tempo real da concentração de oxigênio nos gases de exaustão das caldeiras é um dos requisitos para esta otimização. Devido ao custo e à necessidade de qualificação dos operadores para manutenção e calibração, o emprego destes analisadores em malha fechada ainda é pouco explorado nas usinas de cana.

Neste trabalho, foi implementado um controle nebuloso (*fuzzy*) com atuação sobre a vazão de ar de combustão em uma caldeira de grande porte do grupo Tereos, com o objetivo de manter o teor de oxigênio nos produtos de combustão dentro da faixa ótima. Foi utilizada uma ferramenta para identificação da dinâmica do processo e sintonia da malha de controle em tempo real.

Após a implantação da nova estratégia no sistema de controle da usina e a sintonia do controlador, a malha de controle de oxigênio entrou em operação em modo automático. Após vinte e quatro horas de operação ininterrupta, os controles regulatório e servo foram capazes de, respectivamente, manter o *setpoint* desejado com baixa variabilidade (variação de  $\pm 1,2\%$  no coeficiente de excesso de ar) e responder a mudanças de *setpoint* com velocidade de resposta entre 1,5 e 20 minutos e *overshoot* na faixa de 8-56%. Os resultados obtidos demonstram a aplicabilidade do controle nebuloso na combustão em caldeiras a bagaço de cana, com variabilidade 40% menor do que o controle PID e 69% menor do que em modo manual.

**Palavras-chave:** controle de combustão, caldeiras, lógica *fuzzy*, bagaço de cana.

## ABSTRACT

In the sugarcane industry, boilers are widely used for cogeneration. This term designates the simultaneous generation of more than one type of energy, namely thermal and electrical, from the same fuel source. This industry uses mainly sugarcane bagasse as the primary fuel source followed by other types of biomass, such as cane straw, woodchips and corn stover.

According to the Brazilian Sugarcane Industry Union (UNICA) and the National Electric Energy Agency (ANEEL), the installed capacity for electricity supply from biomass represents 9% of the Brazilian energy matrix. Fuel price has a major impact on the industry's results, due to the current scenario of the energy market. Therefore, optimizing the combustion is an important lever to reduce this cost. Real-time measurement of oxygen content in the boilers' flue gas is one of the requirements for this optimization. Due to the capital cost and the requirements for personnel qualification for maintenance and calibration, sugarcane mills rarely apply such analyzers in closed loop.

In this work, a fuzzy control was implemented in the combustion air flowrate of a large boiler in the Tereos group, to maintain the oxygen content in the combustion products within the optimum range. A tool was used to identify the process dynamics and to tune the control loop in real time.

After downloading the new strategy in the factory's control system and tuning the controller, the oxygen control loop started operation in automatic mode. After twenty-four hours of continuous operation, regulatory and servo controls were able to, respectively, keep the desired setpoint with low variability ( $\pm 1,2\%$  variation in excess air coefficient) and respond to setpoint changes with good response speed (1,5-20 minutes) and overshoot (8-56%).

Results reached so far demonstrate the applicability of fuzzy control for combustion in boilers on sugarcane bagasse, with 40% less variability than the PID controller, and 69% less variability compared to operation in manual mode.

**Keywords:** combustion control, boilers, fuzzy logic, sugarcane bagasse.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Umidade do bagaço ao longo da safra 2016. Fonte: dados do grupo Tereos Açúcar & Energia Brasil.....	16
Figura 2. Exemplo dos graus de pertinência da variável linguística nível para valores linguísticos Alto e Baixo (0,7 e 0,3, respectivamente). Fonte: acervo do autor. ....	17
Figura 3. Componentes típicos do controlador por lógica fuzzy. Fonte: acervo do autor. ....	18
Figura 4. Nível de um tanque controlado por lógica fuzzy. Fonte: acervo do autor.....	18
Figura 5. Valores linguísticos e respectivas funções de pertinência para controle de nível de um tanque. Fonte: acervo do autor. ....	19
Figura 6. Princípio de operação do controlador por lógica fuzzy. Fonte: acervo do autor, baseado na documentação do DeltaV Fuzzy® .....	20
Figura 7. Diagrama do controlador neuro-fuzzy para controle da combustão, baseado em modelagem de comportamentos dinâmicos. Fonte: LI e CHANG (1999). ....	25
Figura 8. Pressão do vapor (valores normalizados) da caldeira de uma planta química com controle PID e manual desligados, e controle por lógica fuzzy ligado. Fonte: LI e CHANG (1999).....	27
Figura 9. Principais elementos do circuito de vapor e gases de uma caldeira a biomassa. Fonte: acervo do autor. ....	29
Figura 10. Cadeira ZS-2T-200. Fonte: acervo do autor.....	30
Figura 11. Temperatura de saída dos gases nos principais elementos de troca térmica do circuito. ....	35
Figura 12. Perdas de calor da caldeira ZS-2T-200. ....	36
Figura 13. Tela do supervisório da caldeira ZS-2T-200, com destaque para as principais malhas de controle (fluxogramas de processo e instrumentação detalhados são de propriedade da empresa e não podem ser divulgados). ....	38
Figura 14. Curva ar/bagaço da caldeira ZS-2T-200.....	39



Figura 15. Sondas Uras26 (à esq.) e AZ20 (à dir.) para análise de CO e O <sub>2</sub> , respectivamente. Fonte: acervo pessoal.....	40
Figura 16. Montagem da sonda e sensor de O <sub>2</sub> com transmissor remoto. Fonte: folha de dados ABB.....	41
Figura 17. Cubículo com transmissores remotos de O <sub>2</sub> e CO, com vista externa (esq.) e interna (dir.). Fonte: acervo pessoal. ....	42
Figura 18. Sistema de limpeza e calibração manuais. Fonte: procedimento de calibração ABB. ....	43
Figura 19. Bloco da função FLC. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.....	45
Figura 20. Diagrama esquemático do bloco de função FLC. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®. ....	47
Figura 21. Valores linguísticos e respectivas funções de pertinência para as variáveis linguísticas (a) erro, (b) variação do erro e (c) variação na saída (singletons). Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.....	48
Figura 22. Relação de não-linearidade do bloco FLC. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®. ....	49
Figura 23. FLC com ação derivativa. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®. ....	50
Figura 24. Exemplo de oscilação da variável de processo. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®. ....	51
Figura 25. Determinação da dinâmica do processo utilizando sintonia sob demanda. Fonte: documentação técnica DeltaV InSight®. ....	55
Figura 26. Saída do relé e saída do processo durante a sintonia. Fonte: documentação técnica DeltaV InSight®.....	56
Figura 27. Arquitetura corporativa do PI System®. Fonte: acervo pessoal.....	58
Figura 28. Arquitetura local do PI System®. Fonte: acervo pessoal.....	59
Figura 29. Curva ar/bagaço sem correção pela malha de controle de oxigênio. Fonte: DeltaV® Control Studio.....	62

Figura 30. Configuração do controlador fuzzy para controle de oxigênio nos gases efluentes da caldeira ZS-2T-200. Fonte: DeltaV® Control Studio.....	63
Figura 31. Curva ar/bagaço com correção pela malha de controle de oxigênio AIC-63 (lógica fuzzy). Fonte: DeltaV® Control Studio.....	64
Figura 32. Simulação de mudança de setpoint no controlador AIC-63 com os fatores de escalonamento recomendados pelo Tune. Fonte: tela do DeltaV InSight®.....	65
Figura 33. Dados históricos de 8 horas de operação com o controle de oxigênio nos gases efluentes (AIC-63) em automático com o controlador fuzzy. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®. ....	66
Figura 34. Dados históricos de 10 horas de operação com o controle de oxigênio nos gases efluentes (AIC-63) em automático com o controlador PID. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.....	67
Figura 35. Dados históricos de 45 horas de operação com o controle de oxigênio nos gases efluentes (AIC-63) em manual. Dados de PV. Fonte: PI System®.....	68
Figura 36. Mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 2,5% para 2,0% de O <sub>2</sub> . Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.....	69
Figura 37. Mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 2,0% para 1,5% de O <sub>2</sub> . Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.....	70
Figura 38. Mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 1,5% para 2,0% de O <sub>2</sub> . Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.....	71
Figura 39. Histórico de vazão (t/h) e pressão (bar,g) do vapor da caldeira durante o período de testes. Dados de vazão no eixo à esquerda e pressão no eixo à direita. Fonte: PI System®. ....	72
Figura 40. Segunda mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 2,0% para 1,5% de O <sub>2</sub> . Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.....	73
Figura 41. Histórico de 24 horas de testes do controlador AIC-63 em modo servo e regulatório. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®. ....	74

Figura 42. Histórico de vazão (t/h) e pressão (bar,g) do vapor da caldeira durante período de partida. Dados de vazão no eixo à esquerda e pressão no eixo à direita. Fonte: PI System®. .... 75

Figura 43. Histórico de teste do controlador AIC-63 durante partida da caldeira. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System® ..... 75

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Fontes utilizadas no Brasil. Fonte: UNICA (2017), dados básicos da ANEEL (2017).....	2
Tabela 2. Fontes de biomassa utilizadas no Brasil. Fonte: UNICA (2017), dados básicos da ANEEL (2017). .....	2
Tabela 3. Poder calorífico superior da biomassa em base seca (JENKINS e EBELING, 1985). .....	7
Tabela 4. Composição elementar do bagaço de cana em base seca (JENKINS e EBELING, 1985).....	9
Tabela 5. Reações de combustão típicas para biomassas (REIN, 2007).....	9
Tabela 6. Coeficiente de excesso de ar típicos (PINHEIRO e VALLE, 1995).....	11
Tabela 7. Principais perdas de uma caldeira a bagaço de cana (REIN, 2007). .....	13
Tabela 8. Eficiências típicas de combustão ao PCI em função do tipo de fornalha. ....	14
Tabela 9. Exemplo de regras para o controle de nível de um tanque. ....	19
Tabela 10. Comparação entre o controle tradicional e por lógica fuzzy. Fonte: BHANDARI et al. (2016).....	22
Tabela 11. Descritivo básico da caldeira. ....	28
Tabela 12. Principais elementos do sistema de queima de combustível da caldeira ZS-2T-200. ....	32
Tabela 13. Características dos ventiladores de ar primário e secundário. ....	34
Tabela 14. Características dos exaustores. ....	35
Tabela 15. Dados do combustível de referência utilizados no projeto da caldeira ZS-2T-200 (base úmida). ....	36
Tabela 16. Regras de lógica fuzzy no DeltaV. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®. ....	49

# SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	1
1.1. Geração de eletricidade a partir da cana-de-açúcar .....	1
1.2. Geração elétrica nas usinas de cana .....	3
1.3. O grupo Tereos .....	4
2. OBJETIVO.....	5
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	6
3.1. Conceitos fundamentais de combustão em caldeiras.....	6
3.1.1. Poder calorífico .....	6
3.1.2. Excesso de ar .....	9
3.1.3. Eficiência de combustão .....	11
3.2. Teoria da lógica <i>fuzzy</i> .....	16
3.3. Aplicações de controles <i>fuzzy</i> em caldeiras.....	21
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....	28
4.1. Equipamentos .....	28
4.1.1. Caldeira .....	28
4.1.2. Analisador de gases .....	39
4.2. Sistemas .....	44
4.2.1. DeltaV Fuzzy® .....	44
4.2.2. Sintonizador.....	53
4.2.3. PI System® .....	57
4.3. Sintonia e testes de desempenho .....	59
4.3.1. Calibração do sensor de O <sub>2</sub> .....	59
4.3.2. Configuração do controlador .....	60
4.3.3. Mudança da estratégia de controle da combustão .....	60
4.3.4. Sintonia sob demanda .....	60

4.3.5. Monitoramento remoto .....	61
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	62
5.1. Desenvolvimento da estratégia de controle .....	62
5.2. Sintonia do controlador .....	64
5.3. Controle regulatório .....	66
5.4. Controle servo e regulatório.....	69
6. CONCLUSÃO .....	77
REFERÊNCIAS .....	78
APÊNDICE A – APLICAÇÃO DE MODELO ARMA.....	80



## 1. INTRODUÇÃO

Na indústria de cana-de-açúcar, caldeiras são amplamente utilizadas para cogeração. Este termo designa a geração e utilização combinada de mais de um tipo de energia, como por exemplo térmica e elétrica, a partir do mesmo combustível. O principal combustível utilizado no setor é o bagaço de cana, seguido de outros tipos de biomassa, tais como palha de cana, cavaco de madeira e palha de milho.

A moagem de cana produz cerca de 24 a 30% do seu peso em bagaço na base úmida (HUGOT, 1986). Este combustível tem sido empregado historicamente na geração de vapor, potência mecânica e elétrica para o consumo das usinas. Até o final da década de 90, as usinas de cana-de-açúcar no Brasil produziam energia elétrica apenas para consumo próprio. Uma vez que esta energia é proveniente da queima do bagaço nas caldeiras, havia um grande excedente deste combustível. Isto resultou na instalação de caldeiras de turbo-geradores de baixa eficiência, com o objetivo de ter o maior consumo específico possível.

Em 1985 foi assinado o primeiro contrato de venda de energia elétrica excedente da Usina São Francisco, em Sertãozinho-SP, para a Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL). Porém apenas em 2005, após o primeiro leilão de energia nova realizado no Rio de Janeiro, a bioeletricidade encontrou sua porta de entrada na rede nacional de distribuição elétrica (UNICA). Cinco anos depois a eletricidade gerada a partir do bagaço de cana-de-açúcar já representava cerca de 2% do consumo nacional de energia elétrica, quantidade suficiente para abastecer 5 milhões de residências em um ano.

Este marco foi atingido com a substituição gradativa dos ativos de cogeração das usinas por equipamentos mais eficientes, notadamente caldeiras de alta pressão (a partir de 65 barg) e turbinas de condensação para exportar energia elétrica excedente.

### 1.1. Geração de eletricidade a partir da cana-de-açúcar

De acordo com o Boletim de Bioeletricidade da Cana publicado pela União da Indústria de Cana-de-açúcar (UNICA) em sua página da internet, a capacidade instalada de fornecimento de eletricidade a partir de biomassa (14.302 MW) supera a capacidade



instalada da usina Itaipu (14.000 MW) atualmente. A fonte biomassa representa 9% da potência outorgada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) na matriz energética nacional. Esta potência se refere ao montante entregue à rede, sendo que o consumo interno de potência das usinas deve ser somado para se obter a geração total. Quando se estratifica a fonte fóssil, a bioeletricidade assume a segunda posição na matriz pois o gás natural representa a maior contribuição da fonte fóssil com 13.717 MW outorgados. Estes dados são apresentados na Tabela 1.

*Tabela 1. Fontes utilizadas no Brasil. Fonte: UNICA (2017), dados básicos da ANEEL (2017).*

Origem	Potência outorgada (MW)	%
Fóssil	28.198	17,45
<b>Biomassa</b>	<b>14.302</b>	<b>9,03</b>
Nuclear	1.990	1,24
Hídrica	106.707	66,08
Eólica	11.287	6,19
Solar	236	0,02
<b>Total</b>	<b>162.721</b>	<b>100,00</b>

A bioeletricidade de cana é a terceira fonte de geração mais importante da matriz energética brasileira em termos de capacidade instalada, e representa 78% da fonte biomassa conforme Tabela 2.

*Tabela 2. Fontes de biomassa utilizadas no Brasil. Fonte: UNICA (2017), dados básicos da ANEEL (2017).*

Origem	Potência outorgada (MW)	%
<b>Biomassa da cana-de-açúcar</b>	<b>11.189</b>	<b>78,23</b>
Casca de arroz	45	0,32
Biogás - AGR	2	0,01
Capim elefante	66	0,46
Floresta	2.860	20,00
Resíduos sólidos urbanos (RSU)	131	0,92
Resíduos animais	4	0,03
Biocombustíveis líquidos	5	0,03
<b>Total</b>	<b>14.302</b>	<b>100,00</b>

Ainda de acordo com este mesmo boletim da UNICA, a geração de eletricidade a partir da biomassa destinou-se a atender 5,2% do consumo total em 2016, sendo cerca de 24 TWh em um montante de aproximadamente 460 TWh. Até junho de 2017, a bioeletricidade a partir do bagaço de cana ofertada para a rede foi de 7,34 TWh, equivalente ao consumo anual de mais de 3,8 milhões de residências ou quase 50% da geração anual pela fonte carvão mineral.

## **1.2. Geração elétrica nas usinas de cana**

O período de safra da cana, que compreende os meses de abril a novembro, é um diferencial na geração elétrica a partir do bagaço, pois coincide com as estações mais secas do ano. Durante este período, os níveis dos reservatórios das usinas hidrelétricas diminuem, aumentando a demanda de geração a partir das térmicas.

Neste cenário, o preço da biomassa de cana (bagaço e palha) impacta significativamente no resultado das usinas sucroenergéticas. Principalmente devido à variação do PLD (Preço de Liquidação das Diferenças) da energia, os preços de bagaço podem dobrar ao longo do ano. Uma vez que o processo de fabricação de açúcar e etanol consome grandes quantidades de vapor, a produção de energia elétrica a partir do próprio vapor consumido nas usinas é uma forma barata de geração. Portanto, é fundamental que as usinas com foco em geração de bioeletricidade invistam em eficiência energética, para maximizar o excedente de biomassa e sua conversão em eletricidade, o que reduz a exposição ao risco do mercado de biomassa.

A conversão de biomassa em vapor é um dos principais pilares de eficiência energética nas usinas de cana-de-açúcar, e dentro deste pilar a eficiência de combustão é um ponto importante. O excesso de ar é um fator de impacto na eficiência de combustão, pois está associado a dois tipos de perdas (PINHEIRO e VALLE, 1995):

- Perda de calor nos gases efluentes (entalpia dos gases) – aumenta com elevado excesso de ar;
- Perda por combustão incompleta – aumenta com baixo excesso de ar.

Desta forma, há um excesso de ar ótimo para cada tipo de caldeira e combustível. As caldeiras utilizam uma curva ar/combustível para manter o excesso de ar conforme previsto pelo fabricante. Entretanto, variações na qualidade do combustível, principalmente umidade, demandam correções desta curva.

O principal mecanismo para corrigir a curva ar/combustível é o controle de oxigênio no duto de saída dos gases efluentes. Este tipo de controle é amplamente utilizado em caldeiras a gás natural ou carvão, inclusive com múltiplos sensores, mas ainda é pouco empregado em caldeiras a bagaço de cana.

O controle avançado possui vantagens em relação ao PID neste tipo de aplicação (HAVLENA e FINDEJS, 2005), principalmente em mudanças rápidas de regime. Por isso, este trabalho aborda o uso de lógica *fuzzy* no controle da combustão.

### **1.3. O grupo Tereos**

A Tereos é um grupo francês, formado a partir de uma cooperativa de 12.000 fazendeiros produtores de beterraba. Possui *know-how* reconhecido no processamento de beterraba, cana-de-açúcar e cereais e, por meio de 49 plantas industriais em 16 países e de seus 23.000 colaboradores, fornece suporte aos seus clientes próximo aos seus mercados com um portfólio amplo de produtos.

Dentro da estrutura do grupo, a Tereos Açúcar & Energia Brasil é responsável pelas operações de cana-de-açúcar no Brasil em 7 unidades industriais. Juntas, estas unidades processam 20 milhões de toneladas de cana por ano e produzem 1,6 milhões de toneladas de açúcar e 640 milhões de litros de etanol, e exportam cerca de 1000 GWh de energia elétrica por ano.

Este nível de exportação de energia posiciona o grupo Tereos entre os principais do setor. Houve grandes investimentos no setor de geração de energia elétrica no grupo nos últimos cinco anos, tanto em aumento de capacidade como em eficiência energética. Este foco em eficiência motivou a parceria empresa-universidade sem a qual este trabalho não seria possível.

## 2. OBJETIVO

Este trabalho teve como objetivos:

### *Objetivo geral*

Propor uma estratégia de controle de combustão por lógica *fuzzy* e implantá-la em uma caldeira a bagaço de cana.

### *Objetivos específicos*

- Desenvolvimento da nova estratégia de controle;
- Implantação do controlador no SDCD<sup>1</sup>;
- Sintonia do controlador fuzzy;
- Avaliação de desempenho do controlador.

Os dados utilizados neste trabalho foram obtidos em uma usina pertencente ao grupo Tereos. Os testes de campo foram realizados em uma caldeira desta usina, com consentimento dos departamentos ligados à operação. O autor deste trabalho é colaborador no grupo e possui acesso aos dados de sistema de supervisão, laboratório e aos equipamentos industriais.

---

<sup>1</sup> Sistema Digital de Controle Distribuído

## 3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 3.1. Conceitos fundamentais de combustão em caldeiras

Esta seção aborda alguns conceitos importantes para entender a relação entre o controle de oxigênio nos gases de exaustão, objeto deste trabalho, com a eficiência de combustão. Vale ressaltar que não existe uma norma brasileira para avaliar o desempenho de geradores de vapor por combustão, portanto adota-se a norma da Sociedade Americana de Engenheiros Mecânicos (do inglês, ASME).

#### 3.1.1. Poder calorífico

O poder calorífico de um combustível indica a quantidade de calor que será liberada após sua combustão (HUGOT, 1986), e pode ser dividido em dois tipos: superior e inferior.

##### 3.1.1.1. Poder calorífico superior (PCS)

É o calor liberado na queima de um combustível, a uma temperatura e pressão de referência, com todos os produtos reduzidos a estas mesmas condições. A umidade do combustível e a água produzida a partir da combustão do hidrogênio molecular são, portanto, condensadas. A norma americana utiliza a temperatura de referência de 25°C e pressão de 760 mmHg (ASME, 2013).

O poder calorífico superior pode ser facilmente medido em laboratório, com uma bomba calorimétrica adiabática. Este equipamento consiste essencialmente de três partes (PERA, 1990):

- Vaso – onde se processa a queima total da amostra. Também recebe o nome de bomba.
- Um recipiente externo – este recipiente envolve integralmente a bomba e contém um determinado volume aferido de água, com agitador e termômetro.
- Um envoltório protetor – para isolar todos os componentes do meio externo.

Na bomba calorimétrica é medido o aquecimento provocado pela queima completa da massa de um combustível. Após a combustão, aguarda-se um intervalo de tempo até que o processo entre em equilíbrio. A equação (1), também referenciada como Equação fundamental da Calorimetria permite, então, calcular o Poder Calorífico Superior (PERA, 1990):

$$PCS = \frac{C \cdot \Delta T}{m} \quad (1)$$

Nesta equação:

C = Capacidade equivalente da bomba calorimétrica correspondente à quantidade de calor necessária para elevar a temperatura medida de 1°C

$\Delta T$  = Variação de temperatura ocorrida no processo até o equilíbrio

m = Massa do combustível

Não obstante, cada aparelho possui seu próprio método de cálculo indicado pelo fabricante. O poder calorífico superior é expresso em unidades de energia por massa de combustível. Valores usuais do PCS em base seca para bagaço de cana são na faixa de 17-18 MJ/kg. A Tabela 3 mostra o PCS de alguns tipos de biomassa.

*Tabela 3. Poder calorífico superior da biomassa em base seca (JENKINS e EBELING, 1985).*

<b>Tipo de biomassa</b>	<b>Poder calorífico superior (MJ/kg)</b>
Pinus	20,02
Eucalipto	19,42
Casca de arroz	16,14
Bagaço de cana	17,33
Casca de coco	19,04
Casca de babaçu	19,92
Sabugo de milho	18,77
Resíduos sólidos urbanos (RSU)	19,87
Excrementos de gado	17,36

### 3.1.1.2. Poder calorífico inferior (PCI)

Ao contrário do PCS, o PCI assume que toda a água formada na combustão e a umidade presente no combustível permanecem no estado vapor. Embora o PCS forneça informações sobre a energia teórica disponível de um combustível, é inviável na prática reduzir a temperatura dos produtos de combustão abaixo do ponto de orvalho. Por isso, em situações reais o PCI é utilizado como medida da energia de um combustível que pode ser efetivamente convertida em vapor. Entretanto, o PCI não pode ser medido diretamente e deve ser calculado a partir do PCS. A equação (2) relaciona o PCI com o PCS (ASME, 2013):

$$PCI = PCS - C_1(x_{H_2,comb} \cdot 8,937 + x_{H_2O,comb}) \quad (2)$$

Nesta equação:

$$\begin{aligned} C_1 &= 2.422 \text{ kJ/kg ou } 1.050 \text{ Btu/lbm} \\ x_{H_2,comb} &= \text{Fração mássica de } H_2 \text{ no combustível} \\ x_{H_2O,comb} &= \text{Fração mássica de } H_2O \text{ no combustível} \end{aligned}$$

O PCS e o PCI devem estar na mesma base e no mesmo sistema de unidades de  $C_1$ . Este termo representa a entalpia de vaporização da água na temperatura de referência de 25°C, e o fator que multiplica a fração mássica de  $H_2$  no combustível é estequiométrico (conversão de  $H_2$  em  $H_2O$ ).

Para o bagaço de cana, os parâmetros de qualidade que possuem mais impacto sobre o poder calorífico são:

- teor de fibra;
- teor de açúcares;
- impurezas minerais;
- umidade do bagaço.

De todos estes parâmetros, a umidade é o mais impactante. Por isso considera-se o PCI em base úmida nos cálculos de produção das caldeiras. A bomba calorimétrica mencionada no item 3.1.1.1 fornece o PCS na base seca. Tomando-se a umidade de uma

amostra de bagaço seca em estufa, é possível converter tanto o PCS como o PCI obtido da equação (2) para a base úmida.

### 3.1.2. Excesso de ar

A composição do combustível define a estequiometria da combustão. A Tabela 4 mostra a composição do bagaço de cana (base seca).

Tabela 4. Composição elementar do bagaço de cana em base seca (JENKINS e EBELING, 1985).

Bagaço de cana - Composição elementar (%)	
C	44,80
H	5,35
O	39,55
N	0,38
S	0,01
Cinzas	9,79

A Tabela 5 mostra as reações de combustão mais comuns para o bagaço de cana.

Tabela 5. Reações de combustão típicas para biomassas (REIN, 2007).

Fase sólida	Fase Gasosa
$C \text{ sólido} + \frac{1}{2} O_2 \rightarrow CO$	$CH_4 + \frac{1}{2} O_2 \rightarrow CO + 2 H_2$
$C \text{ sólido} + 2O \rightarrow CO_2$	$CO + H_2O \rightarrow CO_2 + H_2$
$C \text{ sólido} + H_2O \rightarrow CO + H_2$	$CO + \frac{1}{2} O_2 \rightarrow CO_2$
$N \text{ sólido} + \frac{1}{2} O_2 \rightarrow NO$	$H_2 + \frac{1}{2} O_2 \rightarrow H_2O$
	$H_2S + 1 \frac{1}{2} O_2 \rightarrow SO_2 + H_2O$
	$NH_3 + O_2 \rightarrow NO + H_2O + \frac{1}{2} H_2$
	$NH_3 + NO \rightarrow N_2 + H_2O + \frac{1}{2} H_2$
	$NO + CO \rightarrow \frac{1}{2} N_2 + CO_2$



A estequiometria da combustão determina uma quantidade de ar teórica para a queima completa do combustível. Entretanto, em virtude de deficiências de mistura das fornalhas, é necessária uma quantidade em excesso de ar para manter um teor suficiente de oxigênio até o final da queima. Um modo de se expressar a relação ar/combustível é o coeficiente de excesso de ar ( $\alpha$ ), que é a razão entre a quantidade total de ar utilizada na combustão e a quantidade de ar estequiométrica (LORA e ZAMPIERI, 2008):

$$\alpha = \frac{Ar_{total}}{Ar_{est}} \quad (3)$$

O valor de  $\alpha$  também pode ser obtido a partir da composição volumétrica (%) dos produtos de combustão (PINHEIRO e VALLE, 1995), a partir da estequiometria da combustão:

$$\alpha = \frac{\%CO_{2,estequiométrico}}{\%CO_2} \quad (4)$$

$$\alpha = \frac{20,9}{\left(20,9 - \%O_2 - \frac{\%CO}{2}\right)} \quad (5)$$

O excesso de ar controla o volume e a entalpia dos gases de combustão, sendo um fator determinante da eficiência da caldeira. Um grande excesso de ar é indesejável pois diminui a temperatura da chama e aumenta as perdas de calor por entalpia do gás seco. Por outro lado, um baixo excesso de ar pode resultar em combustão incompleta e na formação de CO, fuligem e fumaça, além de possibilitar acúmulo de combustível não queimado, causando risco de explosão (PINHEIRO e VALLE, 1995).

Portanto é necessário operar a caldeira com um coeficiente de excesso de ar ótimo, que minimiza ambas as perdas citadas. Valores usuais do coeficiente de excesso de ar estão listados na Tabela 6.

Tabela 6. Coeficiente de excesso de ar típicos (PINHEIRO e VALLE, 1995).

Combustível	Tipo de fornalha ou queimador	Excesso de ar recomendado
Carvão pulverizado	Aquatubular completa	1,15-1,20
	Aquatubular parcial fundo seco	1,15-1,40
Carvão britado	Fornalha ciclone	1,10-1,15
Carvão	Grelha fixa	1,30-1,60
	Grelha vibratória	1,30-1,60
	Grelha rotativa	1,15-1,50
	Grelha fixa alimentação por baixo	1,20-1,50
Óleo combustível	Queimadores de óleo tipo registro	1,05-1,15
	Queimadores multicomcombustível	1,05-1,20
Resíduo ácido	Queimadores chama plana a vapor	1,10-1,15
Gás natural	Queimadores tipo registro	1,05-1,10
Gás coqueria	Queimadores multicomcombustível	1,07-1,12
Gás alto-forno	Queimadores de bocal intertubos	1,15-1,18
Madeira	Grelha	1,20-1,25
Bagaço de cana	Todas as fornalhas	1,25-1,35
Licor negro	Fornalhas recuperação Kraft e Soda	1,05-1,07

No projeto de uma caldeira, os fabricantes definem uma curva conhecida como curva ar/combustível, que varia em função das características especificadas do combustível, tais como composição e umidade. Esta curva relaciona a vazão de ar em função da quantidade de combustível que está sendo alimentada, e tem como objetivo manter o coeficiente de excesso de ar dentro das faixas mencionadas na Tabela 6.

### 3.1.3. Eficiência de combustão

A eficiência de uma caldeira ( $\eta$ ) é a relação entre a energia fornecida para produzir vapor e a energia disponível no combustível, por unidade de tempo (REIN, 2007).

$$\eta = \frac{\dot{m}_{vapor} \cdot (h_{vapor} - h_{\acute{a}gua})}{\dot{m}_{combustível} \cdot PCI_{combustível}} \quad (6)$$

Nesta equação:

$\dot{m}_{vapor}$	=	Vazão mássica de vapor
$\dot{m}_{combustível}$	=	Vazão mássica de combustível
$PCI_{combustível}$	=	Poder calorífico inferior do combustível
$h_{vapor}$	=	Entalpia específica do vapor
$h_{\acute{a}gua}$	=	Entalpia específica da água de alimentação da caldeira

Porém, este método de cálculo direto expresso pela equação (6) não é o usual para determinar a eficiência de combustão. Isto porque, principalmente em caldeiras a bagaço de cana, há um elevado grau de incerteza na medição de vazão de combustível na alimentação da caldeira. Aferir a vazão de vapor é mais fácil, mas ainda assim o erro combinado das duas medições torna impraticável determinar a eficiência da caldeira com uma margem de erro de  $\pm 1,5\%$  utilizando este método direto.

Desta forma, o método mais empregado é o método do balanço de energia, ou método indireto (ASME, 2013). Este método consiste em calcular as perdas de energia, subtraindo-as de 100%. A precisão é maior do que no método direto, pois os erros de medição aplicam-se somente às perdas individuais. Como estas são relativamente pequenas, o efeito no erro da eficiência é minimizado.

Tipicamente, as perdas são calculadas em porcentagem de uma unidade de massa de combustível. No caso do bagaço de cana, as medições necessárias são o teor de umidade, cinzas e Brix do bagaço, o excesso de ar na combustão ( $O_2$  ou  $CO_2$ ) e a temperatura dos gases na saída da seção de recuperadores de calor.

Cerca de 95% das perdas de uma caldeira a bagaço de cana estão relacionadas com a temperatura dos gases de exaustão (REIN, 2007). A

Tabela 7 descreve as principais perdas de energia em uma caldeira com este tipo de combustível.

Tabela 7. Principais perdas de uma caldeira a bagaço de cana (REIN, 2007).

Perda	Descrição	Valores típicos (%)
Entalpia do gás seco	Diferença entre a entalpia do gás seco na temperatura de exaustão e na temperatura ambiente.	4,0 a 13,0
Umidade no gás	Diferença entre a entalpia da umidade (umidade do combustível e da umidade devido à oxidação do hidrogênio na composição do combustível) do gás de exaustão na temperatura de exaustão e na temperatura ambiente.	18,0 a 29,0
Umidade no ar	Diferença entre a entalpia da umidade do ar de combustão na temperatura de exaustão e na temperatura ambiente.	0,1 a 0,3
Combustível não queimado	Perda de calor devido à presença de combustível não queimado nas cinzas de fundo ( <i>bottom ash</i> ) e suspensas ( <i>fly ash</i> ).	2,0 a 5,0
CO	Perda de calor devido à combustão incompleta do carbono no combustível.	0,1 a 5,0
Radiação	Perda de calor através das superfícies quentes da caldeira para o ar ambiente. Varia com o tamanho da caldeira e a % do MCR <sup>2</sup> .	0,38 a 0,58
Outras perdas	Inclui outras perdas tais como a perda por calor sensível nas cinzas quentes acima da temperatura ambiente, etc.	0,3 a 1,5

Os valores típicos das perdas apresentadas na

<sup>2</sup> MCR: *Maximum Continuous Rating* – Capacidade máxima de geração de vapor de uma caldeira de maneira contínua e sem sobrecarga.

Tabela 7 resultam em um cálculo de eficiência de combustão com respeito ao PCS. Descontando a entalpia de vaporização da água nos produtos de combustão conforme equação (2) é possível obter a eficiência ao PCI. A Tabela 8 apresenta valores de projeto de eficiência de combustão ao PCI dependendo do tipo de fornalha em caldeiras a bagaço de cana.

*Tabela 8. Eficiências típicas de combustão ao PCI em função do tipo de fornalha.*

<b>Tipo de fornalha</b>	<b>Eficiência ao PCI de projeto (%)</b>
Grelha ( <i>pin hole</i> , rotativa, vibratória)	85,0 a 87,0 ± 1,5
Leito fluidizado	91,0 ± 1,5

Uma vez determinada a eficiência de combustão ( $\eta$ ) pelo método indireto, a equação (6) pode ser rearranjada para se obter a produção específica de vapor (PEV) da caldeira, usualmente expressa em kg vapor/kg bagaço:

$$PEV = \frac{PCI_{combustível} \cdot \eta}{h_{vapor} - h_{água}} \quad (7)$$

A produção específica de vapor é um importante método de inferência do consumo de bagaço nas usinas de cana. A partir da equação (7) verifica-se que, para uma dada pressão e temperatura de operação da caldeira e da água de alimentação (entalpias fixas), e para um dado bagaço com umidade uniforme (PCI aproximadamente constante), a produção específica de vapor é diretamente proporcional à eficiência da caldeira.

Conforme apresentado na

Tabela 7, a maior perda de calor em uma caldeira a bagaço de cana é a perda devido à umidade do bagaço. A segunda maior perda é devido à entalpia do gás seco, seguida pela perda devido ao combustível não queimado.

O primeiro ponto para evitar níveis ainda mais elevados de perda pela umidade do combustível é garantir uma boa secagem do bagaço no processo de extração da sacarose. Faixas usuais de umidade do bagaço são de 48-50% em processos de extração por ternos de moenda, e de 51-53% em processos de extração por difusor de cana. Porém, do ponto de vista dos controles da caldeira, este é um parâmetro sem atuação.

Tanto as perdas por umidade quanto a perda devido à entalpia do gás seco estão relacionadas com a temperatura dos gases de exaustão. Portanto elas podem ser diminuídas aumentando-se a superfície dos recuperadores de calor (economizador e pré-aquecedor de ar), mas há um limite econômico para este aumento. Além disso, temperaturas muito baixas na exaustão dos gases podem resultar em temperatura de metal abaixo do ponto de orvalho de ácidos, principalmente ácido sulfúrico, que é formado a partir do enxofre no combustível exposto às altas temperaturas da fornalha da caldeira (acima de 850°C). Isto provoca condensação ácida na seção final dos pré-aquecedores de ar, reduzindo a vida útil do feixe tubular.

A perda devido à entalpia do gás seco também pode ser diminuída eliminando entradas de ar falso e reduzindo o excesso de ar na combustão até um ponto em que o efeito da combustão incompleta não seja importante. As perdas por combustível não queimado dependem do tipo de fornalha, da taxa de liberação de calor da grelha e do modo em que o combustível e o ar são distribuídos e misturados na fornalha (REIN, 2007). Em linhas gerais, quanto maior o tempo de residência da partícula na fornalha, maior a chance de que esta seja queimada.

Conforme mencionado na seção 3.1.2, as caldeiras possuem uma curva ar/combustível, que tem como objetivo manter o excesso de ar e, por consequência, as perdas por entalpia do gás seco e por combustão incompleta dentro dos níveis de projeto. Entretanto, variações na composição do combustível provocam desvios desta curva, e a caldeira deixa de operar com a melhor eficiência de combustão.

A umidade é o principal fator de variação na composição do combustível ao longo da safra, conforme dados apresentados na Figura 1. Isto se deve principalmente a limitações no controle de água de embebição no processo de extração de açúcar, variações de ritmo de moagem, carga e desgaste dos ternos de secagem e desaguador.

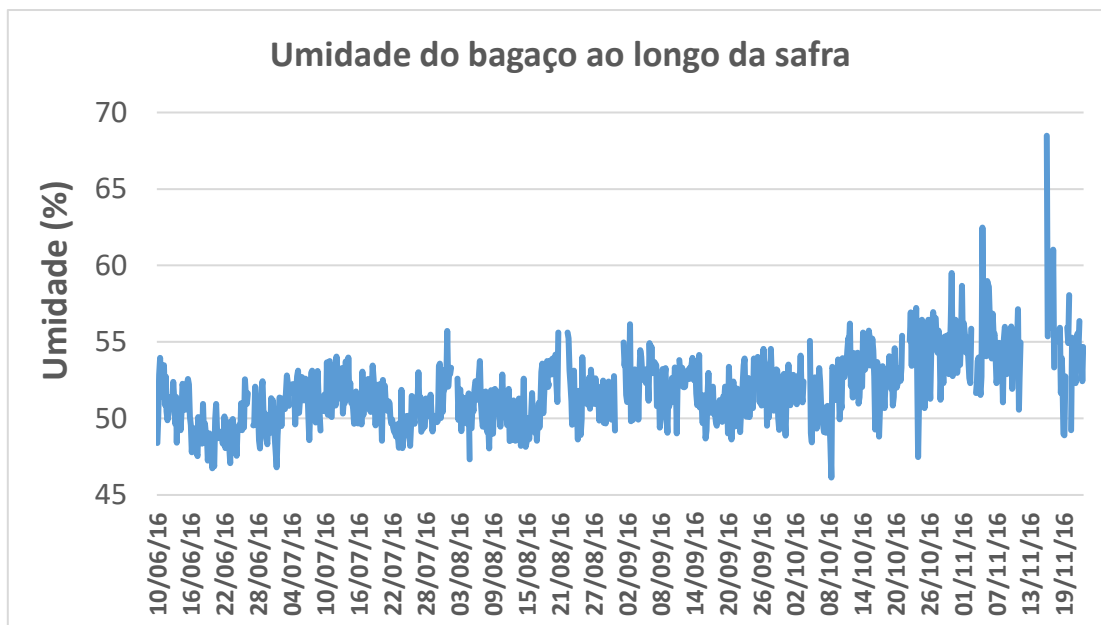


Figura 1. Umidade do bagaço ao longo da safra 2016. Fonte: dados do grupo Tereos Açúcar & Energia Brasil.

A curva ar/combustível pode ser corrigida em tempo real por meio do controle de oxigênio nos gases efluentes, conforme mencionado na seção 1.2.

DOMANSKI et al. (2013) avaliaram uma caldeira de 65 bar e 510°C a bagaço de cana e com capacidade para produzir 150 t/h de vapor, pertencente ao grupo Pedra Agroindustrial S.A. Foi identificado que a caldeira estava operando com nível de oxigênio nos gases efluentes inferior ao valor ótimo para minimizar as perdas por entalpia dos gases efluentes e devido à combustão incompleta.

Caso esta caldeira estivesse operando com controle de oxigênio em malha fechada, os autores identificaram um ganho potencial de **0,65** pontos porcentuais na eficiência de combustão, mantendo-se o *setpoint* adequado. A partir da equação (7), é possível verificar que este ganho representa uma redução do consumo de dezenas de milhares de toneladas de bagaço por safra.

### 3.2. Teoria da lógica *fuzzy*

Em 1965, o Professor Lotfali Askar Zadeh introduziu o conceito de conjuntos nebulosos (Fuzzy Sets), que como o próprio nome sugere, é uma teoria de conjuntos (ou classes) cujas fronteiras são indefinidas. Ele estabeleceu que um conjunto nebuloso seria uma classe com diversos graus de pertinência. Ou seja, a cada elemento seria permitido um determinado grau de pertinência em relação ao conjunto (SOUSA JR.,

1999; ZADEH, 1965). A lógica difusa fornece um meio de quantificar estados e a sobreposição entre eles (por exemplo, Alto e Baixo), atribuindo graus de pertinência (verdade) a cada um deles.

Funções matemáticas são empregadas para descrever os graus de pertinência a vários estados ou condições (geralmente triângulos que se sobrepõem). A cada palavra *fuzzy* ou rótulo (valor linguístico) que descreve o estado do processo, é dada uma função de pertinência. Por exemplo, a Figura 2 mostra duas funções de pertinência para estes níveis: Baixo e Alto. Variáveis de entrada e saída (variáveis linguísticas) podem ter diferentes conjuntos de funções de pertinência e palavras associadas.

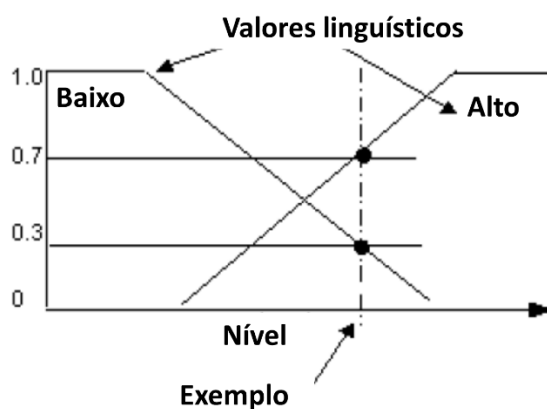


Figura 2. Exemplo dos graus de pertinência da variável linguística nível para valores linguísticos Alto e Baixo (0,7 e 0,3, respectivamente). Fonte: acervo do autor.

Em vez de exigir 100% de pertinência em um estado ou outro, a lógica *fuzzy* permite que o nível seja **um tanto alto** (70% de pertinência) e **um tanto baixo** (30% de pertinência) ao mesmo tempo. Em outras palavras, uma declaração é tipicamente verdadeira somente até certo ponto ou grau. O grau de pertinência a um estado particular é representado por um valor que varia de 0 a 1. No gráfico apresentado na Figura 2, por exemplo, o grau de pertinência para Alto é 0,7 e o grau de pertinência para Baixo é 0,3.

A ideia do controle fuzzy é modelar ações de controle baseadas no conhecimento do especialista. A forma mais usual de se expressar um conhecimento é utilizando as regras do tipo “condição-ação”. Tomemos como exemplo um operador que monitora um reator químico. Uma das principais variáveis para o bom andamento de uma reação química é o controle preciso da temperatura. Logo, o operador tem em mente a seguinte



regra: “Se a temperatura do reator aumentar, então abre-se a válvula do fluido refrigerante”.

Um controlador por lógica nebulosa típico possui três operações básicas:

- Tradução dos sinais de entrada para valores linguísticos em lógica *fuzzy*, ou “fuzzificação”.
- Inferência das regras com base nos estados de entrada.
- Retradução dos valores de lógica *fuzzy* para sinais contínuos, ou “defuzzificação”.

Estas operações estão exemplificadas na Figura 3.

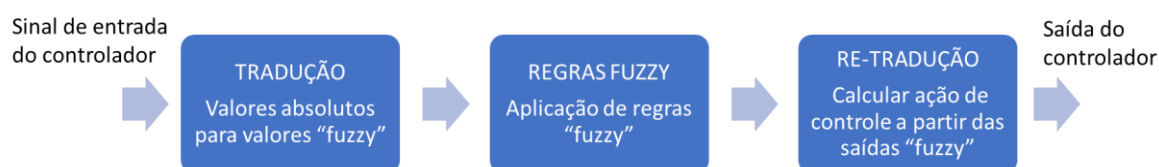


Figura 3. Componentes típicos do controlador por lógica fuzzy. Fonte: acervo do autor.

Este tipo de controlador pode, por exemplo, ser utilizado para controlar o nível de um tanque com válvula de controle baseado nas medições de vazão de alimentação e nível do tanque, conforme mostrado na Figura 4.

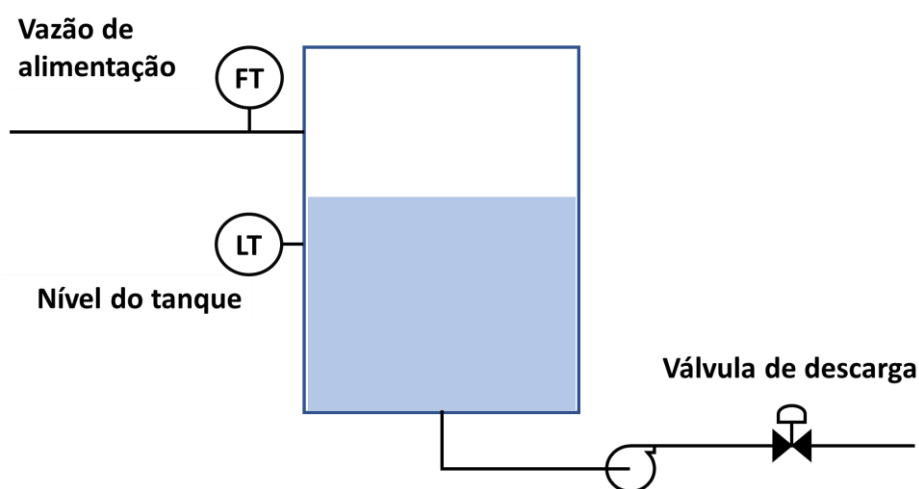


Figura 4. Nível de um tanque controlado por lógica fuzzy. Fonte: acervo do autor.

Neste exemplo, os valores linguísticos e as funções de pertinência descrevendo o nível do tanque, vazão de alimentação e a válvula podem ser definidos como na Figura 5.

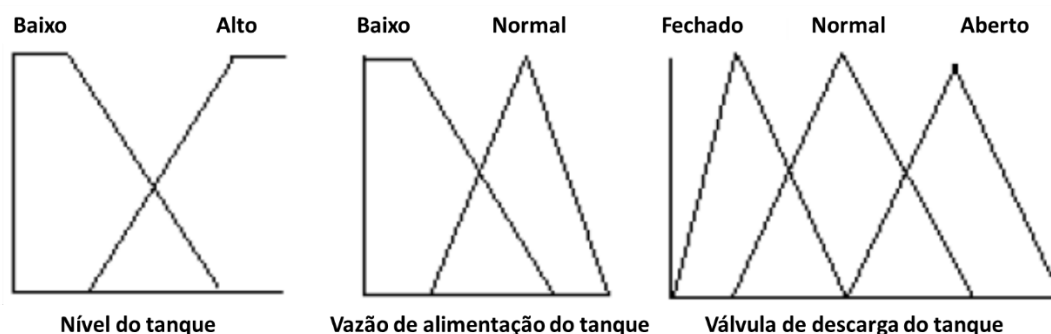


Figura 5. Valores linguísticos e respectivas funções de pertinência para controle de nível de um tanque. Fonte: acervo do autor.

As regras para controlar o nível do tanque podem ser definidas como na Tabela 9.

Tabela 9. Exemplo de regras para o controle de nível de um tanque.

Número	Regra
Regra 1	Se o nível é <b>Baixo</b> e a vazão de entrada é <b>Normal</b> , faça a saída da válvula <b>Fechada</b> .
Regra 2	Se o nível é <b>Alto</b> e a vazão de entrada é <b>Normal</b> , faça a saída da válvula <b>Aberta</b> .
Regra 3	Se o nível é <b>Alto</b> e a vazão de entrada é <b>Baixo</b> , faça a saída da válvula <b>Normal</b> .

A Tabela 9 ilustra combinações de entradas que utilizam o operador lógico **E** (conjunção). Neste caso, após a inferência das regras a ação de controle será ativada de acordo com o menor grau de pertinência (mínimo) entre as entradas. Se as regras utilizassem combinações de entrada com o operador **OU** (disjunção), a ativação ocorreria conforme o maior grau de pertinência (máximo) entre as entradas (NELLES, 2001).

No exemplo mencionado, a lógica *fuzzy* é avaliada da seguinte forma para determinar a posição da válvula de saída baseada nos valores atuais de nível e vazão de alimentação do tanque:

- **Passo 1 – Fuzzificação / Tradução:** calcular o grau de pertinência a cada um dos valores linguísticos pré-definidos.
- **Passo 2 – Inferência das regras:** aplicar o grau de pertinência tanto para os valores linguísticos do nível como para os da vazão de alimentação às regras definidas na Tabela 9.
- **Passo 3 – Defuzzificação:** calcular uma média ponderada de todas as saídas das funções de pertinência (centroide) para determinar a posição da válvula de saída do tanque.

Estas etapas estão representadas na Figura 6.

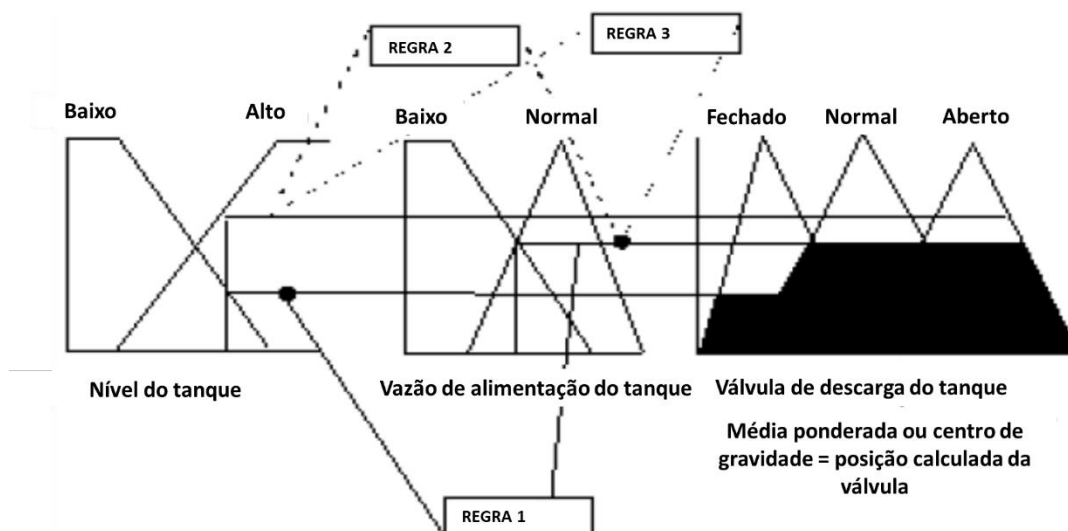


Figura 6. Princípio de operação do controlador por lógica fuzzy. Fonte: acervo do autor, baseado na documentação do DeltaV Fuzzy®.

Na Figura 6, a fuzzificação utiliza as funções de pertinência para mapear as entradas “crisp” aos graus de pertinência. Ou seja, toma-se os valores das variáveis de entrada do controlador nebuloso e os fuzzifica. Subsequentemente, a inferência das regras é realizada. Por haver mais de um antecedente (entrada) em conjunção, a ação de controle de cada regra é ativada de acordo com o menor grau de pertinência (mínimo) dentre os respectivos antecedentes, traduzindo o grau de acionamento daquela regra. Esta operação é feita “cortando” a função de pertinência de saída (no grau de acionamento da regra). Depois de combinadas as saídas ativadas de todas as

regras, é então aplicada a técnica do centro de gravidade (a mais comumente empregada para a etapa final de defuzzificação).

### 3.3. Aplicações de controles *fuzzy* em caldeiras

BHANDARI et al. (2016) simularam o controle de combustão de uma caldeira a carvão de baixa pressão (20 kgf/cm<sup>2</sup> g) e baixa capacidade (30 t/h) utilizando lógica *fuzzy*, e aplicaram esta estratégia no CLP do equipamento para teste durante variações de carga. Segundo os autores, o uso de lógica *fuzzy* fornece melhores resultados em situações onde o processo opera com demanda variável de vapor, e considera o conhecimento dos operadores no conjunto de regras.

No trabalho, foram utilizadas as seguintes variáveis de processo:

- Demanda de vapor;
- Pressão da caldeira;
- Taxa de combustível (vazão atual de combustível/vazão máxima de combustível, expressa em porcentagem);
- Concentração de oxigênio (O<sub>2</sub>) nos gases efluentes, obtida a partir de um sensor de óxido de zircônio;

Para o tipo de caldeira empregado no estudo, a faixa de concentração de O<sub>2</sub> é de 5,25% a 7,5% para uma combustão adequada. Em carga média de produção de vapor, o teor de oxigênio nos gases deve ser mantido a 6,5%. As variáveis de saída utilizadas no trabalho foram:

- Velocidade do ventilador de ar de combustão;
- Velocidade dos alimentadores de combustível.

Para a fuzzificação, cinco valores linguísticos foram selecionados: **Muito Baixo**, **Baixo**, **Médio**, **Alto** e **Muito Alto**. Estes valores linguísticos correspondem a cinco funções de pertinência para as entradas e saídas. Para o referido estudo, foi adotada a função de pertinência trapezoidal. Os autores construíram um conjunto de 625 regras

para representar todas as possíveis combinações das variáveis de entrada e suas respectivas ações de controle, com base no conhecimento dos operadores. Para a defuzzificação, foi adotado o método do centro de gravidade.

A Tabela 10 mostra a concentração de oxigênio em diferentes condições de carga após a implementação do controle por lógica *fuzzy*, em comparação a períodos sob as mesmas condições antes da implementação.

Tabela 10. Comparação entre o controle tradicional e por lógica *fuzzy*. Fonte: BHANDARI et al. (2016).

Variação de carga (t vapor/h)	Teor de oxigênio nos gases efluentes (%)	
	Antes da implementação	Com controle <i>fuzzy</i>
20	6	6,30
21	5,5	6,20
25	5	6,08
24	5,6	6,10
21	6	6,19
17	10	6,48
16	11	6,55
13	12	6,75

Verifica-se que esta estratégia de controle apresentou bons resultados para manter a concentração de oxigênio próxima a 6,5%.

LI e CHANG (1999) combinaram o controle por lógica *fuzzy* com redes neurais na combustão em caldeiras de grelha a carvão. Esta abordagem teve como finalidade adaptar uma base de funções de pertinência e de regras por meio de uma rede neural, a partir de respostas anteriores do sistema, até que o desempenho desejado de controle fosse atingido.

Neste trabalho, foram definidos três tipos de comportamento dinâmico para a caldeira:

- Marcha estável;
- Mudança brusca;

- Partida.

Cada um destes comportamentos dinâmicos corresponde a um controlador por lógica *fuzzy*. Estes comportamentos foram modelados de acordo com dados históricos de processo, e utilizados como “*templates*” para otimizar seus respectivos controladores *fuzzy* de maneira *off-line*. Durante a operação da caldeira, sempre que um dos comportamentos dinâmicos era observado, uma rede neural acionava o controlador por lógica *fuzzy* correspondente.

Os autores utilizaram como variável de saída  $y(k)$  a pressão de vapor, e como variáveis de entrada a vazão de carvão  $u(k)$  e de ar  $v(k)$ . Os comportamentos dinâmicos foram descritos a partir de coeficientes de linearização conforme a equação (8). Esta equação representa um modelo auto-regressivo com média móvel, do inglês ARMA (NELLES, 2001).

$$\begin{aligned} y(k) + a_1y(k-1) + a_2y(k-2) \\ = b_1u(k-1) + b_2u(k-2) + c_1v(k-1) + c_2v(k-2) \end{aligned} \quad (8)$$

Na equação (8), as entradas e saídas nos instantes passados  $k-1$  e  $k-2$  são utilizadas para estimar a saída  $y$  no instante  $k$ . O comportamento do sistema é expresso pelos coeficientes  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $b_1$ ,  $b_2$ ,  $c_1$ ,  $c_2$ . Quando um processo não-linear é modelado utilizando estes coeficientes, existe um erro entre a saída real e aquela obtida pela linearização, expresso por  $e(k)$ . O critério de avaliação é expresso pela equação (9):

$$J = \sum_{k=n+1}^N e^2(k) \quad (9)$$

Onde  $n$  é o número de instantes passados utilizados na linearização e  $N$  o valor expresso pela equação (10):

$$N = K_0 + n \quad (10)$$

Onde  $K_0$  é o tamanho do segmento de dados linearizados.

Por conveniência, a equação (8) pode ser expressa na forma vetorial conforme equação (11).

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} + \mathbf{e} \quad (11)$$

Nesta equação, a matriz  $\mathbf{X}$  e os vetores  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{e}$  e  $\boldsymbol{\theta}$  são definidos por:

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y(n+1) \\ y(n+2) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\theta} = [a_1, \dots, a_n, b_1, \dots, b_n, \dots, c_1, \dots, c_n]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{y}(k-1) \dots \mathbf{y}(k-n) \quad \mathbf{W}(k-1) \dots \mathbf{W}(k-n)] \quad (14)$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} u(n+1) & v(n+1) \\ \vdots & \vdots \\ u(N) & v(N) \end{bmatrix} \quad (15)$$

Aplicando-se o critério de avaliação da equação (9):

$$J = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\theta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} \quad (16)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\theta}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} \quad (17)$$

Com  $\frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\theta}} = 0$  (mínimos quadrados), obtém-se:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (18)$$

A resolução do sistema linear expresso pela equação (18) fornece o vetor de coeficientes  $\boldsymbol{\theta}$ . Os autores utilizaram dados históricos de 5 horas para gerar os coeficientes  $a_1, a_2, b_1, b_2, c_1, c_2$ , a fim de modelar os comportamentos dinâmicos de maneira mais precisa. O autor do presente trabalho também aplicou o modelo ARMA

para ajuste dos dados de uma caldeira a bagaço de cana. Esta aplicação está descrita no APÊNDICE A – APLICAÇÃO DE MODELO ARMA.

A Figura 7 mostra o diagrama do controlador por lógica *fuzzy* otimizado por meio de um algoritmo genético.

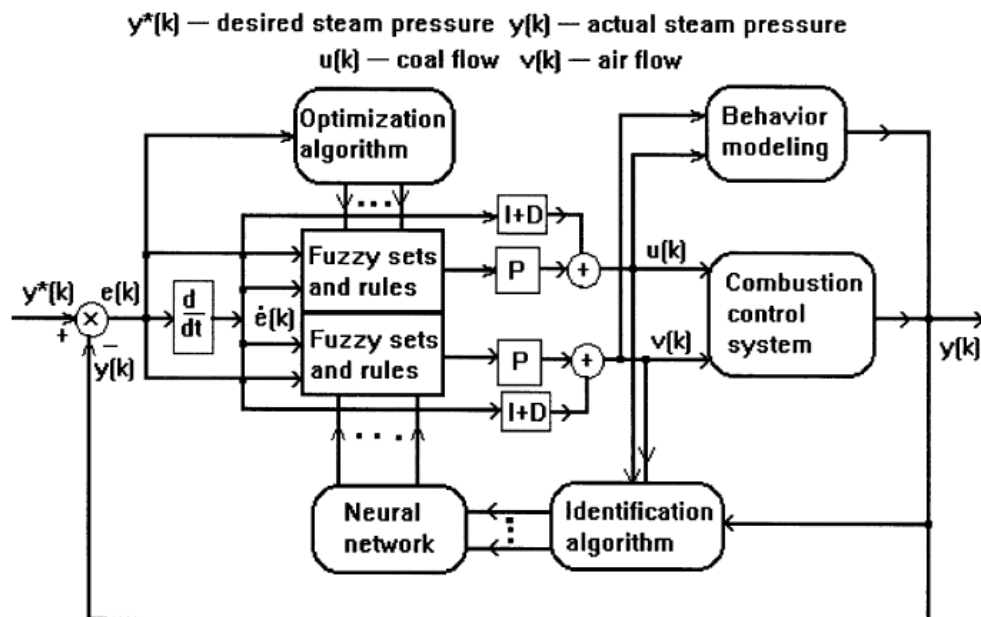


Figura 7. Diagrama do controlador neuro-fuzzy para controle da combustão, baseado em modelagem de comportamentos dinâmicos. Fonte: LI e CHANG (1999).

O controlador neuro-*fuzzy* desenvolvido por LI e CHANG (1999), mostrado na Figura 7, consiste em quatro partes:

- 1) Um controlador *fuzzy*-P (proporcional) e um controlador integral e derivativo (ID);
- 2) Um algoritmo para otimização *off-line* do controlador por lógica *fuzzy*;
- 3) Uma unidade para modelagem do comportamento dinâmico, que consiste em um conjunto de modelos simplificados;
- 4) Um bloco com o algoritmo de identificação e uma rede neural com retro propagação.



As equações (19) e (20) mostram os sinais de controle das variáveis manipuladas  $u(k)$  e  $v(k)$  da caldeira utilizada no referido estudo.

$$u(k) = K_p^{carvão} u_f(k) + K_i^{carvão} \Delta t \sum_{j=1}^k e(j) + \frac{K_d^{carvão}}{\Delta t} [e(k) - e(k-1)] \quad (19)$$

$$v(k) = K_p^{ar} v_f(k) + K_i^{ar} \Delta t \sum_{j=1}^k e(j) + \frac{K_d^{ar}}{\Delta t} [e(k) - e(k-1)] \quad (20)$$

Onde  $\Delta t$  é o tempo de varredura, e  $u_f(k)$  e  $v_f(k)$  são as saídas dos controladores *fuzzy*. Neste trabalho, os autores substituíram apenas o termo proporcional pelo controlador *fuzzy* e mantiveram os termos proporcional e integral. Para a fuzzificação do erro, derivada do erro e sinais de controle das variáveis manipuladas, foram utilizados cinco valores linguísticos: **Muito Negativo, Pouco Negativo, Zero, Pouco Positivo, Muito Positivo**.

O estudo utilizou funções triangulares como funções de pertinência. A codificação destas funções de pertinência foi explorada em um trabalho posterior dos mesmos autores (LI e CHANG, 2000). Os fatores de escalonamento das funções de pertinência foram otimizados utilizando um algoritmo genético. Para mapear a relação entre os três tipos de comportamento dinâmico e os parâmetros dos seus respectivos controladores *fuzzy* durante a operação da caldeira, foi utilizada uma rede neural de três camadas com retro propagação.

Para sintonia dos parâmetros do controlador, os autores utilizaram o critério da integral do tempo multiplicada pelo erro absoluto (no inglês, ITAE).

$$H = \int_0^{t_0} t |e(t)| dt \quad (21)$$

No critério expresso pela equação (21), se  $H < \sigma$  (sendo  $\sigma$  uma constante pequena positiva), considera-se que os parâmetros do controlador estão sintonizados. A Figura 8 mostra o comportamento da pressão do vapor da caldeira com o controlador neuro-*fuzzy* proposto pelos autores, durante um dia de operação.

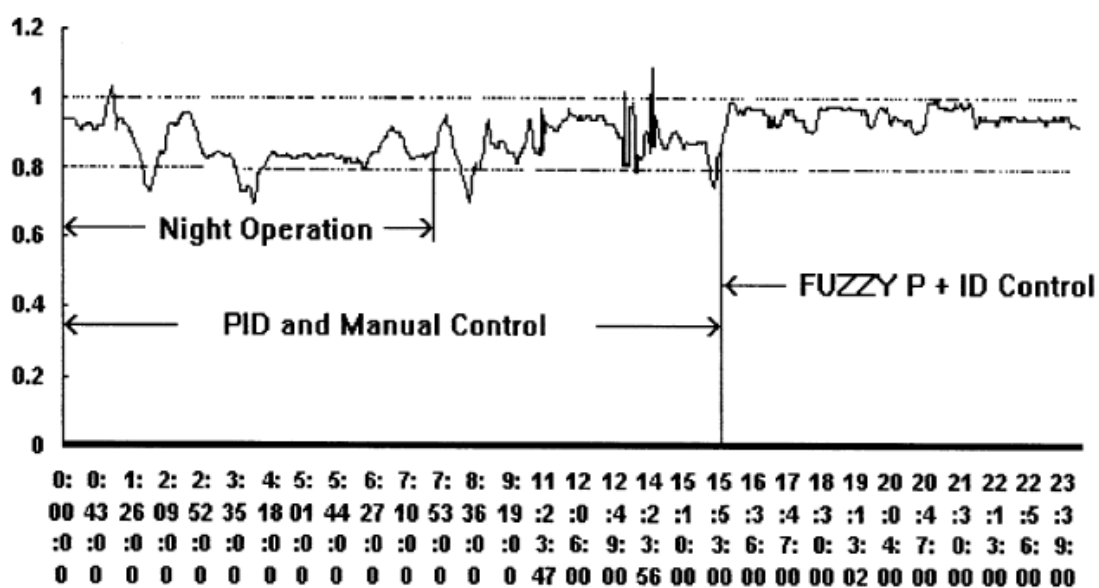


Figura 8. Pressão do vapor (valores normalizados) da caldeira de uma planta química com controle PID e manual desligados, e controle por lógica fuzzy ligado. Fonte: LI e CHANG (1999).

Como pode-se observar, os trabalhos referenciados no presente documento estão baseados na operação de caldeiras a carvão. Não foram encontradas referências na literatura sobre o uso de lógica *fuzzy* para o controle de combustão de caldeiras a bagaço de cana, sobretudo em caldeiras de alta pressão (acima de 65 bar) e capacidade elevada de produção de vapor (a partir de 200 t/h).

O presente trabalho visa preencher esta lacuna, com a implantação de um controlador por lógica *fuzzy* na malha de combustão de uma caldeira de 67 bar e 200 t/h de vapor a bagaço de cana.

## 4. MATERIAIS E MÉTODOS

Esta seção descreve os equipamentos e sistemas de controle e coleta de dados utilizados no presente trabalho.

### 4.1. Equipamentos

A implementação do controle de oxigênio em malha fechada, sintonia do controlador e coleta de dados foi realizada em uma caldeira de alta pressão com analisador de oxigênio na saída dos gases de combustão.

#### 4.1.1. Caldeira

As características da caldeira apresentadas nesta seção foram obtidas a partir da documentação técnica do fabricante.

##### 4.1.1.1. Características gerais

A caldeira utilizada neste trabalho é um gerador de vapor aquatubular ZANINI-SERMATEC, com grelha do tipo *pin hole*. Possui paredes de água aletadas, feixe de convecção de único passe, dois tambores, suportados pelo topo da estrutura metálica, com circulação natural e sistema de queima de bagaço de cana em suspensão. A Tabela 11 mostra as principais características da caldeira.

Tabela 11. Descritivo básico da caldeira.

<b>Modelo da caldeira</b>	ZS-2T-200/67-525
<b>Vazão de operação (MCR)</b>	200 t/h
<b>Vazão de pico<sup>3</sup></b>	220 t/h
<b>Pressão de operação</b>	67 bar manométricos
<b>Pressão de projeto</b>	77 bar manométricos
<b>Temperatura de operação</b>	525°C
<b>Combustível</b>	Bagaço de cana
<b>Umidade do combustível</b>	54%
<b>Temperatura da água de alimentação</b>	110°C

<sup>3</sup> A operação nesta condição fica restrita ao período de 2h em 24h e de forma não contínua.

A Figura 9 fornece uma visão geral dos principais circuitos e elementos da caldeira, enquanto a Figura 10 mostra uma imagem real da caldeira ZS-2T-200, objeto deste trabalho.

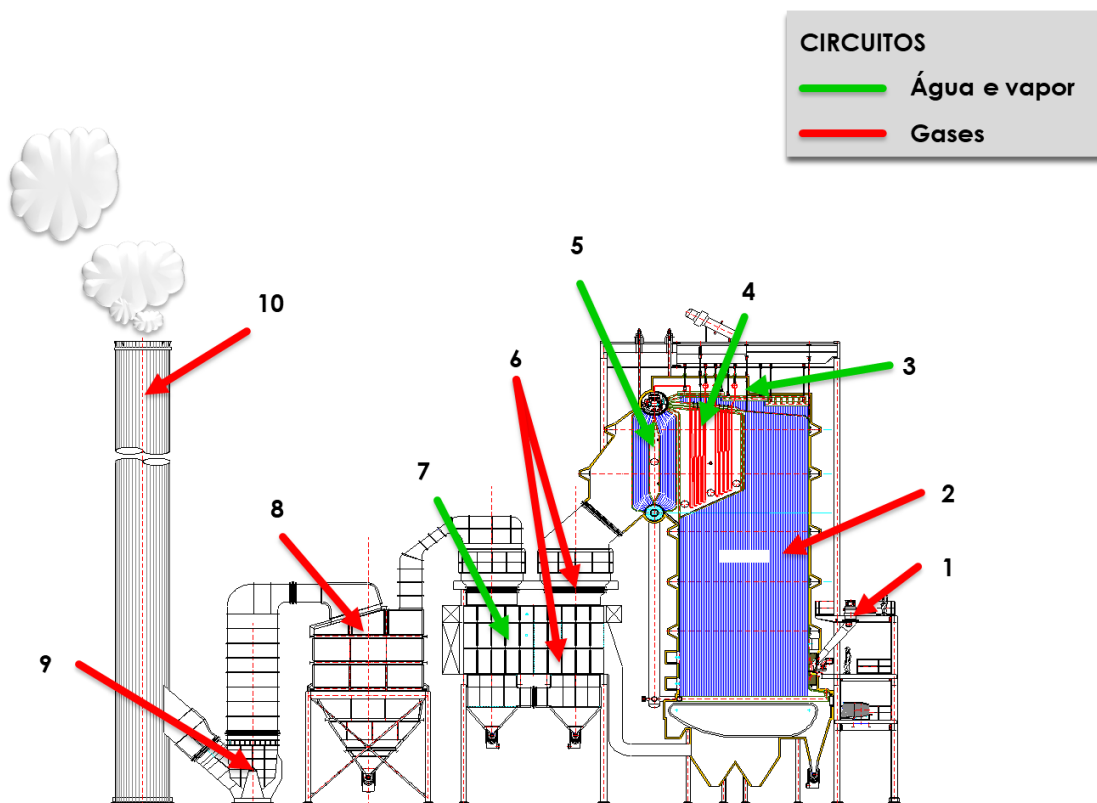


Figura 9. Principais elementos do circuito de vapor e gases de uma caldeira a biomassa. Fonte: acervo do autor.

Sendo:

- 1 – Sistema de alimentação de bagaço;
- 2 – Fornalha;
- 3 – Coletor principal de vapor;
- 4 – Superaquecedores de vapor;
- 5 – Feixe tubular convectivo;
- 6 – Pré-aquecedor de ar a gás LT (ar primário) e HT (ar secundário);
- 7 – Economizador;
- 8 – Sistema de lavagem dos gases;
- 9 – Exaustores;
- 10 – Chaminé.



Figura 10. Cadeira ZS-2T-200. Fonte: acervo do autor.

#### 4.1.1.2. Equipamento para queima de combustível

O combustível é transportado diretamente das moendas/difusores ou da pilha de armazenamento, por meio de esteira alimentadora que alimenta uma esteira metálica. Esta se desloca continuamente à frente da caldeira, distribuindo o bagaço nas bicas que alimentam sete dosadores de bagaço.

Os dosadores de bagaço são do tipo duplo tambor, constituídos de uma carcaça fixa e dois tambores rotativos que operam com rotação variável, para introduzir na fornalha uma quantidade de combustível compatível com a demanda de vapor gerado pela caldeira. São construídos em aço inox 410D e acionados individualmente por meio de um moto-variador de velocidade acoplado a um redutor, dimensionado para trabalhar em uma faixa de velocidades adequada às necessidades da caldeira. A transmissão para os tambores é feita por meio de um par de engrenagens.

A alimentação do combustível à caldeira se processa variando-se a velocidade do sistema de dosagem por meio de comando manual ou inversores de frequência em modo automático conforme curva ar/bagaço. O bagaço é, então, introduzido na fornalha através de espargidores pneumáticos. Parte do bagaço introduzido na fornalha queima em suspensão e o restante do bagaço de maiores dimensões ou bagaço com maior umidade queima sobre a grelha.

A grelha da caldeira ZS-2T-200 é do tipo plana inclinada, e é constituída por um conjunto de elementos fundidos, que são montados sobre tubos que compõem parte do sistema de circulação de água da caldeira, mantendo a grelha resfriada. Os elementos fundidos possuem orifícios para passagem do ar de combustão. Os orifícios são dimensionados e conformados para proporcionar uma distribuição de ar completa e uniforme em toda a extensão da grelha. Esta também é dividida em seções iguais, por meio de elementos de ferro fundido, para facilitar a operação de limpeza da grelha. A região da fornalha próxima à grelha é dotada de elementos refratários, a fim de auxiliar a secagem do combustível, proporcionando melhor combustão.

A grelha também possui bocais aspersores de vapor, para arrastar as cinzas até a parte frontal da caldeira onde é instalada uma moega de descarga de cinzas da grelha. Os elementos com bocais são instalados de forma a permitir a varredura de toda a extensão da grelha pelos jatos de vapor. Cada moega de descarga é selada por uma caixa de selo de água que deve ser aberta após o processo de sopragem para eliminar os sedimentos da caixa por meio de lavagem, que transporta estes sedimentos para o sistema de tratamento de água.

O ar de combustão provém do ventilador de ar primário, passando pelos pré-aquecedores de ar tubulares e encaminhado por meio de dutos aos bocais instalados nas paredes da fornalha. O ar para os distribuidores pneumáticos provém de um ventilador de alta pressão. Os gases de combustão saem da câmara de combustão da caldeira subindo até a região superior da fornalha e passando em seguida através dos superaquecedores, feixe convectivo, pré-aquecedores de ar, economizador, lavador de gases, ventiladores de tiragem induzida e saem pela chaminé.

A caldeira ainda apresenta um sistema de ar secundário (tangencial), formado por dutos, bocais e bicos distribuídos nos quatro cantos da fornalha. A finalidade do sistema de ar secundário é introduzir jatos de ar de alta pressão, causando turbulência no interior da fornalha e proporcionando a queima em um fluxo tangencial do combustível em suspensão. O ventilador de ar secundário é dimensionado para fornecer uma quantidade adequada de ar, com a pressão necessária para vencer as perdas de carga na linha e proporcionar a devida penetração no interior da fornalha.

#### 4.1.1.3. *Fornalha e paredes aletadas*

A fornalha da caldeira é constituída de um conjunto de tubos aletados, ligados aos coletores por meio de soldas e ao tambor por meio de mandrilagem. As paredes tubulares são resfriadas por água e construídas de tubos espaçados, ligados por meio de aletas (paredes membranadas). O teto da fornalha é formado pelo prolongamento da parede frontal, com aberturas para a passagem das serpentinas dos superaquecedores.

A Tabela 12 resume os tipos de elementos e materiais do sistema de queima da caldeira utilizada neste trabalho.

Tabela 12. Principais elementos do sistema de queima de combustível da caldeira ZS-2T-200.

<b>Fornalha</b>	
<b>Tipo</b>	Membranada
<b>Material dos tubos</b>	ASTM A178-A
<b>Material dos coletores</b>	ASTM A106-B
<b>Área projetada (m<sup>2</sup>)</b>	880
<b>Volume da fornalha (m<sup>3</sup>)</b>	1.535
<b>Grelha</b>	
<b>Tipo</b>	Plana ( <i>flat pin hole</i> )
<b>Material dos elementos</b>	ASTM A319-D-III
<b>Área (m<sup>2</sup>)</b>	70

#### 4.1.1.4. *Superaquecedores*

Os superaquecedores tem como função elevar a temperatura do vapor saturado até 525°C. No circuito de gases é o primeiro elemento de troca térmica entrando em contato com o gás quente, devido à temperatura mais elevada.

São constituídos de serpentinas tubulares instaladas na parte superior da fornalha, e são predominantemente convectivos (existem caldeiras nas quais os superaquecedores são radiantes na maior parte). A superfície de troca térmica dos superaquecedores é de 1.730 m<sup>2</sup>.

#### 4.1.1.5. *Feixe tubular convectivo*

O feixe tubular possui área para troca térmica com os gases e propicia a convecção da água em ebulição nos tambores. Possui passe único de gás em fluxo cruzado, transversal aos tubos e é provido de sopradores de fuligem a vapor, necessários para limpeza das superfícies de trocas térmicas.

É constituído por tubos verticais em aço ASTM A178-A, dispostos em fileiras espaçadas e interligados aos tambores por meio de mandrilagem. A área de troca térmica do feixe convectivo é de 2.800 m<sup>2</sup>. No circuito de gases, o feixe convectivo é o segundo elemento de troca térmica, logo após os superaquecedores.

#### 4.1.1.6. *Pré-aquecedores de ar a gás*

A utilização do pré-aquecedor de ar tem por finalidade o aumento da eficiência da unidade, através da troca térmica entre o ar de combustão e os gases efluentes da caldeira. No circuito de gases, em geral os pré-aquecedores de ar a gás são o último elemento de troca térmica.

Embora este arranjo seja energeticamente mais favorável, por permitir a troca do gás mais frio com o ar ambiente a 27°C, o perfil de temperaturas faz com que a temperatura de metal na superfície dos tubos fique abaixo do ponto de orvalho ácido. Isto provoca a condensação dos gases, principalmente ácido sulfúrico, com corrosão na parede tubular da seção final do pré-aquecedor reduzindo sua vida útil. Este efeito é acentuado com o aumento da umidade do combustível.

Existem algumas soluções para mitigar este problema (que podem ou não ser combinadas):

- Fabricar a seção final do pré-aquecedor em aço inoxidável;
- Utilizar um pré-aquecedor de ar a vapor que eleva a temperatura do ar de 27°C a 70°C antes de entrar no pré-aquecedor a gás, para evitar a possível condensação de gases;
- Inverter sequência de trocas térmicas do circuito de gás posicionando o pré-aquecedor de ar antes do economizador.

No caso da caldeira objeto deste trabalho, foram adotadas em projeto a segunda e terceira opções, sendo o pré-aquecedor a vapor utilizado somente em condições de temperatura ambiente baixa ou carga da caldeira baixa. Os pré-aquecedores são do tipo



tubular, constituídos de conjuntos de tubos verticais em SAE 1010/20, fixados nos espelhos por meio de mandrilagem e fechados por invólucros de chapas de aço carbono (ASTM A36), com os gases passando por dentro dos tubos e o ar pelo lado de fora. A superfície combinada dos pré-aquecedores de ar a gás LT e HT é de 8.825 m<sup>2</sup>.

#### 4.1.1.7. Pré-aquecedor de água (economizador)

O economizador é um trocador de calor que tem por finalidade aumentar a eficiência da unidade por meio da troca térmica entre a água de alimentação e os gases efluentes da caldeira. É formado por conjuntos de tubos aletados em ASTM A178-A, dispostos em forma de serpentina e soldados em dois coletores. São fechados por invólucros de chapa de aço carbono (ASTM A106) e sustentados por estrutura metálica. As curvas das serpentinas estão localizadas fora do circuito de gases para evitar o desgaste por corrosão.

Na caldeira ZS-2T-200, o economizador é o último elemento de recuperação de calor dos gases efluentes. A superfície de troca térmica é de 5.750 m<sup>2</sup>.

#### 4.1.1.8. Ventiladores de ar primário e secundário

Os ventiladores de ar primário e secundário são acionados por motor elétrico e inversor de frequência, e possuem damper radial na sucção com atuador pneumático. Suas principais características estão apresentadas na Tabela 13.

Tabela 13. Características dos ventiladores de ar primário e secundário.

Ventilador	Ar primário	Ar secundário
<b>Tipo</b>	Centrífugo	Centrífugo
<b>Fluido</b>	Ar	Ar
<b>Temperatura de projeto</b>	42°C	42°C
<b>Pressão estática de operação</b>	170 mmca	560 mmca
<b>Vazão de operação</b>	175.000 kg/h	175.000 kg/h
<b>Pressão estática de seleção</b>	245 mmca	806 mmca
<b>Vazão de projeto</b>	210.000 kg/h	210.000 kg/h
<b>Potência consumida no ponto de seleção</b>	240 HP	780 HP
<b>Quantidade</b>	1 (um)	1 (um)

#### 4.1.1.9. Ventiladores de tiragem induzida

Os exaustores possuem a função de retirarem os gases provenientes da combustão. Possuem acionamento elétrico e inversores de frequência, com dampers tipo veneziana nas sucções e atuadores pneumáticos. A Tabela 14 mostra suas principais características.

Tabela 14. Características dos exaustores.

<b>Tipo</b>	Centrífugo
<b>Fluido</b>	Gases de combustão
<b>Temperatura de projeto</b>	170°C
<b>Pressão estática de operação</b>	300 mmca
<b>Vazão de operação (cada máquina)</b>	232.000 kg/h
<b>Pressão estática de seleção</b>	430 mmca
<b>Vazão de projeto (cada máquina)</b>	278.500 kg/h
<b>Potência consumida no ponto de seleção</b>	850 HP
<b>Quantidade</b>	2 (dois)

#### 4.1.1.10. Dados de processo

O perfil de temperaturas no circuito de gases da caldeira é exibido na Figura 11.

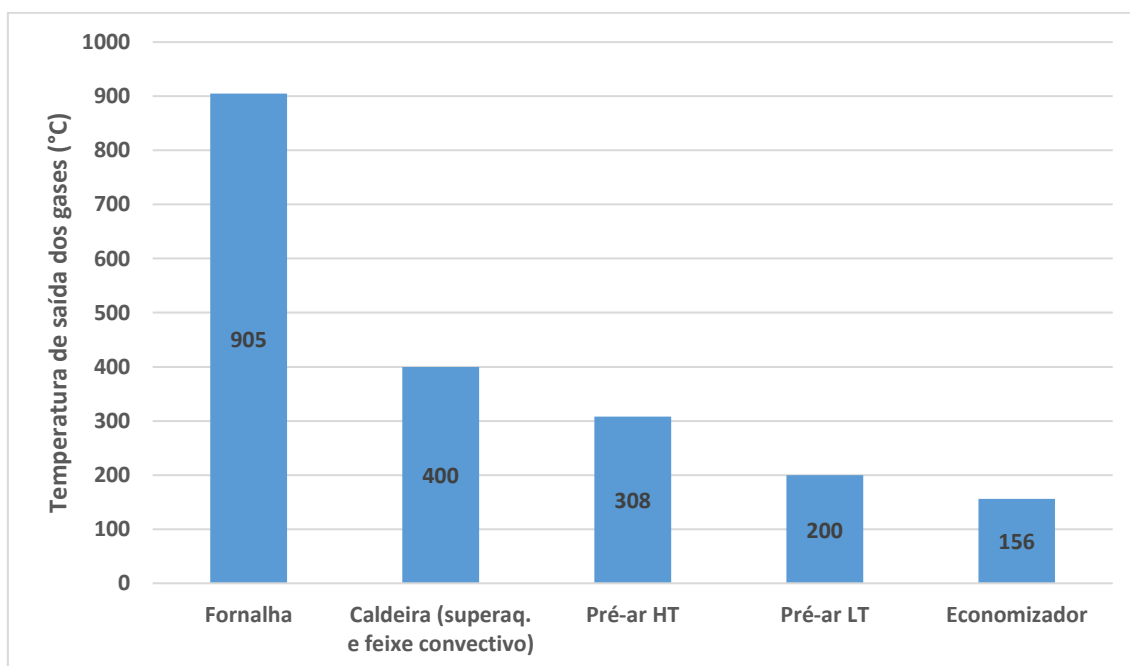


Figura 11. Temperatura de saída dos gases nos principais elementos de troca térmica do circuito.

A Tabela 15 mostra a composição do bagaço utilizada como referência de projeto.

Tabela 15. Dados do combustível de referência utilizados no projeto da caldeira ZS-2T-200 (base úmida).

Poder calorífico (kcal/kg)	
PCS	2.096
PCI	1.631
Composição (% massa)	
C	22,15
H <sub>2</sub>	2,62
O <sub>2</sub>	19,04
S	0,01
N <sub>2</sub>	0,16
H <sub>2</sub> O	54,0
Cinzas	2,02

Com as condições apresentadas na Figura 11 e na Tabela 15, o excesso de ar da caldeira em operação deve permanecer em **30%**. A Figura 12 mostra as perdas de calor da caldeira para cálculo da eficiência de combustão em relação ao PCS.

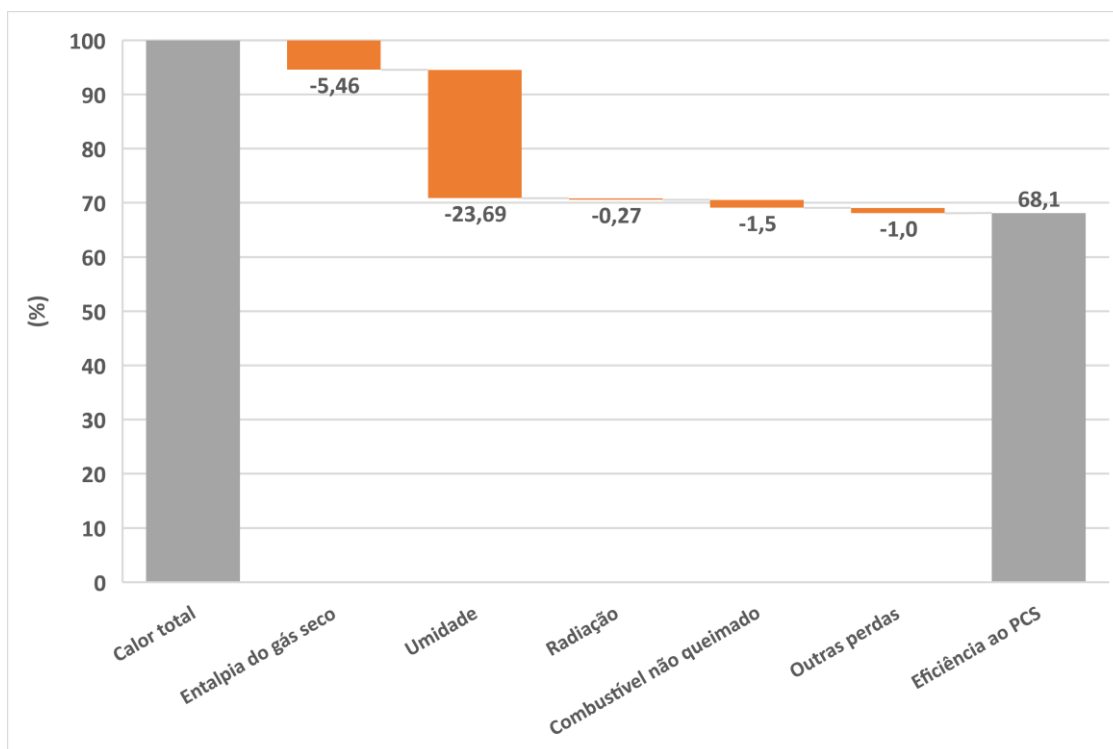


Figura 12. Perdas de calor da caldeira ZS-2T-200.

A eficiência de combustão ao PCS apresentada na Figura 12 corresponde a uma eficiência ao PCI de **87,5%**. Com esta eficiência, a produção específica de vapor conforme equação (7) é de **1,96 kg vapor/kg bagaço**. Portanto, durante operação a 100% MCR e considerando 3% de purgas (descargas de fundo e contínuas), o consumo estimado de bagaço é de 101,67 t/h.

#### 4.1.1.11. Principais malhas de controle

As principais malhas de controle da caldeira são:

- **Controle de nível dos tambores** – esta malha utiliza controle antecipativo com realimentação, combinado com controle em cascata. Este tipo de configuração é denominado controle a três elementos (BEGA, 2003). A correção antecipada do nível é feita pela vazão de vapor, a realimentação é feita pelo próprio transmissor e controlador de nível, enquanto é gerado um *setpoint* remoto (controle em cascata) para uma malha escrava que controle a vazão de água de alimentação.
- **Pressão do vapor** – esta malha utiliza a relação de rotação dos dosadores de bagaço para manter o *setpoint* de pressão de vapor. Em função da demanda de vapor maior ou menor na usina, esta relação é alterada de modo a ajustar a alimentação de combustível de acordo com a nova demanda.
- **Retirada dos gases** – esta malha atua nos inversores de frequência dos exaustores para manter a pressão da fornalha, garantindo a retirada dos gases gerados na combustão. A fornalha opera sob vácuo, com *setpoint* de pressão na faixa de -3 a -5 mmca.
- **Combustão** – os inversores de frequência dos ventiladores de ar primário e secundário são corrigidos pela curva ar/bagaço, com o objetivo de garantir o excesso de ar sob diferentes regimes de operação. Esta curva é corrigida por uma malha de controle de oxigênio por lógica *fuzzy*, que foi implantada como objeto do presente trabalho.

A Figura 13 mostra a tela do sistema supervisor da caldeira, na qual estão as malhas de controle mencionadas.

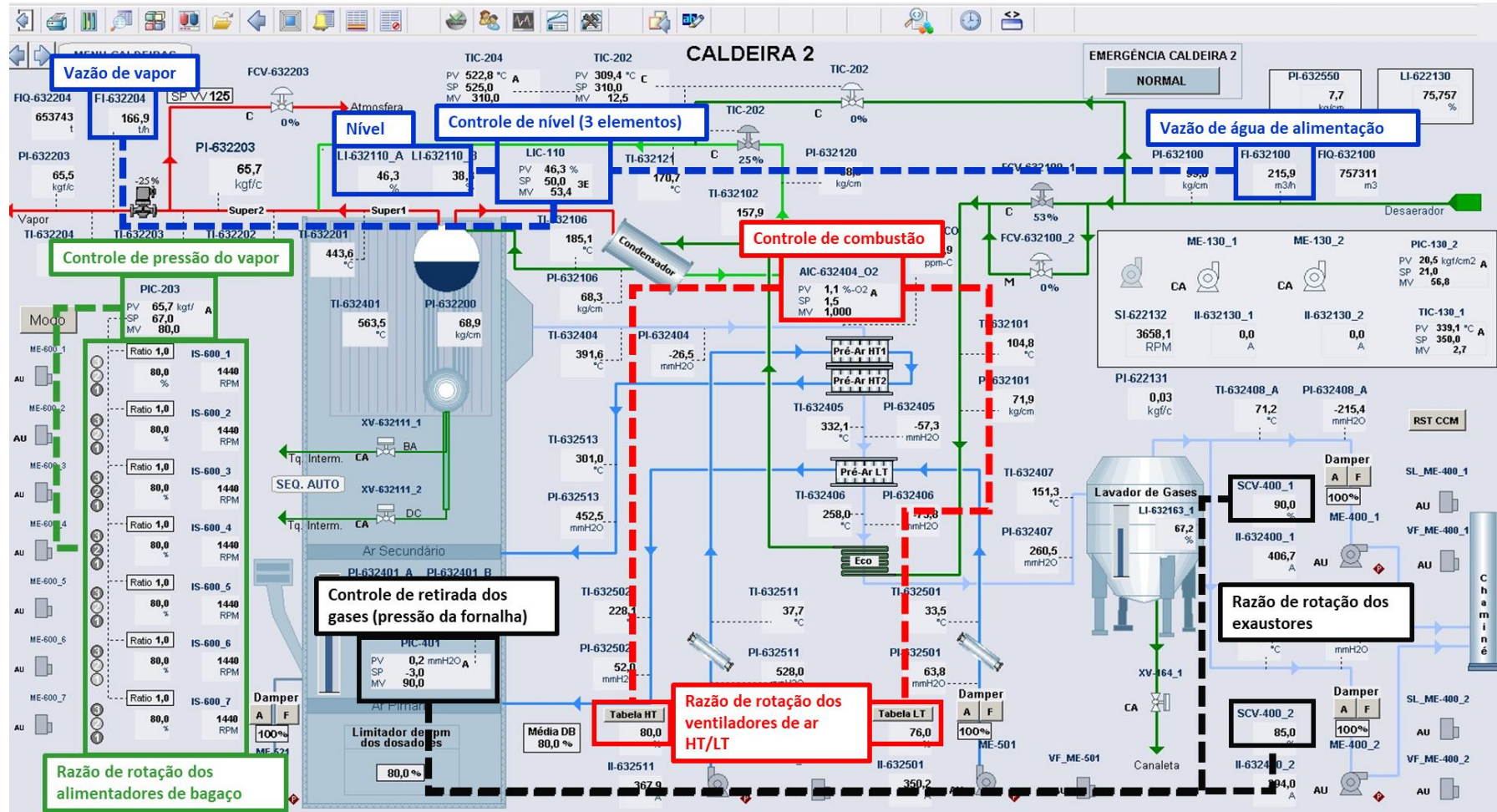


Figura 13. Tela do supervisor da caldeira ZS-2T-200, com destaque para as principais malhas de controle (fluxogramas de processo e instrumentação detalhados são de propriedade da empresa e não podem ser divulgados).

A curva ar/bagaço opera segundo uma curva determinada pelo fabricante. A curva original da caldeira ZS-2T-200 possuía 10 pontos, e foi posteriormente ajustada para 16 pontos para se obter melhor precisão no ajuste de ar. Esta curva está ilustrada na Figura 14.

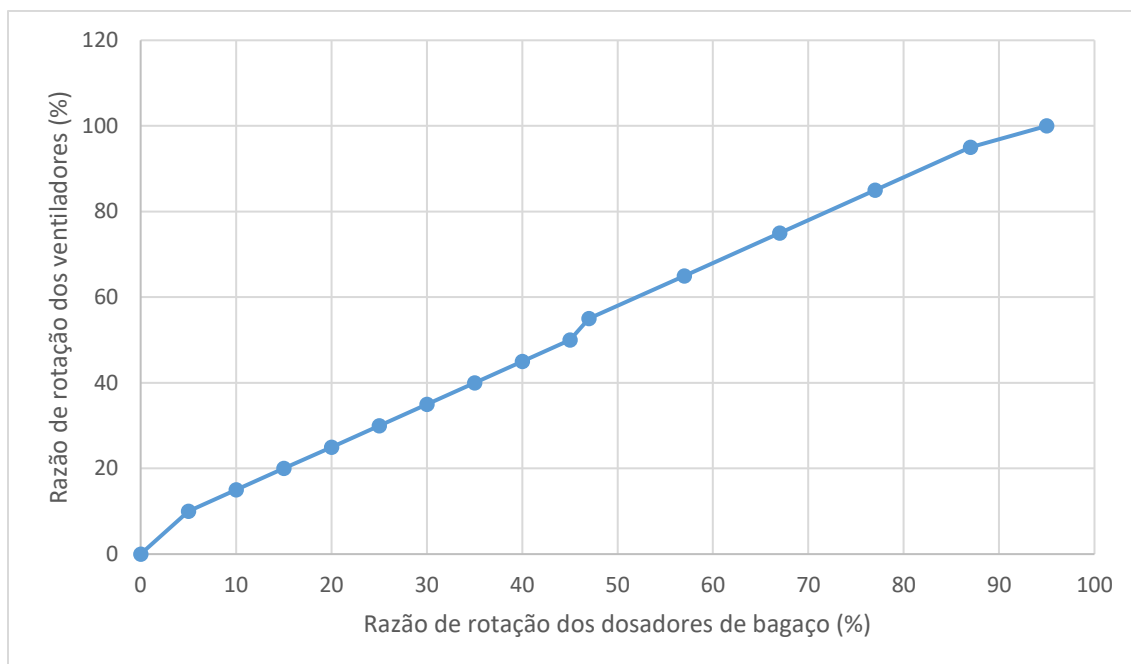


Figura 14. Curva ar/bagaço da caldeira ZS-2T-200.

Nas regiões intermediárias entre os 16 pontos da curva, o sistema de controle da caldeira obtém a relação dos ventiladores por interpolação linear. Esta relação fornece diretamente a rotação do ventilador LT, sendo que a rotação do ventilador HT é ligeiramente menor, proporcional à rotação do ventilador LT (cerca de 94%).

#### 4.1.2. Analisador de gases

O analisador de gases instalado na caldeira é do fabricante ABB, modelo EL3040. É constituído por duas sondas, conforme Figura 15, sendo uma sonda infravermelha Uras26 para análise de CO, e a outra sonda eletroquímica Endura AZ20 para análise de O<sub>2</sub>.

Durante o período de realização deste trabalho, o sensor de CO não apresentou boa confiabilidade nas medições, e até o presente momento opera em malha aberta, com um transmissor que envia os dados para exibição no supervisão. A medição de CO

permitiria um ajuste fino do controlador de combustão baseado no teor de  $O_2$ , eliminando erros durante situações como entradas de ar falso. Serão avaliadas junto ao fabricante as recomendações técnicas para o correto funcionamento desta sonda, de forma que a mesma possa ser incorporada ao controle de combustão em trabalhos futuros. O sensor de  $O_2$ , objeto deste trabalho, é baseado em uma célula de óxido de zircônio. Esta célula é montada na ponta da sonda que é inserida no duto de gases. Ambas as sondas são inseridas no circuito após o feixe convectivo, na parte lateral da caldeira.



*Figura 15. Sondas Uras26 (à esq.) e AZ20 (à dir.) para análise de CO e  $O_2$ , respectivamente. Fonte: acervo pessoal.*

A montagem da sonda e transmissor estão indicados na Figura 16.

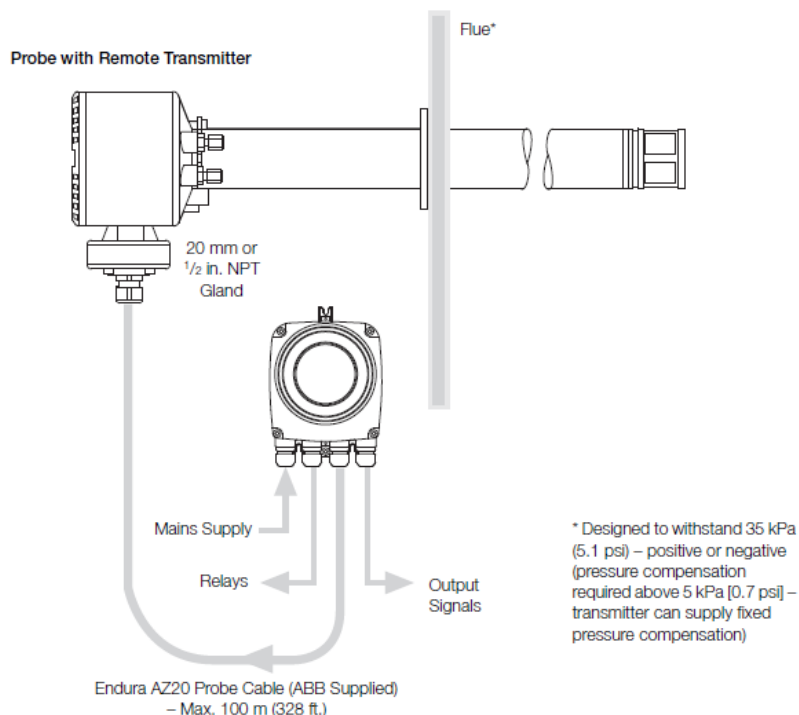


Figura 16. Montagem da sonda e sensor de O<sub>2</sub> com transmissor remoto. Fonte: folha de dados ABB.

A sonda Endura AZ20 é controlada por um transmissor remoto. Durante a operação, a célula de zircônio no interior da sonda é mantida a uma temperatura constante de 700°C por um aquecedor com termopar. Este aquecedor possui um sistema de segurança que desliga a alimentação de energia em caso de falha no circuito ou *software* de controle de temperatura para evitar superaquecimento da sonda.

A concentração de oxigênio nos gases efluentes é medida utilizando um método *in situ* de análise úmida. Sistemas de amostragem que utilizam análise seca resultam em erros de leitura geralmente 20% acima dos valores reais, de acordo com o fabricante. O sinal de saída gerado pela célula de zircônio é processado no transmissor, fornecendo uma leitura local de O<sub>2</sub> e um sinal de retransmissão de 4 a 20 mA cobrindo a faixa de 0-100% de O<sub>2</sub>. A instalação dos transmissores remotos está mostrada na Figura 17.





Figura 17. Cubículo com transmissores remotos de  $O_2$  e  $CO$ , com vista externa (esq.) e interna (dir.). Fonte: acervo pessoal.

Este analisador instalado na caldeira ZS-2T-200 não possui módulo de calibração automática, portanto há um procedimento manual que deve ser seguido periodicamente para manter a confiabilidade da leitura. A limpeza e calibração é realizada em um único ponto, utilizando ar comprimido conforme indicado na Figura 18.

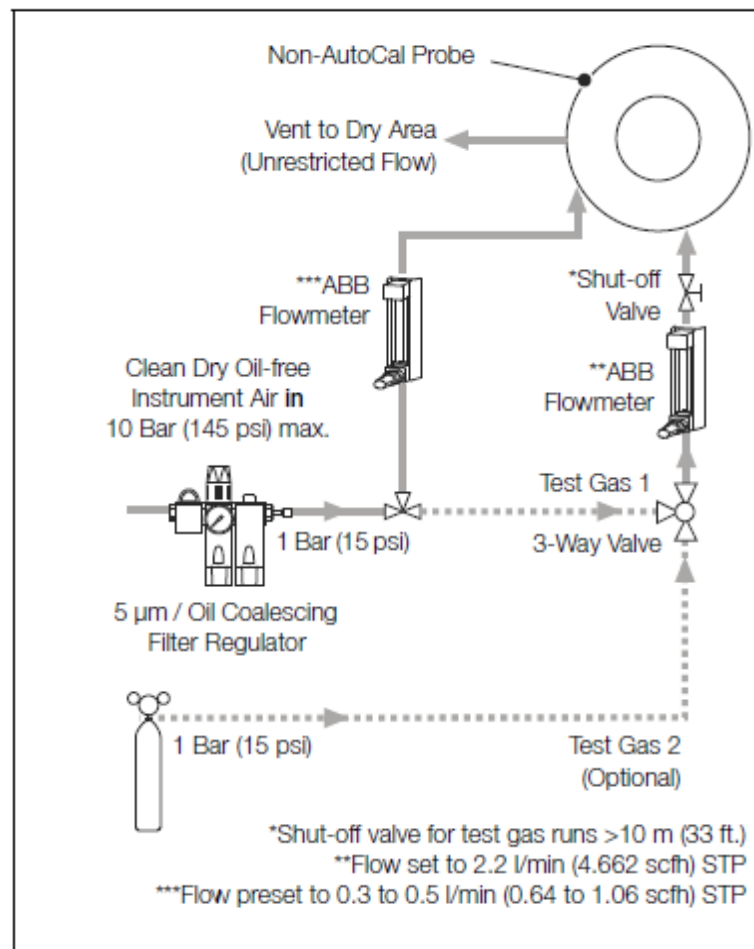


Figura 18. Sistema de limpeza e calibração manuais. Fonte: procedimento de calibração ABB.

Durante todo o tempo do procedimento de calibração, o rotâmetro do gás de referência deve permanecer aberto ajustado à vazão de aproximadamente 30 L/h na pressão de 1 bar. O rotâmetro de calibração deve ser aberto na vazão de aproximadamente 130 L/h na pressão de 1 bar. Deve ser selecionada a opção “Manual Cal – Offset” para iniciar a calibração no painel do equipamento. Após o processo de calibração com ar comprimido, a mesma deve ser verificada com um gás padrão de composição conhecida (ex. 8 %vol. O<sub>2</sub>), ajustando a pressão em 1 bar no cilindro e a vazão aproximada de 130 L/h.

## 4.2. Sistemas

Esta seção descreve os sistemas de controle e *softwares* utilizados neste trabalho. O sistema de controle principal da usina é o DeltaV® da Emerson. Este possui ferramentas de desenvolvimento que permitiram acrescentar a malha de controle de oxigênio utilizando blocos de lógica *fuzzy*, e a ferramenta de sintonia de malhas de controle DeltaV Insight® para ajuste dos fatores de escalonamento. Os dados foram historiados utilizando o PI System®, da OSIsoft.

### 4.2.1. DeltaV Fuzzy®

Esta seção descreve as principais funcionalidades da ferramenta DeltaV Fuzzy®.

#### 4.2.1.1. Características do controlador

O DeltaV Fuzzy® utiliza o bloco de função FLC (do inglês, *Fuzzy Logic Control*) para fornecer uma alternativa avançada ao controle tradicional PID. O *controlador fuzzy* possui a capacidade de controle do bloco PID com o benefício adicional de resposta superior tanto a mudanças de *setpoint* como distúrbios externos. Por meio da lógica *fuzzy*, o controlador minimiza o *overshoot* e fornece boa rejeição a distúrbios. Os fatores de escalonamento do controlador podem ser automaticamente estabelecidos com a ferramenta de sintonia Tune® do DeltaV Insight®.

O controlador opera por meio do uso de regras *fuzzy*, variáveis e valores linguísticos pré-definidos, e funções de pertinência com parâmetros ajustáveis chamados de fatores de escalonamento; traduz os valores absolutos da malha em valores *fuzzy* através do cálculo do erro ( $e$ ) e da variação do erro ( $\Delta e$ ), além do grau de pertinência a cada um dos valores linguísticos pré-definidos. Então, aplica-se as regras *fuzzy* e, finalmente, os valores são retraduzidos em uma ação de controle. O *controlador fuzzy* é mostrado na Figura 19.

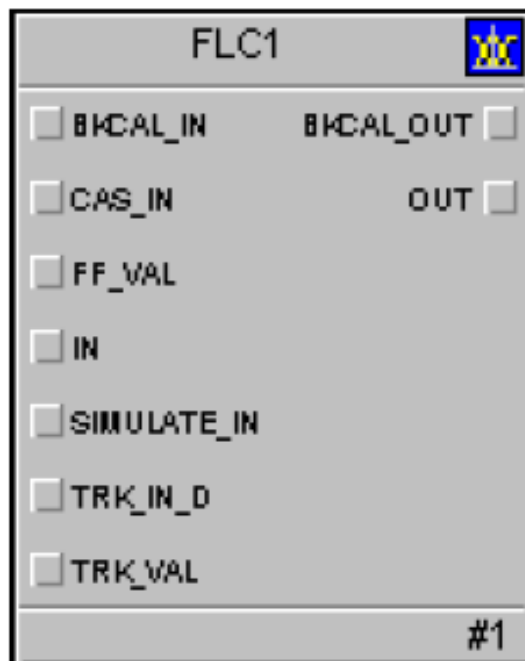


Figura 19. Bloco da função FLC. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.

Este bloco de função suporta os modos de controle, escalonamento e limitação de sinal, controle antecipatório, sobreposição para modo manual, limite de detecção de alarmes, e propagação de *status* de sinal. Também suporta alarmes condicionais.

O controlador *fuzzy* pode ser conectado diretamente ao I/O<sup>4</sup> do processo, receber sua entrada a partir de outro bloco na conexão de entrada (IN), ou pode fornecer um valor de saída para outro bloco através de sua conexão de saída (OUT). Os conectores BKCAL\_OUT e BKCAL\_IN podem ser ligados, respectivamente, a um controlador mestre e escravo para compensar os limites a jusante e fornecer transferência sem distúrbios para a malha fechada.

Também é possível conectar as entradas de rastreamento (TRK\_IN\_D e TRK\_VAL) para rastrear saídas controladas externamente, como por exemplo um intertravamento<sup>5</sup>. CAS\_IN é o valor de setpoint remoto gerado por outro bloco. FF\_VAL é o valor de entrada e status do controle antecipatório. IN é a conexão para a variável de processo (PV, do inglês, Process Variable) de outro bloco de função. SIMULATE\_IN é o valor de entrada e status utilizado pelo bloco em vez da medição analógica quando o

<sup>4</sup> I/O – Do inglês *Input/Output*, termo que designa o *hardware* utilizado para se comunicar com computadores.

<sup>5</sup> Conjunto de passos ou laços que devem existir para a segurança de um equipamento.

modo de simulação é habilitado. TRK\_IN\_D inicia a função externa de rastreamento. TRK\_VAL é o valor após escalonamento aplicado à saída OUT quando o bloco opera em modo de sobreposição local (LO, do inglês Local Override). OUT é o valor de saída do bloco e seu status.

Outros recursos do controlador *fuzzy* são:

- Detecção de alarmes;
- Manipulação de *status*;
- Seleção de I/O;
- Simulação;
- Conversão de sinais;
- Filtragem;
- Cálculos *feedforward*;
- Rastreamento;
- Seleção e limitação de *setpoint*;
- Seleção e limitação de saída;
- Transferência sem distúrbios e rastreamento de *setpoint*;
- Ação direta e reversa;
- Registro de erros no bloco (falhas de leitura, erros de configuração, etc.).

Estes recursos também fazem parte do controlador PID. O diagrama da Figura 20 mostra os componentes internos do controlador *fuzzy*.

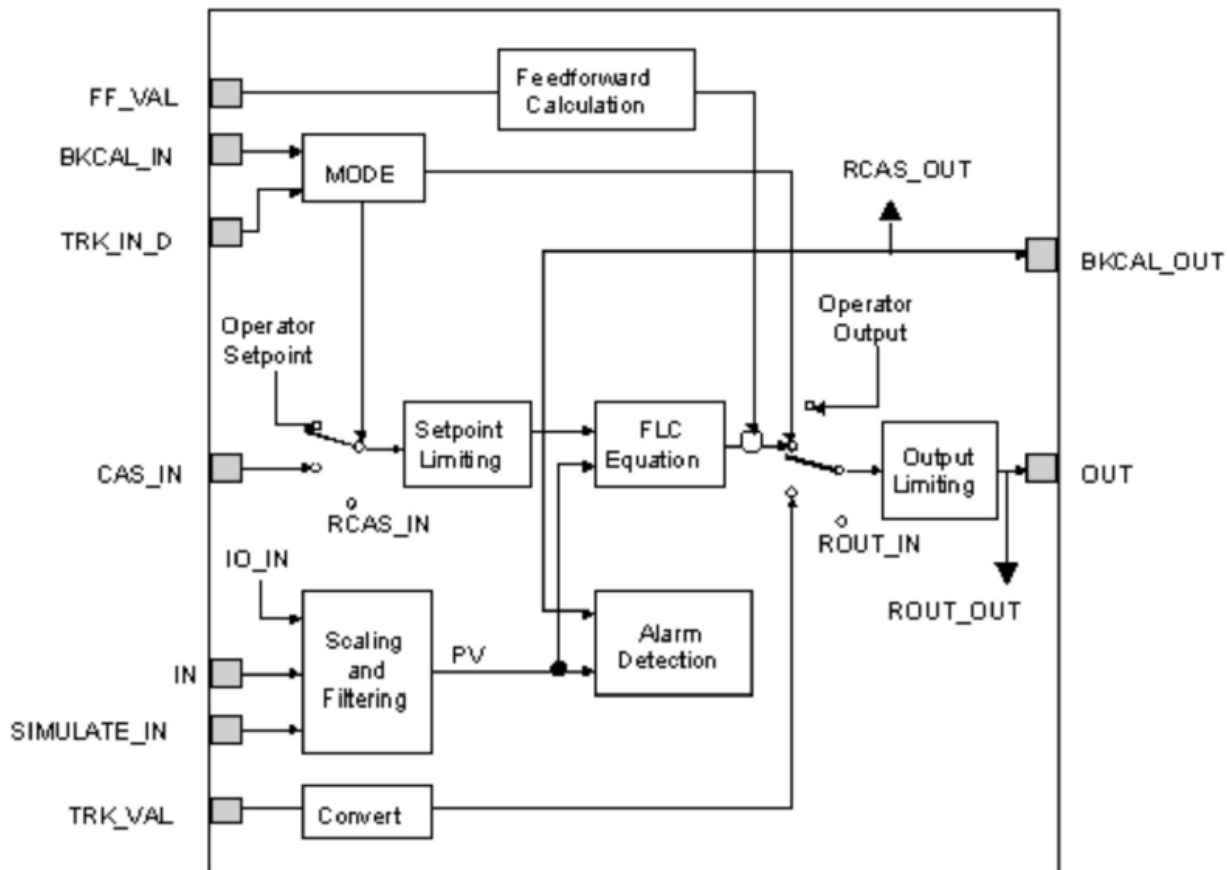


Figura 20. Diagrama esquemático do bloco de função FLC. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.

#### 4.2.1.2. Execução do controlador

A não-linearidade característica do controlador reduz o *overshoot* e o tempo de estabilização. Especificamente, o controlador *fuzzy* trata pequenos erros de processo de maneira diferente de grandes erros de controle, e penaliza de maneira mais severa *overshoot* maiores. Também penaliza severamente grandes variações no erro, ajudando a reduzir oscilações.

O controlador utiliza como sinais de entrada o erro da concentração de O<sub>2</sub> e a variação do erro da concentração de O<sub>2</sub>, e a variação da ação de controle de correção da curva ar/bagaço como sinal de saída (variáveis linguísticas de entrada e saída). As relações entre essas três variáveis representam um controlador não-linear. A não-linearidade resulta de uma tradução das variáveis de processo para um conjunto *fuzzy* (fuzzificação), inferência das regras, e retradução de um conjunto *fuzzy* para um sinal contínuo (defuzzificação).

Os dois valores linguísticos para o erro e para a variação do erro são **negativo** e **positivo**. Para a variação da saída é acrescentado um terceiro valor linguístico, **zero**. Os valores do erro e da variação do erro, juntamente com escalonamento da pertinência, respectivamente  $S_e$  e  $S\Delta_e$ , determinam o grau de pertinência. As funções de pertinência da variação da saída são **singletons**. Um *singleton* representa um conjunto *fuzzy* cujo suporte é um único ponto com uma função de pertinência igual a 1. *Singletons* costumam ser empregados na indústria para a variação da saída com o objetivo de simplificar a demanda computacional da defuzzificação, uma vez que eliminam a necessidade de integração numérica (NELLES, 2001). O escalonamento da pertinência ( $S\Delta_u$ ) determina a magnitude da variação da saída para um dado erro e variação do erro. Estas funções estão representadas na Figura 21.

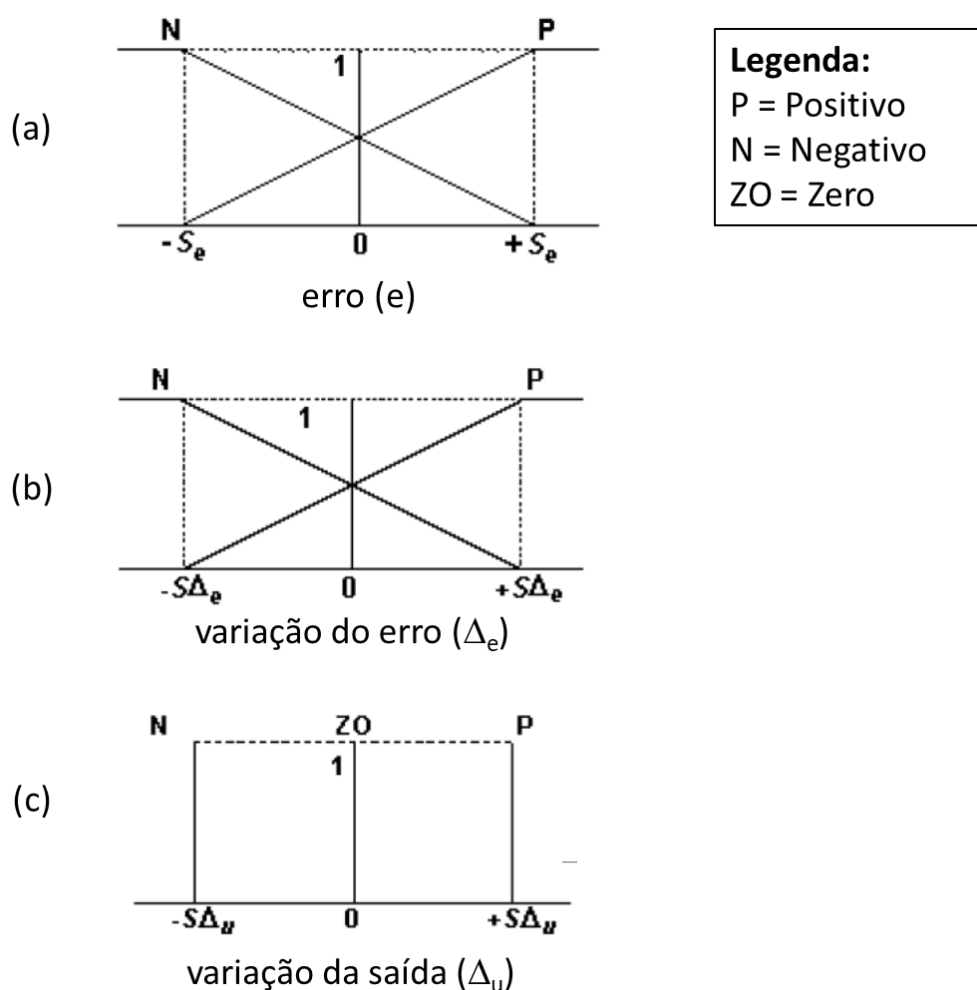


Figura 21. Valores linguísticos e respectivas funções de pertinência para as variáveis linguísticas (a) erro, (b) variação do erro e (c) variação na saída (singletons). Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.

Há quatro regras de lógica *fuzzy* que o controlador utiliza para uma ação reversa de controle. Estas regras estão descritas na Tabela 16, com **N**, **P** e **ZO** sendo Negativo, Positivo e Zero, respectivamente.

Tabela 16. Regras de lógica *fuzzy* no DeltaV. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.

Número	Regra
Regra 1	Se o erro é <b>N</b> e a variação do erro é <b>N</b> , faça a variação na saída <b>P</b> .
Regra 2	Se o erro é <b>N</b> e a variação do erro é <b>P</b> , faça a variação na saída <b>ZO</b> .
Regra 3	Se o erro é <b>P</b> e a variação do erro é <b>N</b> , faça a variação na saída <b>ZO</b> .
Regra 4	Se o erro é <b>P</b> e a variação do erro é <b>P</b> , faça a variação na saída <b>N</b> .

As funções de pertinência associadas com cada variável de entrada e com a variável de saída tornam a resposta do controlador não-linear. Para regiões onde o erro absoluto é maior do que o fator de escalonamento do erro, ou a variação do erro absoluta é maior do que o fator de escalonamento da variação do erro, os valores do erro e da variação do erro são limitados pelos respectivos fatores de escalonamento. A Figura 22 mostra um exemplo de curva FLC que ilustra como a variação no ganho do controlador é suave e contínua utilizando somente dois valores linguísticos (e respectivas funções de pertinência) de entrada e três valores linguísticos (e respectivas funções de pertinência) para a saída.

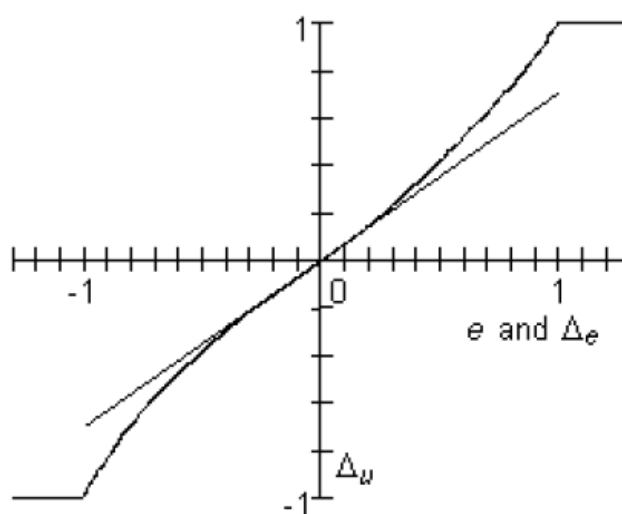


Figura 22. Relação de não-linearidade do bloco FLC. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.



Na Figura 22, a linha maior e curva mostra a relação não-linear do controlador *fuzzy* quando o erro é igual à variação do erro. A linha reta que atravessa a origem mostra a relação linear de um controlador PI padrão. À medida em que o erro e a variação do erro aumentam, a variação na saída de um controlador tradicional PI aumenta linearmente. Deve-se notar que o ganho do controlador *fuzzy* é similar ao ganho do controlador PI quando o erro e a variação do erro são pequenos. O ganho do controlador *fuzzy* aumenta gradativamente à medida em que o erro e a variação do erro aumentam.

Para ajudar a antecipar uma variação brusca no processo com o bloco FLC, uma ação derivativa é fornecida no caminho de realimentação (*feedback*) da malha, conforme mostrado na Figura 23.

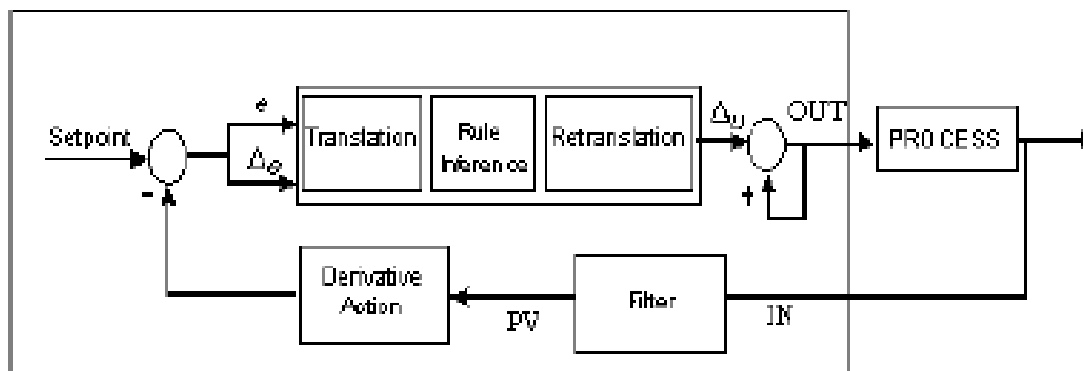


Figura 23. FLC com ação derivativa. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.

A Figura 24 ilustra um exemplo de como o controlador reage ao *overshoot* e à oscilação. Nos pontos B, D e F, onde ocorre *overshoot*, o controlador aplica ações mais fortes de controle para trazer a variável de processo de volta ao *setpoint*. Nos pontos A, C e E, onde grandes variações no erro ocorrem e são dominantes, o controlador aplica ações corretivas mais fortes para reduzir a oscilação.

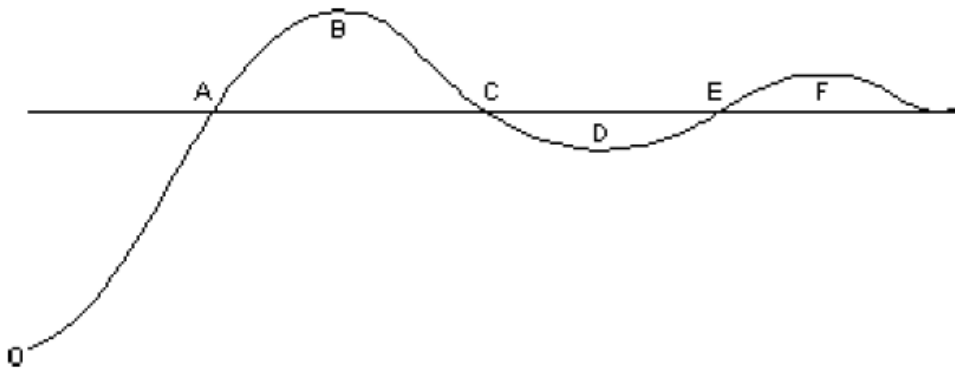


Figura 24. Exemplo de oscilação da variável de processo. Fonte: documentação técnica DeltaV Fuzzy®.

Este tipo de não-linearidade permite que o controlador *fuzzy* tenha melhor desempenho de controle do que o controle tradicional PID.

Uma sintonia pode ser utilizada para estabelecer os fatores de escalonamento ( $S_e$ ,  $S\Delta_e$  e  $S\Delta_u$ ). Para erros de controle pequenos e mudanças de *setpoint* menores do que um valor nominal ( $\Delta Y_{sp}$ ), os fatores de escalonamento do controlador fuzzy relacionam-se ao ganho proporcional ( $K_p$ ) e ao tempo integral ( $T_i$ ) que seriam utilizados em um bloco PI sendo executado com um tempo de varredura ( $\Delta t$ ) de 1 segundo para controlar o mesmo processo. Estas relações estão expressas nas equações (22), (23) e (24).

$$S\Delta_e = \beta \Delta Y_{sp} \quad (22)$$

$$S\Delta_u = 2S\Delta_e K_p \quad (23)$$

$$S_e = S_{e0} = T_i S\Delta_e \quad (24)$$

Onde:

$S\Delta_e$  = Escalonamento da variação do erro

$S_e$  = Escalonamento do erro

$S\Delta_u$  = Escalonamento da saída do controlador

$S_{e0}$  = Escalonamento do erro para um tempo de varredura de 1 segundo

Beta é uma função do tempo morto do processo (TM) e da constante de tempo (CT), e varia entre 0,2 e 0,5. A fórmula aproximada para calcular beta está apresentada na equação (25).

$$\beta = 0,2 + \frac{TM}{CT} \quad (25)$$

O bloco FLC leva em consideração o tempo de varredura e recalcula o fator de escalonamento do erro ( $S_e$ ), que depende da taxa de varredura apropriada para varredura do bloco ( $\Delta t$ ). A equação (26) mostra este cálculo.

$$S_e = \frac{S_{e0}}{\Delta t} = \frac{T_i S \Delta_e}{\Delta t} \quad (26)$$

O valor nominal de mudança de *setpoint* para  $\Delta Y_{sp}$  é 1%. Quando a mudança no *setpoint* é maior do que a mudança nominal de *setpoint* ( $\Delta Y_{sp}$ ), os fatores de escalonamento são internamente aumentados pelo bloco FLC. Este escalonamento interno é mudado de acordo com a razão entre a mudança de *setpoint* real e a nominal. Estes fatores de escalonamento maiores são usados enquanto o erro de controle (PV-SP) permanece grande devido a uma mudança de *setpoint*. Quando o erro de controle retorna a um valor pequeno e permanece pequeno por um período de tempo, os fatores de escalonamento utilizados pelo algoritmo *fuzzy* são novamente os valores de escalonamento originais do bloco.

O bloco FLC foi desenvolvido para ser ajustado pela ferramenta de sintonia **Tune** do DeltaV Insight®. Caso seja escolhido configurar os fatores de escalonamento manualmente, é importante notar que o Tune não irá definir um tempo derivativo para o bloco FLC, e o usuário não tem acesso manual ao termo derivativo. Em tal situação o bloco FLC torna-se, efetivamente, o controlador PI. Isto pode afetar o desempenho do bloco significativamente.

Desta forma, no presente trabalho a sintonia do bloco FLC foi realizada utilizando a ferramenta Tune do DeltaV InSight®.

### 4.2.2. Sintonizador

Foi utilizado o aplicativo DeltaV InSight® para sintonizar o controlador *fuzzy*. Este programa é integrado ao sistema de controle da usina.

Este aplicativo permite calcular modelos de processo baseado em mudanças de processo executadas pela operação ou por procedimentos automatizados, tais como sequências de controle por batelada. Sempre que há uma mudança no *setpoint* (ou na saída quando o controlador está em modo manual), o sintonizador pode coletar os dados de entrada e saída e realizar cálculos para identificar a dinâmica do processo.

#### 4.2.2.1. Sintonia com o InSight®

Uma vez que é configurada uma malha de controle para governar um processo, esta precisa ser sintonizada. A sintonia de uma malha de controle consiste na realização dos ajustes necessários para fornecer uma operação estável e com boa resposta do processo. Se uma malha é sintonizada para respostas que são muito lentas, o processo se torna estável, porém não responsivo. Do contrário, se a malha é sintonizada para respostas que são muito rápidas, a mesma pode se tornar bastante responsiva, mas pode resultar em *overshoot* e oscilar ao redor do *setpoint*. O objetivo da sintonia é atingir um controle razoavelmente responsivo e estável.

O DeltaV InSight® possui três abordagens para a sintonia de malhas de controle:

- **Sintonia sob demanda** – Utiliza um teste sob demanda do processo para fornecer automaticamente recomendações de sintonia. Esta funcionalidade está disponível para controladores do tipo *fuzzy* e PID. As recomendações de sintonia ficam disponíveis sob demanda por meio da inicialização do teste automático do processo.

Quanto o teste é requisitado usando a sintonia sob demanda, o modo atual do controlador é alterado para Sobreposição Local (LO). Uma vez em modo LO, a operação do algoritmo de controle primário da malha é suspensa e um relé residente realiza a identificação para ajuste da saída do bloco (OUT).

A sintonia sob demanda é baseada no algoritmo patenteado de Aström-Hägglund para calcular os parâmetros de sintonia de uma malha fechada (ASTRÖM e HÄGGLUND, 1983; SOUSA JR., 2003). A Emerson aprimorou este algoritmo com a incorporação de uma técnica patenteada de identificação do tempo morto do processo. Durante a sintonia, a saída do controlador é determinada por uma função conhecida que atua como um relé com histerese. Este relé fornece um controle de dois estados e provoca uma oscilação no processo com uma amplitude pequena e controlada.

A partir da amplitude e frequência desta oscilação, o InSight® calcula o ganho crítico e tempo crítico do processo. Os parâmetros do controlador são, então, computados com base nas regras de Ziegler-Nichols (1942).

- **Sintonia adaptativa (malha aberta)** – Utiliza mudanças normais de *setpoint* feitas pelo operador ou mudanças na saída para identificar modelos de processo e fornecer recomendações de sintonia. Quando a identificação automática do modelo é demandada pela sintonia adaptativa, não há impacto no modo de operação do bloco. Este permanece em condições normais de operação, enquanto o DeltaV InSight® avalia continuamente o desempenho da planta e a sintonia da malha de controle. Neste caso, os modelos de processo são baseados na operação normal do dia-a-dia.
- **Sintonia adaptativa (malha fechada)** – Inclui todas as funcionalidades da sintonia adaptativa em malha aberta, incluindo a habilidade de criar modelos em até cinco regiões e mudar automaticamente a sintonia da malha de controle. A qualidade do modelo é validada com base na adaptação mais recente a algumas das últimas adaptações.

A usina onde foram desenvolvidas as atividades descritas neste documento não possui licença da Emerson para a sintonia adaptativa, portanto este trabalho utilizou a abordagem da sintonia sob demanda.

#### 4.2.2.2. Algoritmo de sintonia sob demanda

A sintonia sob demanda é utilizada para estabelecer sintonia em malha fechada baseada em parâmetros do processo identificados utilizando os resultados do teste com o relé de oscilação. A Figura 25 mostra como o modificador da sintonia sob demanda é utilizado em controladores do tipo PID ou *fuzzy*.

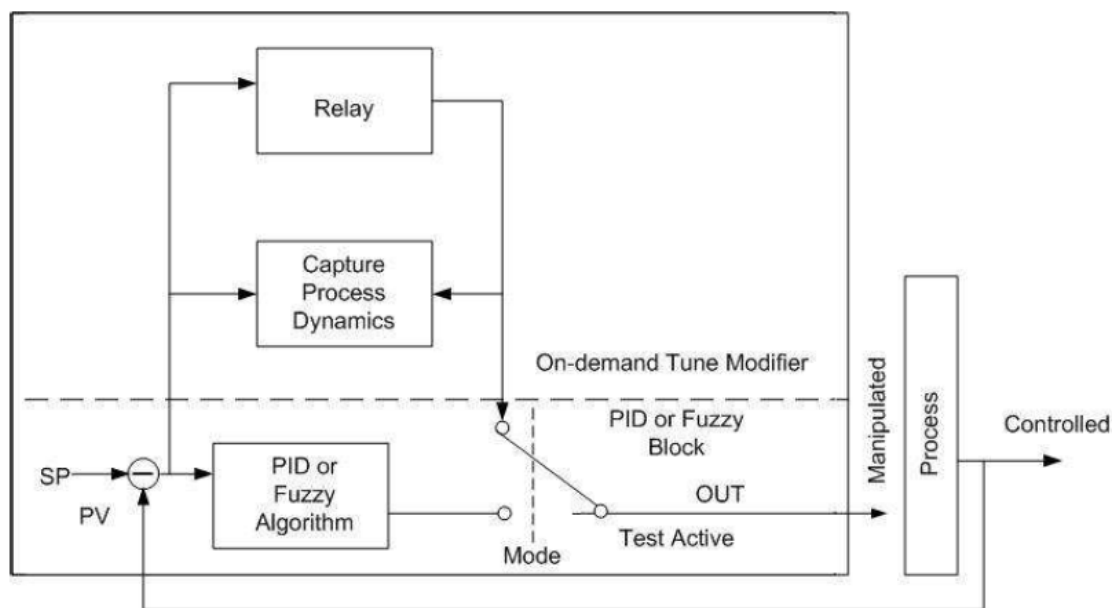


Figura 25. Determinação da dinâmica do processo utilizando sintonia sob demanda. Fonte: documentação técnica DeltaV InSight®.

O modificador da sintonia sob demanda identifica a dinâmica do processo utilizando o princípio do relé de oscilação. Durante o procedimento de identificação, o modo do controlador muda para LO e a saída é determinada por uma função de dois estados (ou relé). Durante esta fase da sintonia, o controle exibe leves oscilações. A amplitude destas oscilações define o ganho crítico, e o período de oscilação define o tempo crítico.

O ganho crítico ( $K_u$ ) é definido pela equação (27):

$$K_u = \frac{4d}{\pi a} \quad (27)$$

Onde:

- $d$  = Amplitude do relé
- $a$  = Amplitude da oscilação da variável de processo (PV)

Uma vez definidos o ganho crítico e o tempo crítico, os parâmetros do controlador (fatores de escalonamento do erro, variação do erro e variação da saída) são determinados utilizando as regras baseadas em Ziegler-Nichols. O tempo morto do processo é determinado com base na fase inicial do teste de oscilação.

#### 4.2.2.3. Período de sintonia

A Figura 26 ilustra um gráfico típico de saída do relé e da variável de processo (PV) durante a sintonia. Observa-se que o relé é acionado sempre que o valor da PV passa através do *setpoint*.

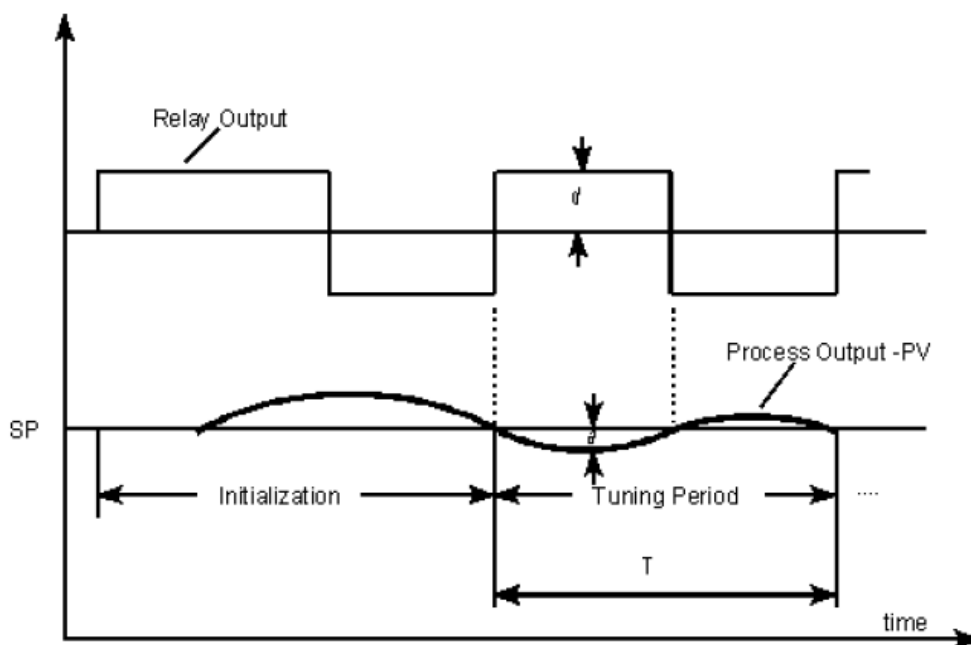


Figura 26. Saída do relé e saída do processo durante a sintonia. Fonte: documentação técnica DeltaV InSight®.

A amplitude do relé ( $d$ ) é tipicamente de 3 a 10% da faixa de saída do controlador. Para blocos de controle do DeltaV®, isto corresponde à mudança percentual no conector OUT. A amplitude de oscilação da variável de processo ( $a$ ) é maior durante a inicialização (isto é, durante o primeiro período de oscilação). Tipicamente, a variação da PV é de 1 a 3% da faixa da PV.

As oscilações são mantidas por, no mínimo, um período após a inicialização. Se mais períodos forem empregados na sintonia, a amplitude média das oscilações é

utilizada para determinar o ganho crítico. Por padrão, o sintonizador empregado utiliza dois períodos de sintonia e define a amplitude de oscilação como a amplitude média.

Durante os períodos de oscilação após a inicialização (períodos de sintonia), a mudança do relé é desativada no início de cada meio-período, com o objetivo de aumentar a resistência da sintonia a ruídos. A duração desta desativação da mudança do relé depende do tempo morto da malha sintonizada, que é definido no período de inicialização.

#### **4.2.3. PI System®**

Para realizar o acompanhamento da variável de processo, variável manipulada e *setpoint* da malha de controle de combustão da caldeira, foi utilizado o sistema PI® (*Plant Information*) da OSIsoft. Trata-se de um PIMS (*Plant Information Management System*), utilizado para gestão de informação da planta, que coleta dados de processo residentes em fontes distintas e faz o armazenamento em um banco de dados único.

Os dados do PI® podem ser disponibilizados através de diversas ferramentas. O PI® tem a capacidade de coletar dados, em tempo real, de diferentes sistemas de automação: CLPs, SDCDs, SCADA, etc. Integra os sistemas corporativos e sistemas de automação e armazena os dados históricos por mais de 10 anos com elevado índice de compactação de dados. A partir de uma estação de trabalho, pode-se visualizar tanto os dados de tempo real como históricos da planta. Pode-se montar tabelas, gráficos de tendência, telas sinópticas e relatórios dinâmicos concentrando a informação e possibilitando uma visão unificada de todo o processo produtivo.

Na usina que é objeto deste estudo de caso, o PI® foi configurado em duas camadas, nos níveis industrial e corporativo, conforme mostra a Figura 27.



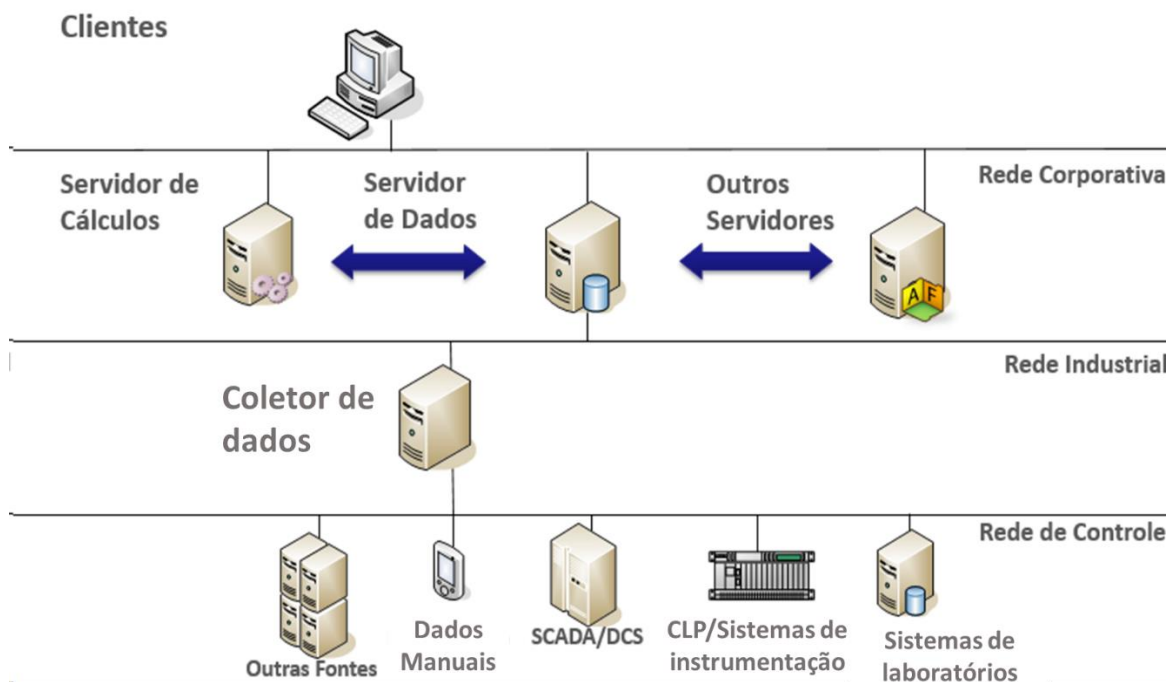


Figura 27. Arquitetura corporativa do PI System®. Fonte: acervo pessoal.

Os dados são coletados em tempo real diretamente das fontes de dados dos processos produtivos, que estão divididos em três sistemas: DeltaV® da Emerson, ABB e Siemens PCS7®. Esses dados já eram integrados ao sistema DeltaV®, o que possibilitou a coleta de todos os dados diretamente neste sistema através de um coletor *Remote OPC*<sup>6</sup>. Já a nível corporativo, os dados coletados na unidade industrial são consolidados e disponibilizados aos usuários conectados na rede corporativa.

A arquitetura local de coleta de dados está ilustrada na Figura 28.

<sup>6</sup> OPC – OLE (Object Linking and Embedding) for Process Control, trata-se de um conjunto de protocolos cuja finalidade é realizar a interface entre dispositivos industriais e programas do Windows®.

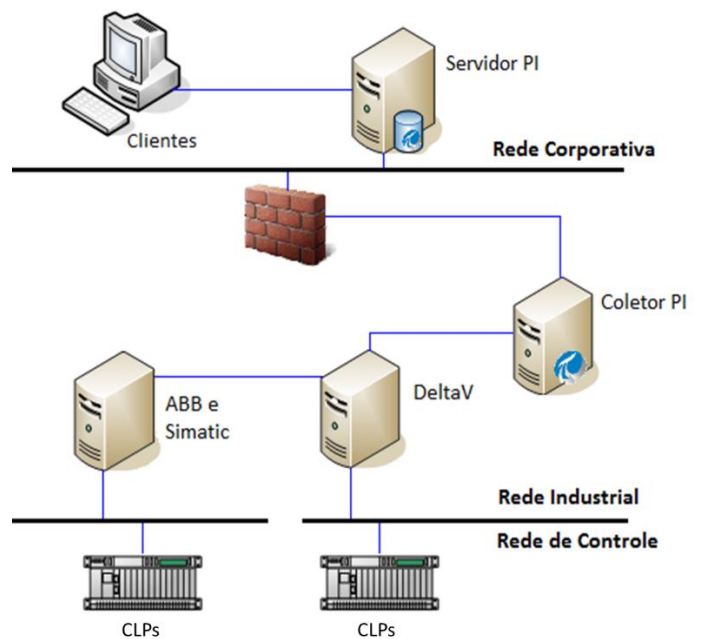


Figura 28. Arquitetura local do PI System®. Fonte: acervo pessoal.

Cada informação coletada pelo sistema PI® é uma TAG. Neste trabalho, foi realizada a configuração das TAGs da malha de controle de combustão da caldeira ZS-2T-200: PV (variável de processo), MV (variável manipulada), SP (*setpoint*) e Modo de Controle.

### 4.3. Sintonia e testes de desempenho

Esta seção descreve o procedimento executado para testar a malha de controle de oxigênio na caldeira ZS-2T-200.

#### 4.3.1. Calibração do sensor de O<sub>2</sub>

Verificou-se o estado de limpeza e calibração da sonda Endura AZ20, conforme procedimento de calibração descrito no item 4.1.2. Na sequência, a integridade do sinal do transmissor remoto foi verificada, garantindo que a leitura de O<sub>2</sub> estava sendo enviada para o sistema de controle da usina.

#### 4.3.2. Configuração do controlador

O controlador *fuzzy* foi configurado para receber o sinal da sonda de oxigênio. Além disso, conforme recomendação do fabricante da caldeira a saída deste controlador deve operar dentro de limites que também precisam ser configurados. Toda a configuração foi feita no ambiente de desenvolvimento do sistema de controle da usina.

#### 4.3.3. Mudança da estratégia de controle da combustão

A saída do controlador foi combinada a um bloco de multiplicação para corrigir o sinal de saída da curva ar/bagaço, que é enviado para ajustar a rotação dos ventiladores HT/LT. Após esta etapa foi feita a implantação deste novo arranjo do ambiente de desenvolvimento para o sistema de controle, o que tornou a malha pronta para operar em modo automático.

#### 4.3.4. Sintonia sob demanda

O próximo passo foi utilizar o sintonizador, com o objetivo de otimizar o controlador e encontrar os fatores de escalonamento mais adequados para a dinâmica do processo. Esta etapa foi realizada com o conhecimento e permissão do operador da caldeira, pois durante a sintonia o controle de oxigênio deixa de operar em modo automático e passa para o modo de sobreposição local (LO), conforme procedimento de sintonia descrito no item 4.2.2. Após o término desta etapa e da obtenção dos parâmetros ótimos do controlador *fuzzy*, o sintonizador executou uma simulação da resposta do controle servo a partir da identificação do modelo dinâmico do processo. Esta simulação forneceu os indicadores de *overshoot* e integral do erro absoluto (no inglês, IAE) com os parâmetros otimizados do bloco FLC.

Uma vez que o processo de sintonia provoca distúrbios no processo, foi necessário que a caldeira estivesse em um regime relativamente estável, que permitisse a atuação do controle sem saturação. Foi necessário que os exaustores e ventiladores da caldeira estivessem operando com margem de atuação. Se estes requisitos não fossem cumpridos poderia ser impossível sintonizar a malha de controle de oxigênio.

#### 4.3.5. Monitoramento remoto

Finalmente, após a sintonia do controlador *fuzzy*, foi realizado o monitoramento remoto da malha de controle de oxigênio nas duas situações:

- (a) Controle regulatório – avaliar o desempenho da estratégia de controle proposta para manter o *setpoint* mediante distúrbios do processo;
- (b) Controle servo – avaliar o desempenho em mudanças de *setpoint*.

Conforme descrito no item 4.2.3, o monitoramento do desempenho do controlador foi realizado por meio do PI System®.

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Esta seção mostra os resultados obtidos com a implantação do controle de oxigênio dos gases efluentes da caldeira ZS-2T-200, por meio de lógica *fuzzy*.

### 5.1. Desenvolvimento da estratégia de controle

A Figura 29 exibe a curva ar/bagaço da caldeira ZS-2T-200 sem correção pelo teor de oxigênio nos gases efluentes.

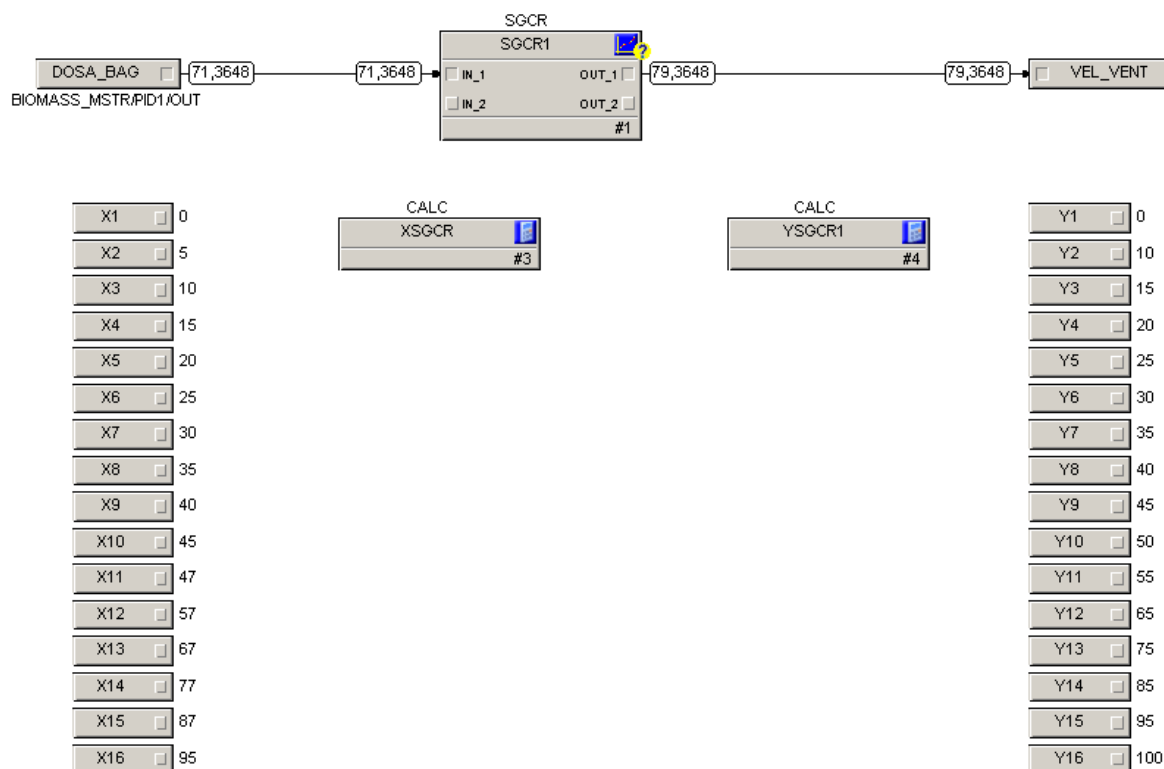


Figura 29. Curva ar/bagaço sem correção pela malha de controle de oxigênio. Fonte: DeltaV® Control Studio.

O bloco de entrada DOSA\_BAG corresponde à relação mestre de rotação dos sete dosadores de bagaço, enquanto o bloco SGCR1 interpola os 16 pontos da curva ar/bagaço (Figura 14). Esta curva fornece a relação mestre de rotação dos ventiladores LT/HT para o bloco de saída VEL\_VENT.

A Figura 30 mostra a configuração do controlador *fuzzy* para operação com controle de oxigênio (AIC-63). O bloco AI1 refere-se ao I/O da sonda de O<sub>2</sub>, ligado ao conector IN do bloco FLC. O conector OUT fornece o sinal de saída (MV) do controle de oxigênio.

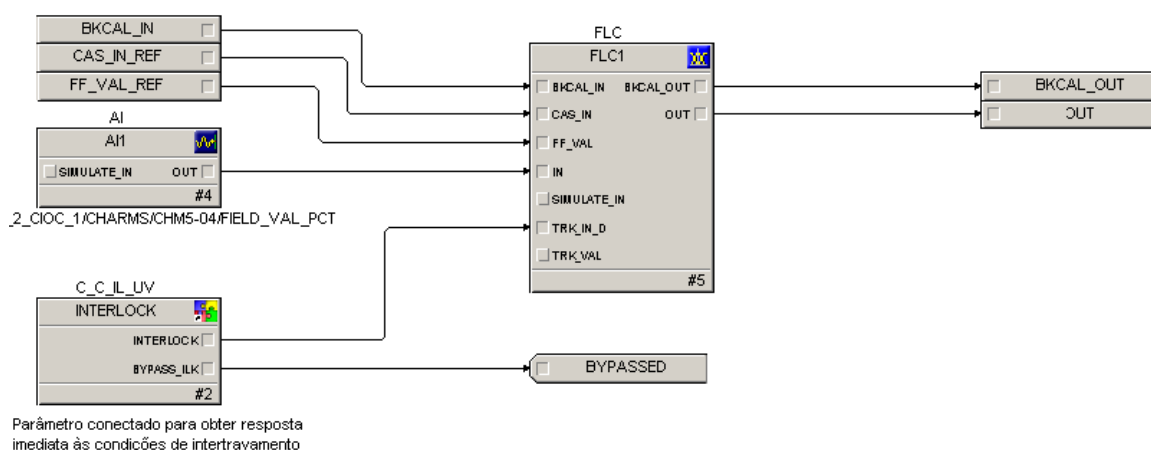


Figura 30. Configuração do controlador fuzzy para controle de oxigênio nos gases efluentes da caldeira ZS-2T-200. Fonte: DeltaV® Control Studio.

Para evitar grandes distúrbios na combustão em casos de entrada de ar falso, erros de medição de oxigênio, deficiência de ventiladores e/ou exaustores, o fabricante da caldeira recomendou que a saída do bloco de controle de oxigênio fosse limitada da seguinte forma:

- Caldeira operando **acima de 50% do MCR** – saída limitada entre **0,8 e 1,1**;
- Caldeira operando **abaixo de 50% do MCR** – saída limitada entre **1,0 e 1,1**.

A saída do controlador de oxigênio AIC-63 com o bloco FLC foi combinada à curva ar/bagaço conforme Figura 31.

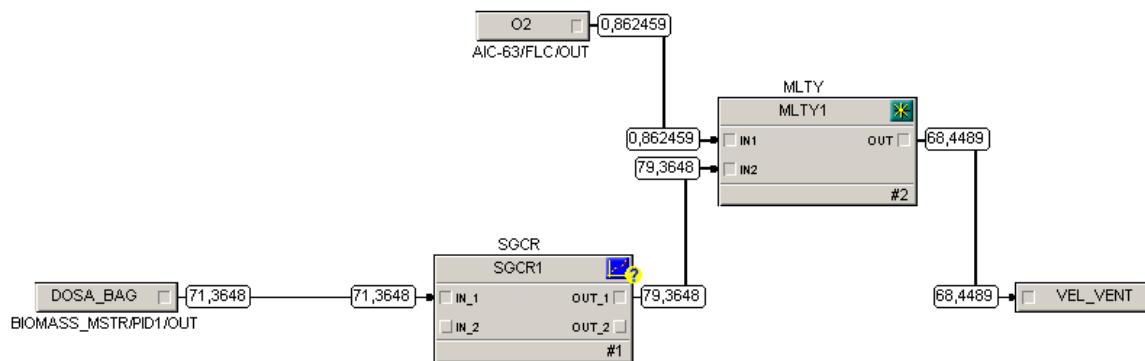


Figura 31. Curva ar/bagaço com correção pela malha de controle de oxigênio AIC-63 (lógica fuzzy). Fonte: DeltaV® Control Studio.

A atuação sobre a curva ar/bagaço se deu por meio do bloco MLTY1, que multiplica a variável manipulada pela saída do bloco de interpolação SGCR1 (este bloco representa a curva em si). A saída do bloco multiplicador passou a ser o sinal mestre corrigido para atuar sobre a rotação dos ventiladores LT/HT.

## 5.2. Sintonia do controlador

Após a construção do controle de oxigênio com o bloco FLC e a *implantação* no SDCD, a malha de controle de combustão foi alterada para **automático**. Após início da operação com esta nova estratégia, o sintonizador foi utilizado para obter os fatores de escalonamento do controlador.

Foram necessárias quatro tentativas em dias diferentes para que a sintonia pudesse ser concluída com sucesso. Isto porque, conforme mencionado no item 4.3.4, esta etapa requer que a caldeira esteja operando em regime estável e com margem de atuação dos ventiladores e exaustores.

Nos três dias em que a sintonia não foi atingida, a caldeira apresentou deficiência no sistema de retirada induzida de gases da caldeira, o que resultou em pouca margem para o controle aumentar o excesso de ar. No quarto dia a caldeira operou em condições normais e a sintonia pôde ser concluída.

A duração total da sintonia do controlador AIC-63 foi de **5 minutos**. Esta etapa resultou na recomendação de fatores de escalonamento das funções de pertinência para as variáveis linguísticas erro, variação do erro e variação na saída:

- $S_e$  (erro) = **28,74%**
- $S\Delta_e$  (variação do erro) = **0,4%**
- $S\Delta_u$  (variação na saída) = **0,68**

Conforme descrito no item 4.2.2.2, o algoritmo de sintonia identifica a dinâmica do processo. Este modelo dinâmico é utilizado para simular uma mudança de *setpoint*, a partir dos fatores de escalonamento recomendados. O resultado desta simulação está apresentado na Figura 32.

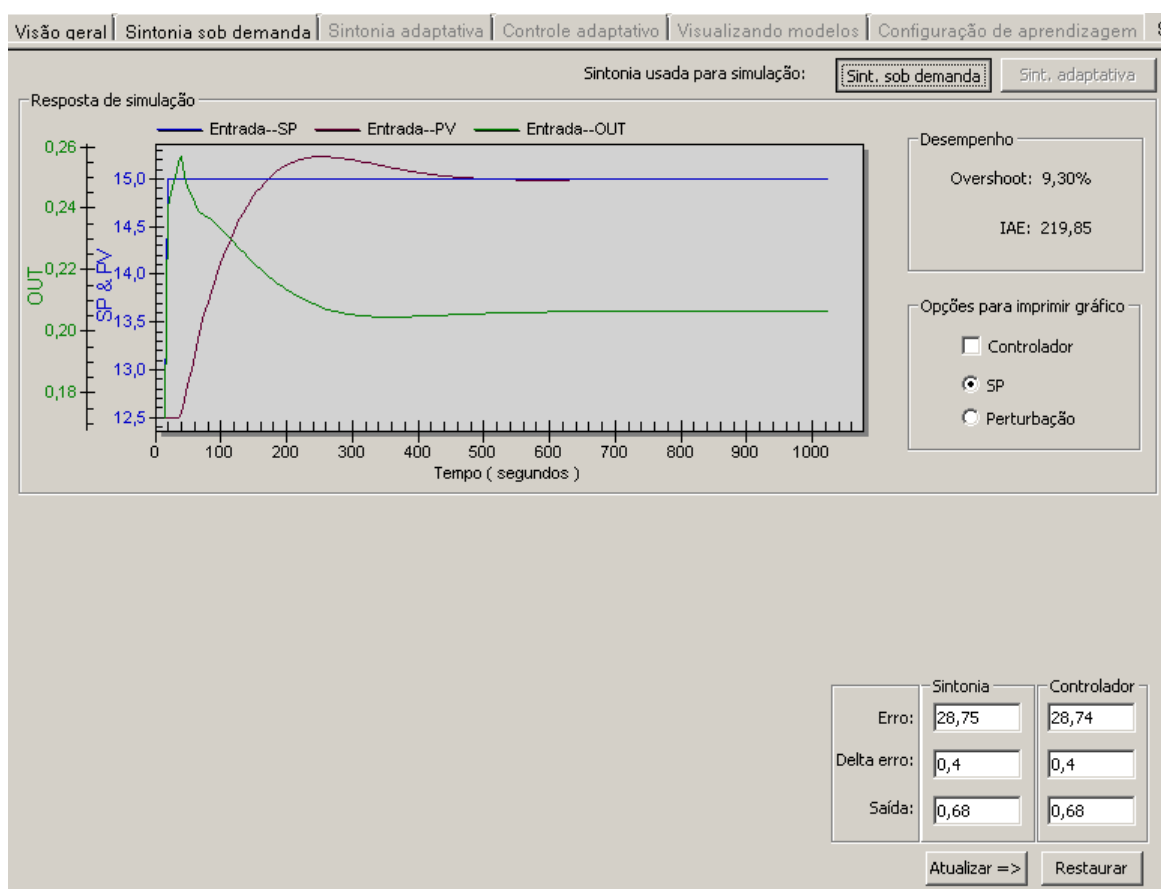


Figura 32. Simulação de mudança de setpoint no controlador AIC-63 com os fatores de escalonamento recomendados pelo Tune. Fonte: tela do DeltaV InSight®.

Na Figura 32, as linhas azul, marrom e verde correspondem, respectivamente, ao *setpoint*, PV e saída. Os seguintes indicadores de desempenho foram obtidos a partir da simulação:

- **Overshoot = 9,30%**
- **IAE = 219,85**



### 5.3. Controle regulatório

Os parâmetros do controlador recomendados pela sintonia foram atualizados no sistema de controle, e o controlador AIC-63 retornou para o modo de operação em automático.

Uma empresa especializada realizou a regulagem da combustão da caldeira ZS-2T-200, com medição de concentração de gases ( $O_2$ , CO e  $CO_2$ ) em vários pontos do circuito com analisadores portáteis, além de uma avaliação dos ventiladores e exaustores. Após esta regulagem, algumas correções foram implementadas na curva ar/bagaço conforme já mencionado anteriormente e apresentado na Figura 14. Recomendou-se um *setpoint* de 2,5% para a concentração de  $O_2$  nos gases efluentes da caldeira, devido a um *offset* de 2 pontos percentuais em virtude da posição da sonda. Isto corresponde a um teor de 4,5% no centro do duto de gases.

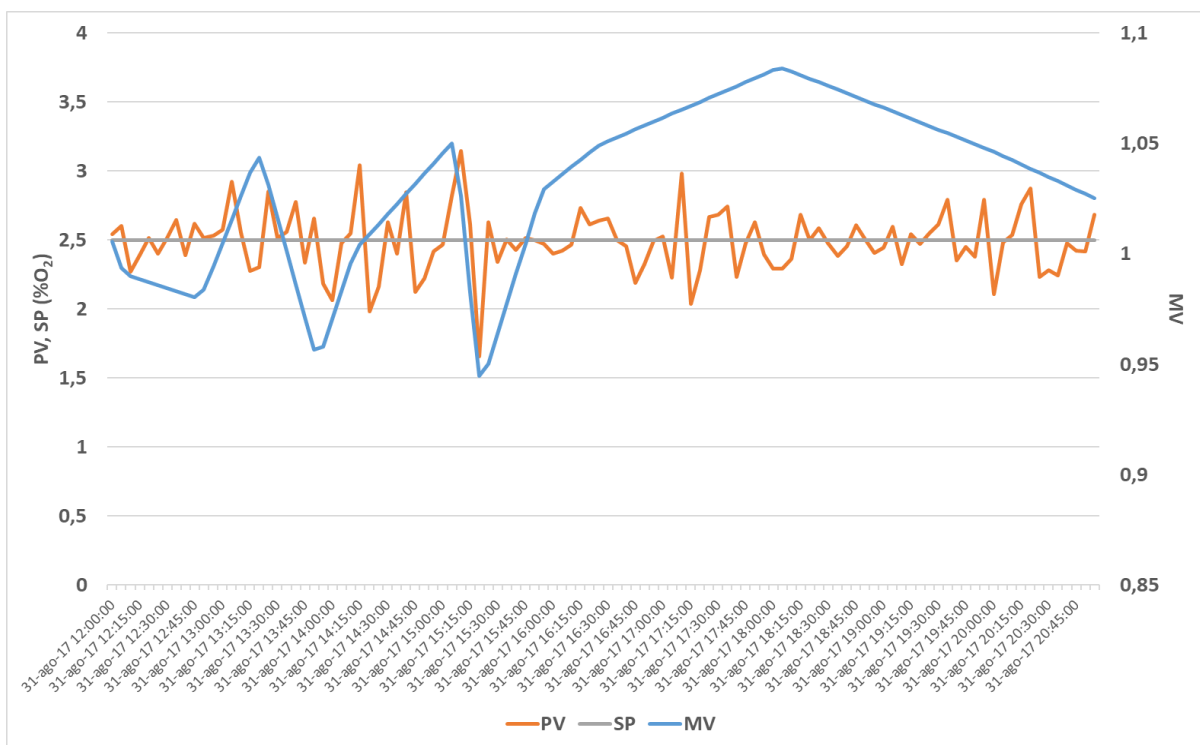


Figura 33. Dados históricos de 8 horas de operação com o controle de oxigênio nos gases efluentes (AIC-63) em automático com o controlador fuzzy. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

A Figura 33 mostra os dados históricos de *setpoint* (SP) e variáveis de processo (PV) e manipulada (MV) durante oito horas de operação da caldeira com a malha de controle AIC-63 em automático. Durante este período, o *setpoint* foi fixado em 2,5% e

avaliou-se a variabilidade da PV (controle regulatório). Uma vez que a caldeira não possui resposta imediata, foram utilizados dados médios de cada variável a cada cinco minutos para eliminar ruídos.

O valor médio da PV neste período foi de **2,49%**, com desvio padrão de **0,22**. De acordo com a equação (5), este desvio representa uma variação de  $\pm 1,2\%$  no coeficiente de excesso de ar. Também se observa, na Figura 33, que a MV atuou durante todo o período sem saturação, ainda que limitada entre 0,8 e 1,1.

A título de comparação, a Figura 34 mostra um período de 10 horas de operação, antes da implantação do bloco FLC, no qual o controlador AIC-63 operou com um bloco PID também sintonizado com a mesma ferramenta. Foi analisado cerca de 1 ano de histórico de operação da caldeira para buscar o melhor resultado nesta condição. O *setpoint* utilizado anteriormente era de 4,0%.

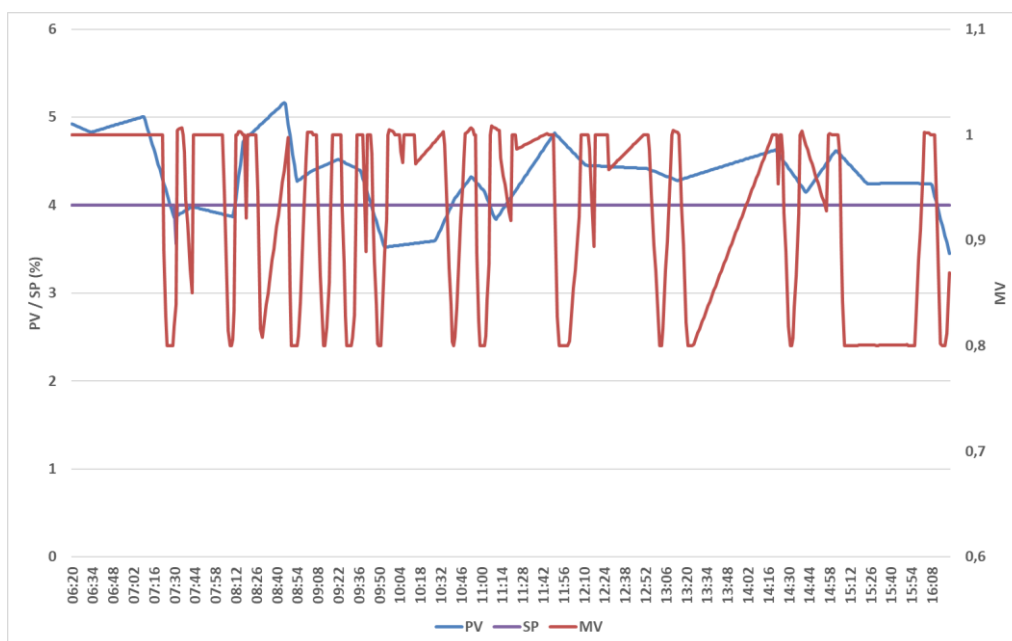


Figura 34. Dados históricos de 10 horas de operação com o controle de oxigênio nos gases efluentes (AIC-63) em automático com o controlador PID. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

O valor médio da PV neste período foi de **4,34%**, com desvio padrão de **0,37**. De acordo com a equação (5), este desvio representa uma variação de  $\pm 2,3\%$  no coeficiente de excesso de ar. Além da variabilidade maior, o valor médio também ficou 8,5% acima do *setpoint*, resultando em um coeficiente de excesso de ar cerca de **2,0%** maior.

A Figura 34 também mostra que a MV saturou em 0,8 em vários momentos, o que está associado ao valor médio maior do que o SP. Isto se deve ao fato do período de operação com o bloco PID ser anterior ao ajuste da curva ar-combustível. Antes do ajuste a alimentação de ar era maior. Ainda assim, este comparativo mostra que o controle de combustão com o bloco FLC apresentou variabilidade **40%** menor em comparação com o mesmo controle com bloco PID, em condição de marcha estável de operação da caldeira.

Outro período válido para comparação é o de 45 horas de operação, exibido na Figura 35. Neste período o controle de combustão operou em modo manual.

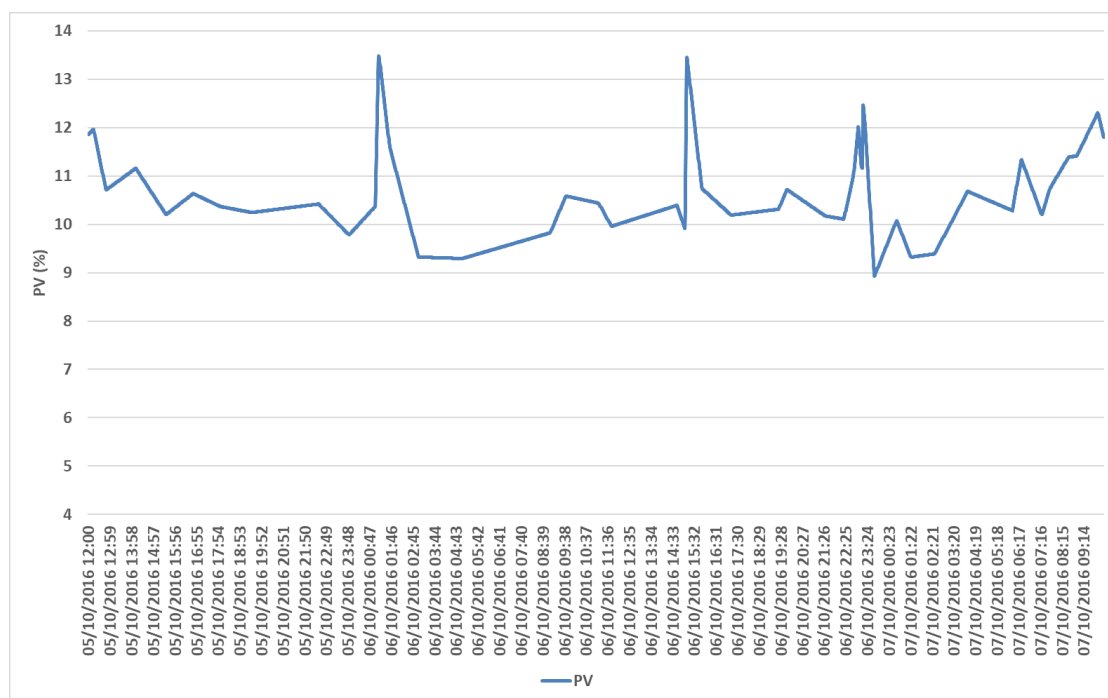


Figura 35. Dados históricos de 45 horas de operação com o controle de oxigênio nos gases efluentes (AIC-63) em manual. Dados de PV. Fonte: PI System®.

Os valores de PV apresentaram-se elevados (acima de 9% de O<sub>2</sub>), indicando necessidade de limpeza e calibração do sensor uma vez que a caldeira estava operando em marcha estável. Ainda assim, a Figura 35 fornece informações sobre a variabilidade do teor de O<sub>2</sub> durante a operação em modo manual. O desvio padrão da PV neste período foi de **0,70**. Este desvio é cerca de **1,9** vezes o desvio obtido no controle de

combustão em automático com o bloco PID, e **3,2** vezes o desvio com o controle a partir do bloco FLC, objeto deste trabalho.

#### 5.4. Controle servo e regulatório

Após as oito horas de operação em automático com *setpoint* fixo, foram realizados testes para avaliar o desempenho do controlador AIC-63 a mudanças de *setpoint* (controle servo), e o desempenho para manter os novos valores de *setpoint* (controle regulatório). Foi avaliado o *overshoot* e a velocidade de resposta, além da média e desvio padrão após permanecer no novo *setpoint*. Como os exaustores estavam próximos ao limite máximo de operação, as primeiras mudanças ocorreram no sentido de reduzir o excesso de ar na combustão, como mostrado na Figura 36.

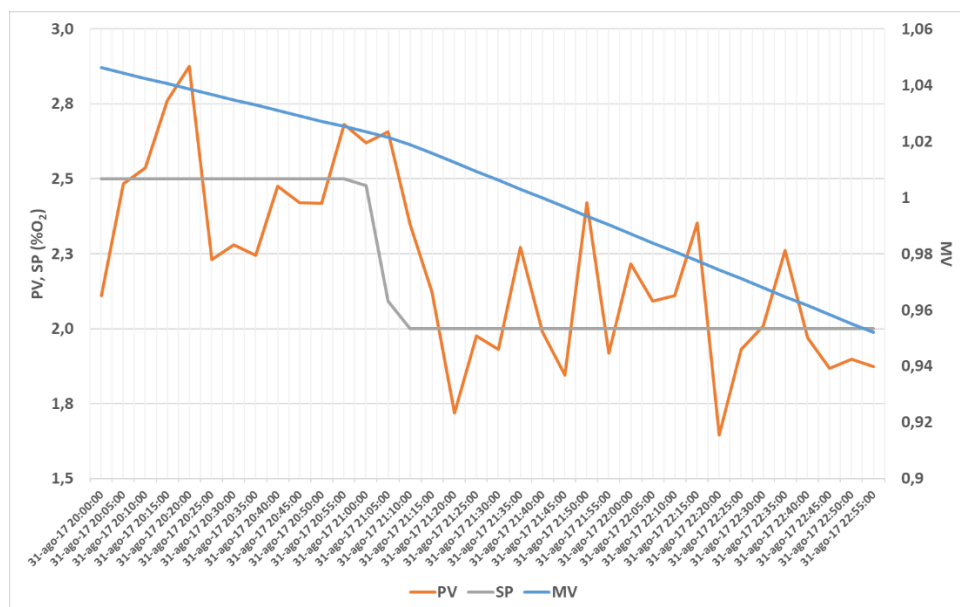


Figura 36. Mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 2,5% para 2,0% de O<sub>2</sub>. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

No teste exibido na Figura 36, o *setpoint* foi alterado de 2,5% de O<sub>2</sub> para 2,0%. A mudança de *setpoint* seguiu uma curva de aproximadamente 4 minutos, para não provocar grandes distúrbios na caldeira. O novo patamar de operação foi mantido por cerca de 1 hora e 40 minutos. Foram obtidos os seguintes indicadores:

- Velocidade de resposta = **10 minutos** (após os 4 minutos iniciais da curva de mudança de *setpoint*)

- *Overshoot* = **56%**
- Valor médio da PV durante o novo patamar = **2,04%**
- Desvio padrão da PV = **0,21**

Um segundo teste foi realizado com redução do excesso de ar na combustão, desta vez alterando-se o *setpoint* de O<sub>2</sub> de 2,0% para 1,5% conforme Figura 37.

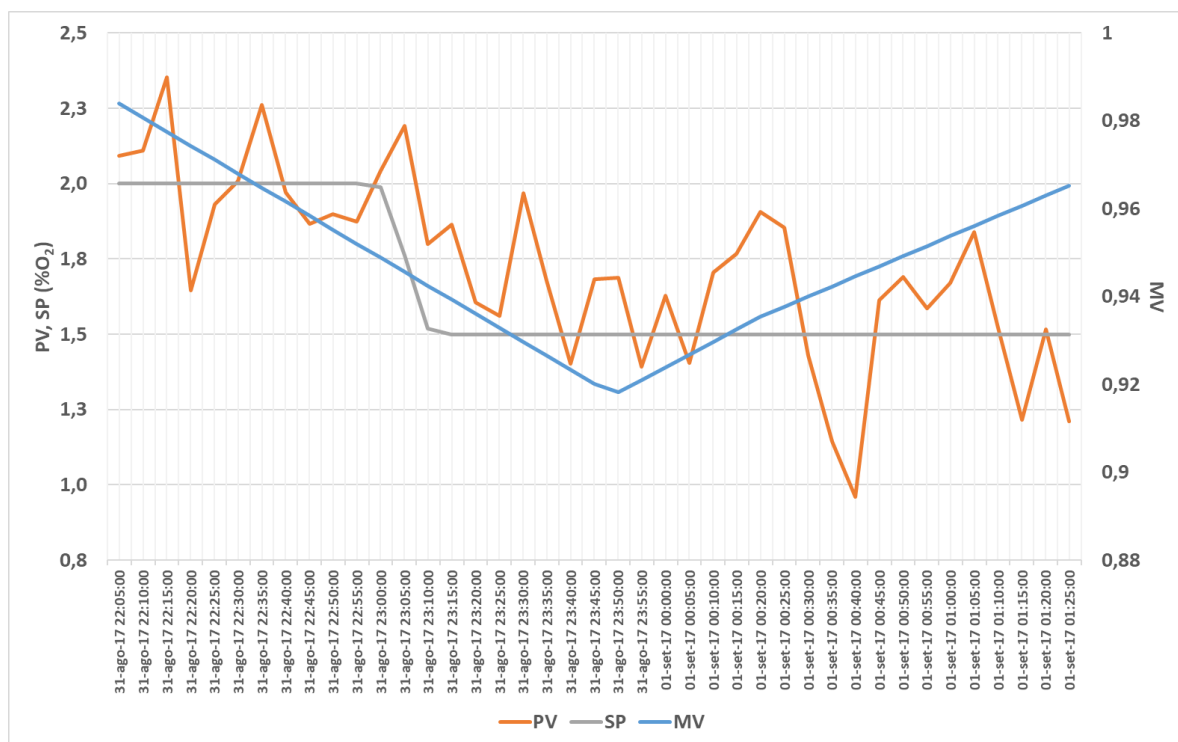


Figura 37. Mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 2,0% para 1,5% de O<sub>2</sub>. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

Neste caso, a curva de mudança de *setpoint* durou cerca de 6 minutos, e o novo patamar foi mantido aproximadamente 2 horas e 20 minutos. Os seguintes indicadores foram obtidos:

- Velocidade de resposta = **2,5 minutos** (após os 6 minutos iniciais da curva de mudança de *setpoint*)
- *Overshoot* = **20%**
- Valor médio da PV durante o novo patamar = **1,57%**
- Desvio padrão da PV = **0,24**

Após este período, o *setpoint* foi restaurado para 2,0% de O<sub>2</sub> para aumentar novamente o excesso de ar na combustão. O resultado está apresentado na Figura 38.

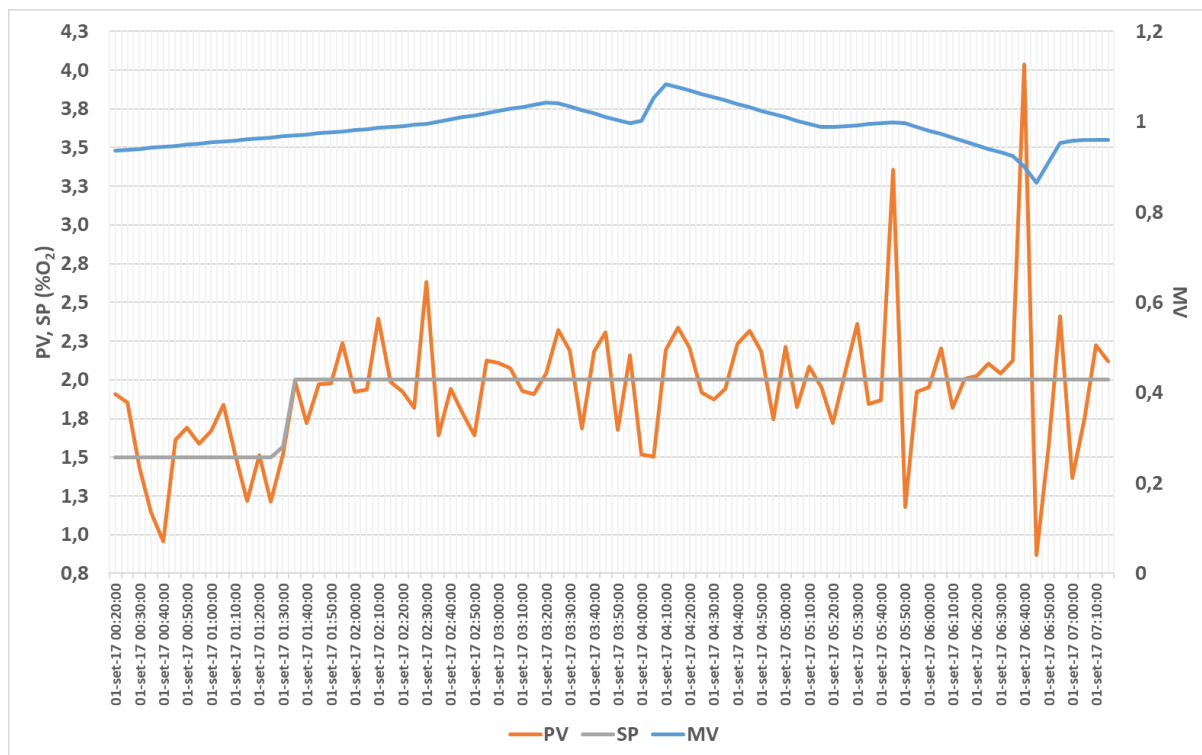


Figura 38. Mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 1,5% para 2,0% de O<sub>2</sub>. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

Neste terceiro teste, a curva de mudança de *setpoint* teve duração de 3 minutos. Após a mudança a operação permaneceu neste patamar por cerca de 5 horas e 50 minutos, e apresentou os seguintes indicadores:

- Velocidade de resposta = **1,5 minutos** (após os 3 minutos iniciais da curva de mudança de *setpoint*)
- *Overshoot* = **7,9%**
- Valor médio da PV durante o novo patamar = **2,02%**
- Desvio padrão da PV = **0,42**

O maior desvio padrão neste teste é devido principalmente a oscilações de pressão e carga da caldeira. A Figura 39 mostra o gráfico de pressão e vazão de vapor ao longo do tempo durante todo o período de testes.

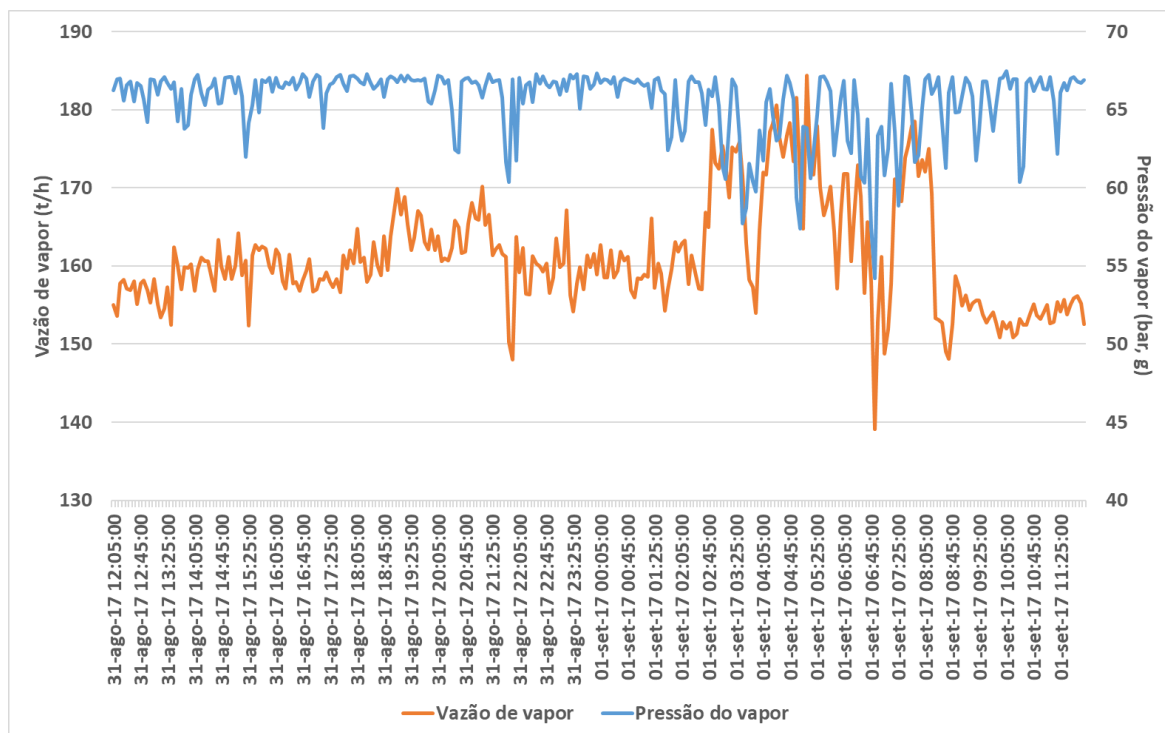


Figura 39. Histórico de vazão (t/h) e pressão (bar,g) do vapor da caldeira durante o período de testes. Dados de vazão no eixo à esquerda e pressão no eixo à direita. Fonte: PI System®.

É possível observar na Figura 39 que, a partir das 02:45 até cerca de 09:00, houve grande oscilação de vazão e pressão do vapor, provocados por distúrbios no processo de fabricação de açúcar. Este intervalo de maiores oscilações coincidiu com o terceiro período de testes mostrado na Figura 38. Em situações de grandes oscilações de carga da caldeira, a malha de controle de oxigênio enfrenta maior dificuldade no controle regulatório.

A Figura 40 mostra um novo teste de mudança de *setpoint*, com redução do patamar de O<sub>2</sub> para 1,5%. A curva de mudança durou 10 minutos e o *setpoint* foi mantido por cerca de mais 4 horas e 20 minutos, completando um total de 24 horas de testes entre controle servo e regulatório.

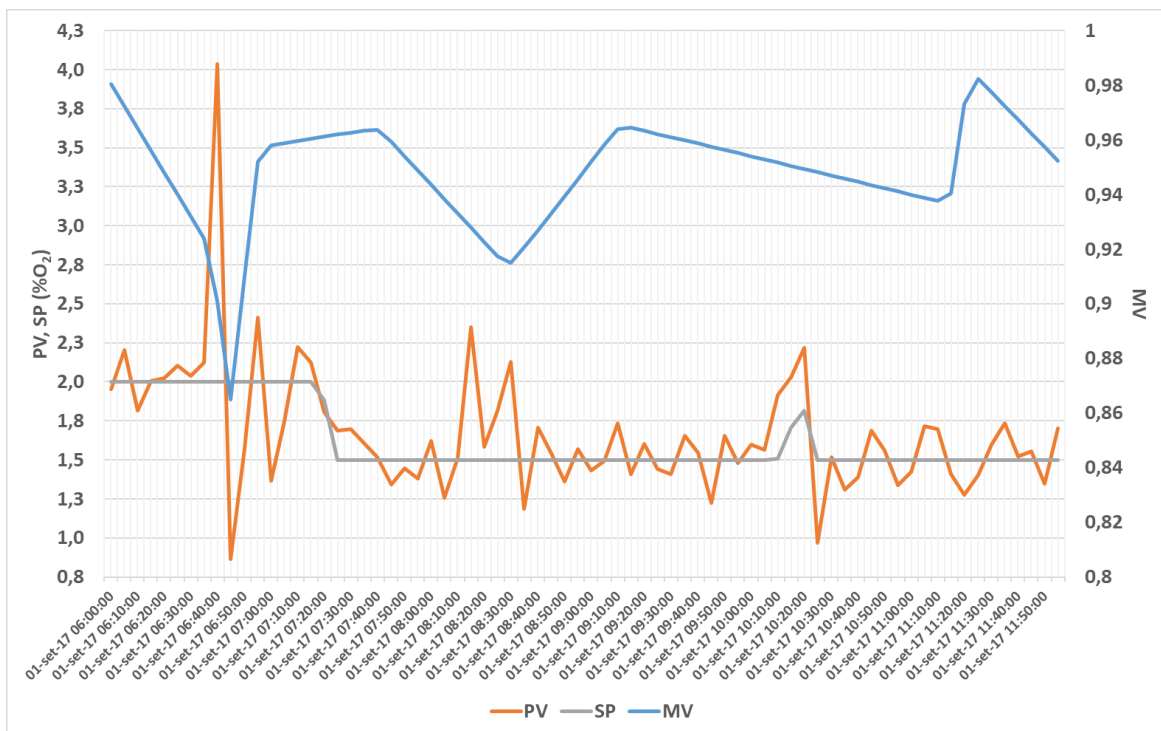


Figura 40. Segunda mudança de setpoint do controlador AIC-63 de 2,0% para 1,5% de O<sub>2</sub>. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

As primeiras duas horas após esta mudança de *setpoint* também coincidiram com o período de maiores oscilações de carga da caldeira (Figura 39). Os seguintes indicadores foram obtidos:

- Velocidade de resposta = **20 minutos** (após os 10 minutos iniciais da curva de mudança de *setpoint*)
- *Overshoot* = **32%**
- Valor médio da PV durante o novo patamar = **1,53%**
- Desvio padrão da PV = **0,22**

A Figura 41 mostra o intervalo total de 24 horas de testes entre controle servo e regulatório.



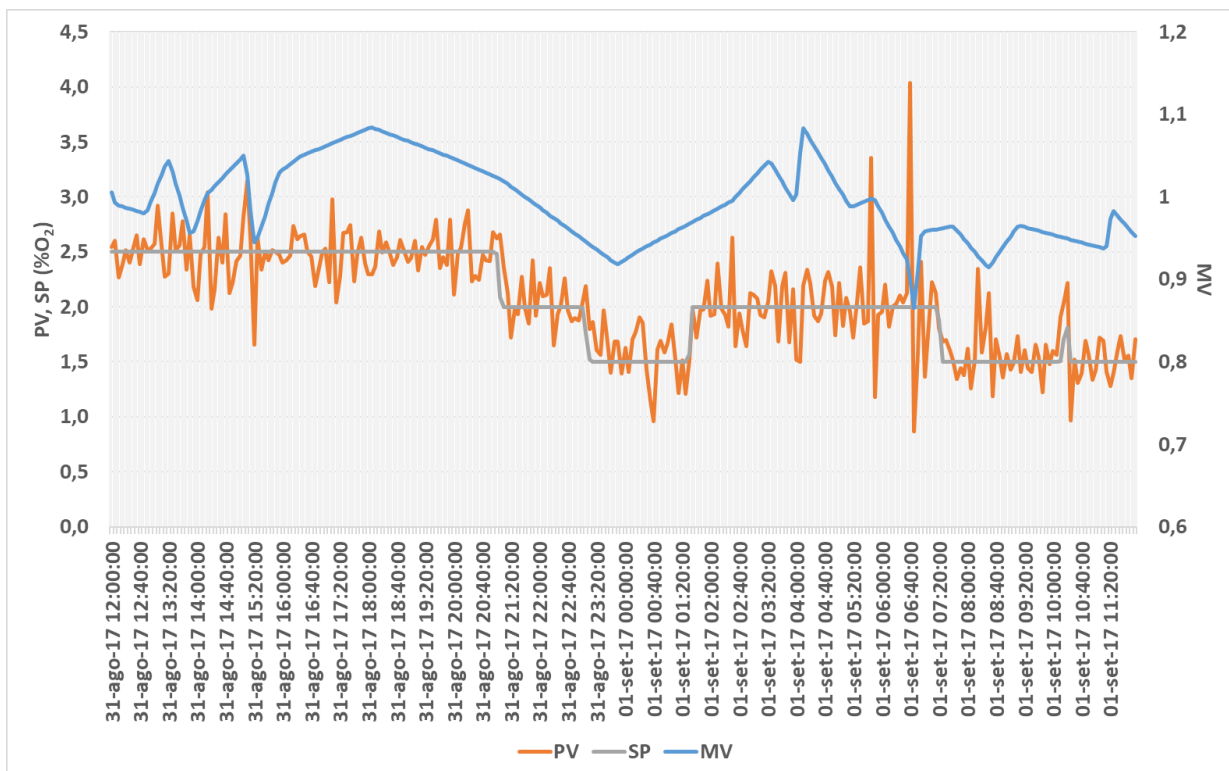


Figura 41. Histórico de 24 horas de testes do controlador AIC-63 em modo servo e regulatório. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

Durante todo o período, a MV apresentou atuação dentro dos limites pré-estabelecidos de 0,8 a 1,1, sem saturação. Com exceção do período de maior oscilação de carga da caldeira, no qual a variabilidade do teor de oxigênio foi maior (variação de  $\pm 2,3\%$  no coeficiente de excesso de ar), o coeficiente de excesso de ar no restante do período de testes teve variabilidade aproximada de  $\pm 1,2\%$ .

Finalmente, foi avaliado o desempenho do controle de combustão na partida da caldeira depois de uma parada de moagem. A Figura 42 mostra a vazão e a pressão do vapor da caldeira durante o processo, e a Figura 43 apresenta os dados de PV, MV e SP do controlador AIC-63.

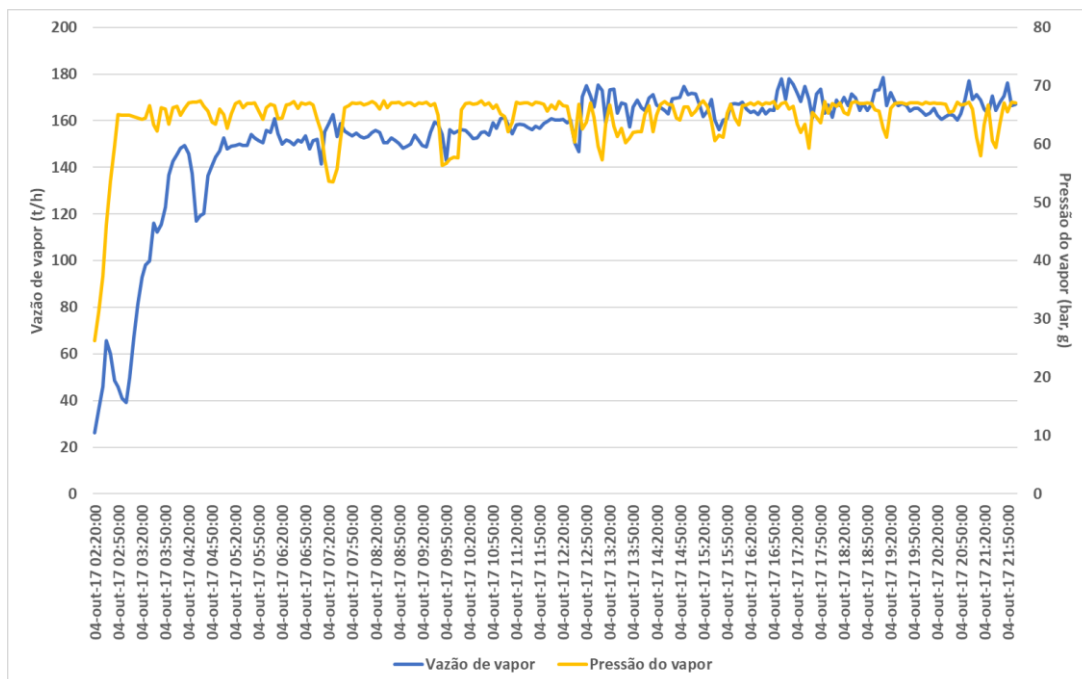


Figura 42. Histórico de vazão (t/h) e pressão (bar,g) do vapor da caldeira durante período de partida. Dados de vazão no eixo à esquerda e pressão no eixo à direita. Fonte: PI System®.

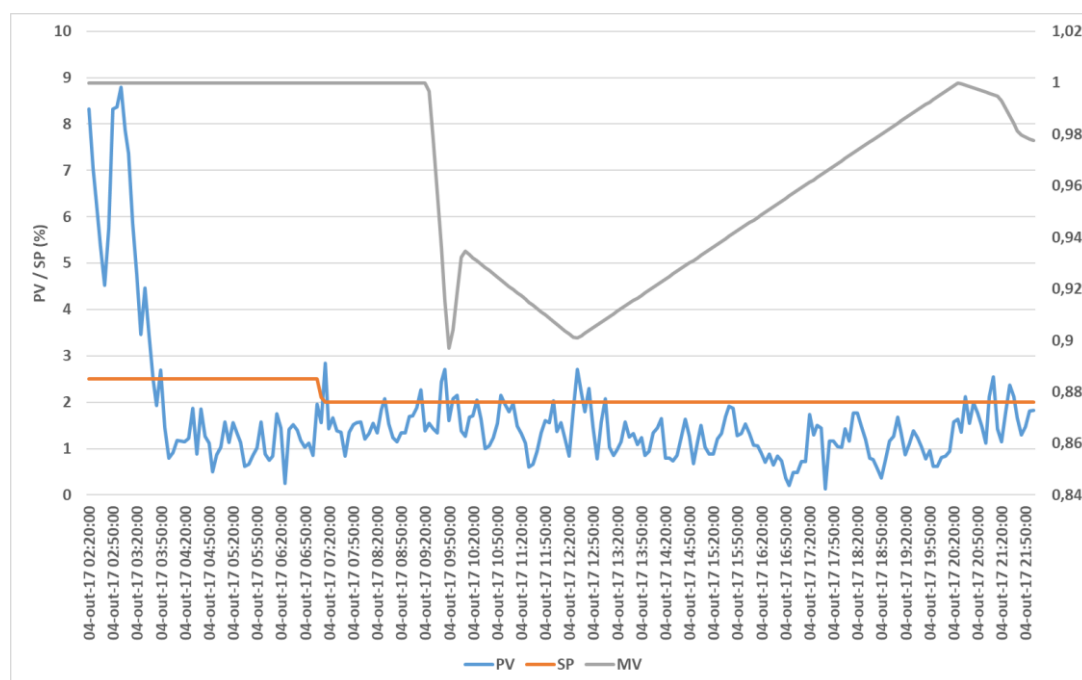


Figura 43. Histórico de teste do controlador AIC-63 durante partida da caldeira. Dados de PV, SP no eixo à esquerda e MV no eixo à direita. Fonte: PI System®.

Conforme observado nas Figuras Figura 42 e Figura 43, durante as primeiras 7 (sete) horas da partida o controlador AIC-63 ficou desabilitado, o que se evidencia pela MV constante igual a 1. Nesta fase, a atuação sobre os ventiladores de ar primário e

secundário se deu exclusivamente pela curva ar-combustível. Após habilitação do controle de combustão, o *setpoint* de O<sub>2</sub> foi ajustado para 2,0% e os seguintes dados foram obtidos:

- Valor médio da PV após habilitação do controlador AIC-63 = **1,36%**
- Desvio padrão da PV = **0,50**

A variabilidade do teor de oxigênio nos gases efluentes foi um pouco mais elevada do que a observada na Figura 38, quando a caldeira estava em operação com oscilações de vazão e pressão do vapor (desvio padrão da PV de 0,42). Este resultado mostra que a atual sintonia do controlador AIC-63, realizada durante marcha estável da caldeira, apresentou desempenho inferior no período pós-partida.

## 6. CONCLUSÃO

As ferramentas de desenvolvimento e otimização de controladores presentes na usina objeto deste trabalho possibilitaram a construção do controle *fuzzy* aplicado à combustão da caldeira e sua posterior sintonia e simulação sem a necessidade de utilizar uma aplicação externa. A integração deste controle à curva ar/bagaço e sua implantação no SDCD da usina foi realizada com sucesso durante a safra, sem riscos para a operação do equipamento.

Os dados históricos coletados durante a operação em controle regulatório permitem concluir que o controlador *fuzzy* foi capaz de manter o *setpoint* desejado com um bom nível de precisão, com variabilidade 40% menor do que o controlador PID e 69% menor do que em modo manual. No controle servo, houve um *overshoot* relativamente mais elevado em alguns testes. Entretanto, quando se considera a inércia térmica da caldeira e o fato de o teor de oxigênio nos gases efluentes depender de outras variáveis externas ao controlador AIC-63 (ex. pressão da fornalha, distribuição de bagaço no grelhado, vazão e pressão de vapor, etc.), o controle apresentou boa velocidade de resposta. Os testes realizados também permitem concluir que a sintonia para marcha estável da caldeira apresentou desempenho inferior no período pós-partida da mesma.

Este trabalho contribuiu, portanto, para demonstrar a aplicabilidade do controle nebuloso na combustão em caldeiras de grande porte a bagaço de cana. Para trabalhos futuros, sugere-se incorporar o sensor de CO no controle da combustão. Também sugere-se realizar uma sintonia no período pós-partida da caldeira. Por se tratar de um período mais crítico, a sintonia em operação pode ser difícil de ser atingida. Uma alternativa seria identificar um bom modelo para a partida da caldeira, e sintonizar o controlador a partir deste modelo.

## REFERÊNCIAS

- ASME. PTC 4-2013 - Fired Steam Generators. In: ASME **Performance Test Codes**. New York: The American Society of Mechanical Engineers, 2013. p. 72-74, 258-260.
- ASTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. **Automatic tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins**. IFAC Workshop on Adaptive Systems in Control and Signal Processing. San Francisco: [s.n.]. 1983.
- BEGA, E. A. Instrumentação aplicada ao controle de caldeiras. 3a. ed. Rio de Janeiro: Interciência, 2003. p. 125-126.
- BHANDARI, S. S.; MAKWANA, P.; MAGHADE, D. K. **Solid fuel fired boiler combustion control using fuzzy logic algorithm**. International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques. Pune, India: IEEE. 2016. p. 473-476.
- DOMANSKI, P. D. et al. **Melhoria de Eficiência na Queima de Bagaço em Caldeira de Grelha**. 1º Congresso de Automação e Inovação Tecnológica Sucroenergética. Sertãozinho: ISA Sertãozinho. 2013. p. 20.
- HAVLENA, V.; FINDEJS, J. Application of model predictive control to advanced combustion control. **Control Engineering Practice**, 2005. 671-680.
- HUGOT, E. Handbook of Cane Sugar Engineering. 3a. ed. Amsterdam: Elsevier Science Publishers B.V., 1986. p. 915-930.
- JENKINS, B. M.; EBELING, J. M. Thermochemical properties of biomass fuels. **California Agriculture**, 39, Maio 1985. 14-16.
- LI, W.; CHANG, X. A neuro-fuzzy controller for a stoker-fired boiler, based on behavior modeling. **Control Engineering Practice**, 1999. 469-481.
- LI, W.; CHANG, X. Application of hybrid fuzzy logic proportional plus conventional integral-derivative controller to combustion control of stoker-fired boilers. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 111, p. 267-284, 2000.
- LORA, E. E. S.; ZAMPIERI, M. Biomassa para energia. Campinas, SP: Editora da Unicamp, 2008. Cap. 6, p. 136-137.
- NELLES, O. Nonlinear system identification: from classical approaches to neural networks and fuzzy models. New York: Springer, 2001. p. 299-308, 480-481.

PERA, H. Geradores de vapor: um compêndio sobre a conversão de energia com vistas à preservação da ecologia. 2a. ed. São Paulo: Fama, 1990. Cap. 2, p. 10-13.

PINHEIRO, P. C. D. C.; VALLE, R. M. **Controle de Combustão**: Otimização do Excesso de Ar. II Congresso de Equipamentos e Automação da Indústria Química e Petroquímica. Rio de Janeiro, RJ: ABIQUIM. 1995. p. 157-162.

REIN, P. Cane Sugar Engineering. 1a. ed. Berlin: Bartens, 2007. p. 621-628.

SOUSA JR., R. **Aplicação da lógica nebulosa no controle de reatores bioquímicos para produção de Cefalosporina C em regime de batelada alimentada**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) - Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, p. 143. 1999.

SOUSA JR., R. **Inteligência computacional aplicada à automação da hidrólise enzimática de soro de queijo em reator contínuo**. Tese (Doutorado em Engenharia Química) - Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, p. 56-58. 2003.

UNICA. Disponível em: <<http://unica.com.br>>. Acesso em: Outubro 2017.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. In: ZADEH, L. A. **Information and Control**. [S.l.]: [s.n.], 1965. p. 338-353.

ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B.; ROCHESTER, N. Y. Optimum settings for automatic controllers. **Transactions of the ASME**, Nov. 1942. 759-768.

## APÊNDICE A – APLICAÇÃO DE MODELO ARMA

No início das atividades do presente trabalho, durante a disciplina de Identificação de Sistemas Não-Lineares (ENQ-555), utilizou-se o modelo ARMA para ajustar dados reais de uma caldeira a bagaço de cana, com o auxílio do *software* MATLAB. Os dados de processo utilizados no teste foram coletados de uma caldeira pertencente a uma das unidades industriais do grupo Tereos. O conjunto de dados representa 12 horas consecutivas de um dia de operação.

Foram selecionadas 10 variáveis de entrada ( $u_m$ ) para estimar a temperatura de saída do vapor (saída  $y$ ), sendo as quatro primeiras a temperatura da fornalha, vazão de vapor e frequência do motor dos ventiladores de ar primário e secundário. Os gráficos destas entradas estão exibidos na Figura A-1.

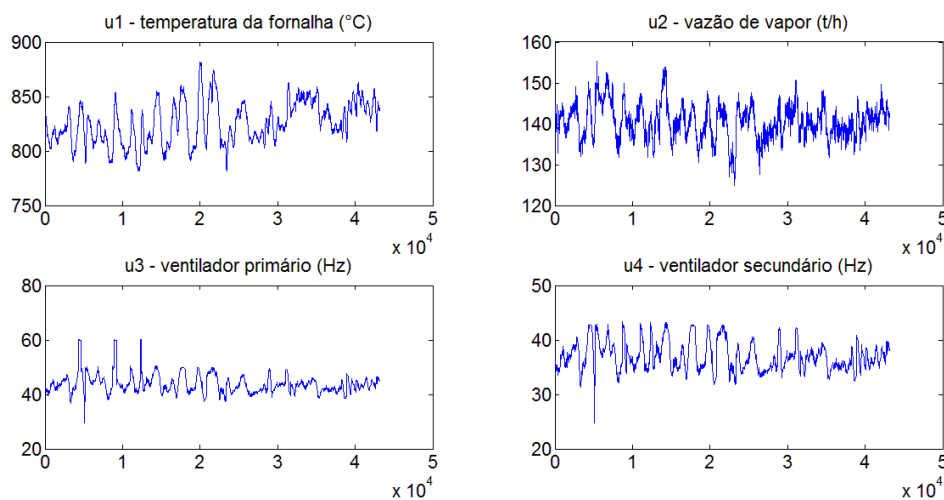


Figura A-1. Dados reais de processo (fornalha, vapor e entrada de ar) do dia 06/06/2014 em função do tempo (min).

A Figura A-2 mostra as outras 6 entradas utilizadas, que são as frequências dos motores dos alimentadores de bagaço. A caldeira em questão possui 6 alimentadores, e esta frequência possui uma relação com a quantidade de combustível que está sendo alimentada.

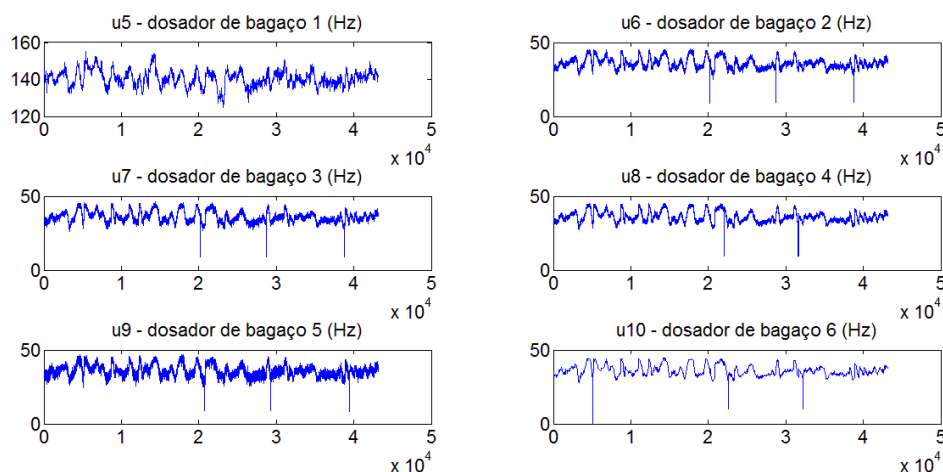


Figura A-2. Dados reais de processo (dosadores de bagaço) do dia 06/06/2014 em função do tempo (min).

A saída que está sendo monitorada, no caso a temperatura do vapor, está exibida na Figura A-3.

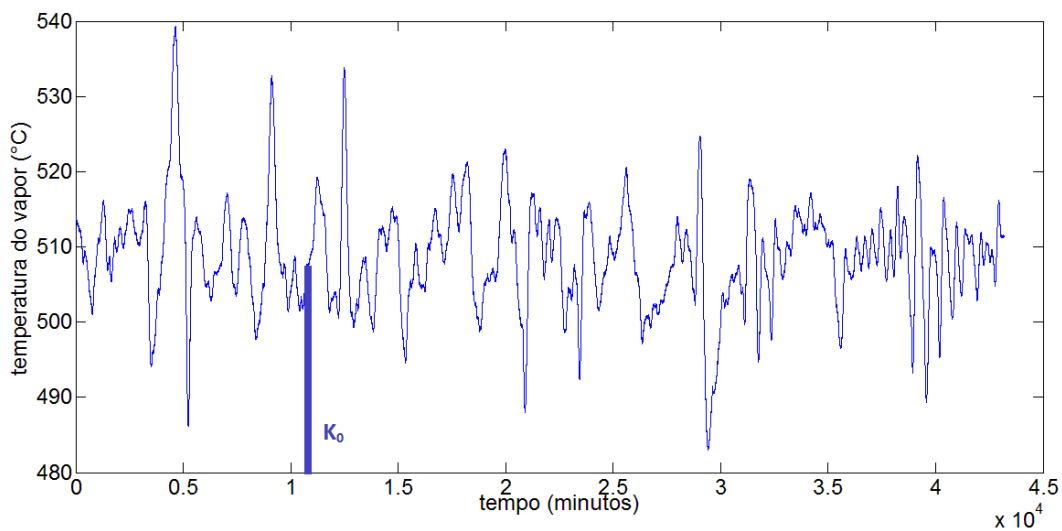


Figura A-3. Temperatura do vapor gerado pela caldeira em 06/06/2014 em função do tempo (min), sendo  $K_0$  o segmento de dados utilizado para a linearização.

Para calcular os coeficientes de um conjunto de dados de tamanho  $K_0$ , ilustrado na Figura A-3, foram utilizados os dados de  $n$  instantes passados para se obter  $N$  conforme a equação (10).

A aplicação do modelo ARMA permitiu obter os coeficientes que expressam o comportamento dinâmico desta saída a partir das 10 variáveis de entrada citadas.



Os dados foram extraídos do sistema supervisorio da unidade industrial em um arquivo de texto estruturado com extensão **.csv**. Este tipo de arquivo é facilmente importado pelo MATLAB. Após esta importação, a saída e as entradas utilizadas no teste foram salvas sob a forma de vetores no arquivo **datavectors.mat**.

Foi desenvolvido o *script* **testdata.m** para carregar os vetores de entrada do arquivo **datavectors.mat** e aplicar o modelo linear.

```

%% MODELAGEM LINEAR DE UM PROCESSO NÃO-LINEAR
% Script que recebe os dados de processo (múltiplas entradas e
uma saída)
% e aplica a função "linfit.m" para ajustar o modelo preditivo
com base no
% algoritmo dos mínimos quadrados.

% Editor: Fernando M. de Mello
% Data: 26/11/2014

%% Limpando a memória e janelas com gráficos
close all
clear

%% Montando a matriz dos dados de processo

load('datavectors.mat')

%Vetores de entrada
u1=TemperaturaFornalhaValueY;
u2=VazoVaporSadaCaldeiraValueY;
u3=VentiladorPrimrioHZValueY;
u4=VentiladorSecundrioHZValueY;
u5=Dosador1HZValueY;
u6=Dosador2HZValueY;
u7=Dosador3HZValueY;
u8=Dosador4HZValueY;
u9=Dosador5HZValueY;
u10=Dosador6HZValueY;

%Vetor de saída
y=TemperaturaVaporSadaValueY;

%Matriz dos dados de processo
P=[y u1 u2 u3 u4 u5 u6 u7 u8 u9 u10];

%% Exibindo a quantidade de dados
ndata=size(P);

%% Definindo K0 e n
K0=300; %tamanho do segmento de dados para ajuste do modelo
linear
n=2; %número de instantes passados utilizados para prever a
próxima saída

%% Aplicando o ajuste linear para todos os segmentos de dados

%Dimensionando a matriz dos coeficientes para reduzir recursos de
alocação
%de memória

```

```

coef=zeros(round(ndata(1)/K0),ndata(2)*n);

%Dimensionando o vetor com a saída do modelo ajustado
yprev=zeros(ndata(1),1);

%Dimensionando o vetor com os logaritmos dos números de condição
de cada
%segmento de dados
logcondition=zeros(round(ndata(1)/K0),1);

i=1;
cont=0;

while (ndata(1)-i)>=K0-1
    if i==1 %condição específica para o primeiro
trecho, com K0-n dados atuais
        for j=i:K0
            for k=1:ndata(2)
                p(j,k)=P(j,k); %segmentando a matriz P
            end
        end
        %utilizando a função "linfit.m" para ajustar cada segmento
de dados
        [theta,yp,logcd]=linfit(n,K0,p);
        t=theta';
        ypr=yp;

        %montando a matriz com a saída do modelo ajustado
        for j=i:size(ypr,1)
            yprev(j+n,1)=ypr(j,1);
        end
    else %condição para os demais trechos, com K0
dados atuais e n dados do trecho anterior
        for j=i-n:i+K0-1
            for k=1:ndata(2)
                p(j+n-cont*K0,k)=P(j,k);
            end
        end
        %utilizando a função "linfit.m" para ajustar cada segmento
de dados
        [theta,yp,logcd]=linfit(n,K0+n,p);
        t=theta';
        ypr=yp;

        %montando a matriz com a saída do modelo ajustado
        for j=i:i+size(ypr,1)-1
            yprev(j,1)=ypr(j-cont*K0,1);
        end
    end

    %montando a matriz dos coeficientes ajustados
    coef(cont+1,:)=t;

    %incremento de variáveis do loop
    i=i+K0;
    cont=cont+1;

    logcondition(cont)=logcd;
end

```

```

%% Eliminando os dados iniciais (zeros) do vetor de saída do modelo
e redimensionando o vetor de saída real
for i=n+1:size(yprev)
    ymodel(i-n,1)=yprev(i,1);
    yreal(i-n,1)=y(i,1);
    x(i-n,1)=i-n;
end

%% Calculando o vetor de erros e(k)
e=yreal-ymodel;

%% Exibindo a matriz dos coeficientes ajustados
coef;

%% Montando os gráficos

%Entradas - Gráfico 1
figure
subplot(2,2,1)
plot(u1)
title('u1 - temperatura da fornalha (°C)')

subplot(2,2,2)
plot(u2)
title('u2 - vazão de vapor (t/h)')

subplot(2,2,3)
plot(u3)
title('u3 - ventilador primário (Hz)')

subplot(2,2,4)
plot(u4)
title('u4 - ventilador secundário (Hz)')

%Entradas - Gráfico 2
figure
subplot(3,2,1)
plot(u2)
title('u5 - dosador de bagaço 1 (Hz)')

subplot(3,2,2)
plot(u6)
title('u6 - dosador de bagaço 2 (Hz)')

subplot(3,2,3)
plot(u7)
title('u7 - dosador de bagaço 3 (Hz)')

subplot(3,2,4)
plot(u8)
title('u8 - dosador de bagaço 4 (Hz)')

subplot(3,2,5)
plot(u9)
title('u9 - dosador de bagaço 5 (Hz)')

subplot(3,2,6)
plot(u10)
title('u10 - dosador de bagaço 6 (Hz)')

%Saída - Gráfico 3
figure
plot(y)

```

```

ylabel('y - temperatura do vapor (°C)')
xlabel('tempo (min)')

%Saída real e saída prevista pelo modelo - Gráfico 4
figure
subplot(2,2,1)
plot(x,yreal)
title('yreal')

subplot(2,2,2)
plot(x,ymodel)
title('ymodelo')

subplot(2,2,[3,4])
plot(x,yreal,x,ymodel)
title('yreal e ymodelo')

%Saída real vs. saída prevista pelo modelo - Gráfico 5
figure
plot(yreal,ymodel)
title('yreal vs. ymodelo')

%Erro e logaritmo do número de condição - Gráfico 6
figure
subplot(2,1,1)
plot(x,e)
title('erro')

subplot(2,1,2)
plot(logcondition)
ylabel('logaritmo do n°condição da matriz A')
xlabel('n° do segmento de dados de tamanho K0')

```

Este *script* utiliza a função **linfit.m** para aplicar o modelo ARMA. O método empregado para resolver o sistema expresso na equação (18) é a decomposição *LU* com pivoteamento parcial.

```

function [theta,yp,logcd] = linfit(n,K0,P)
%% Função para ajuste de modelo não-linear
% Esta função utiliza uma aproximação linear pelo método dos
mínimos
% quadrados para obter o comportamento dinâmico de um sistema
não-linear
%
% Editor: Fernando M. de Mello
% Data: 24/11/2014
%
% Fonte: Wei Li, Xiaoguang Chang - "A neuro-fuzzy controller for
a
% stoker-fired boiler, based on behavior modeling", Control
Engineering
% Practice 7 (1999) 469-481
%
% A função computa um vetor de coeficientes "theta" que minimiza
a soma
% dos quadrados dos erros (e) da equação vetorial:
%
%  $y1 = x * theta + e$ 
%
% função a ser minimizada:  $J = e' * e$ 

```

```

%
% aplicando a derivada: dJ/d(theta) = x' * x * theta = x' * y1
%
%% Argumentos da função
% * n - número de coeficientes para ajuste das entradas e saídas,
% requer dados de n instantes anteriores
% * K0 - tamanho do segmento de dados
% * P - matriz aumentada dos dados de processo do tipo [y u1 ...
un],
% onde y é o vetor dos dados de saída e u1 ... un são os vetores
com os
% dados de entrada

%% Saídas da função
% * theta - vetor dos coeficientes
% * yp - vetor de dados de processo estimados
% * logcd - logaritmo do número de condição da matriz A (em
Ax=b)

%% Inicializando a variável N
N=K0-n;

%% Obter o número de variáveis de entrada
ninputs=size(P,2)-1;

%% Montando os vetores para aplicação dos mínimos quadrados

for k=1:N
    y1(k,1)=P(n+k,1);           %definindo o vetor y1

    for i=1:n
        x(k,i)=P(n+k-i,1);     %definindo a matriz x
(saída y)
        for j=1:ninputs
            x(k,i+j*n)=P(n+k-i,j+1); %definindo a matriz x
(entrada uj)
        end
    end
end
%% Escrevendo a equação de mínimos quadrados do erro na forma
"Ax=b"
A=x'*x;
b=x'*y1;

%% Resolvendo o sistema linear por decomposição LU com
pivoteamento parcial
theta=linsolve(A,b);

yp=x*theta;

condition=cond(A);           %monitoramento do número de condição
logcd=log10(condition);
end

```

Os dados que foram extraídos do sistema supervisorio possuem tempo de varredura de 1 segundo. Portanto, 12 horas de operação significam 43200 dados coletados por variável. Foram feitos testes com algumas combinações de  $K_0$  e  $n$  para avaliar o erro e o bom condicionamento do sistema.

- Teste com  $K_0 = 300, n = 2$

A Figura A-4 compara a saída real ( $y_{real}$ ) com a saída do modelo ( $y_{modelo}$ ), com os gráficos separados e em superposição.

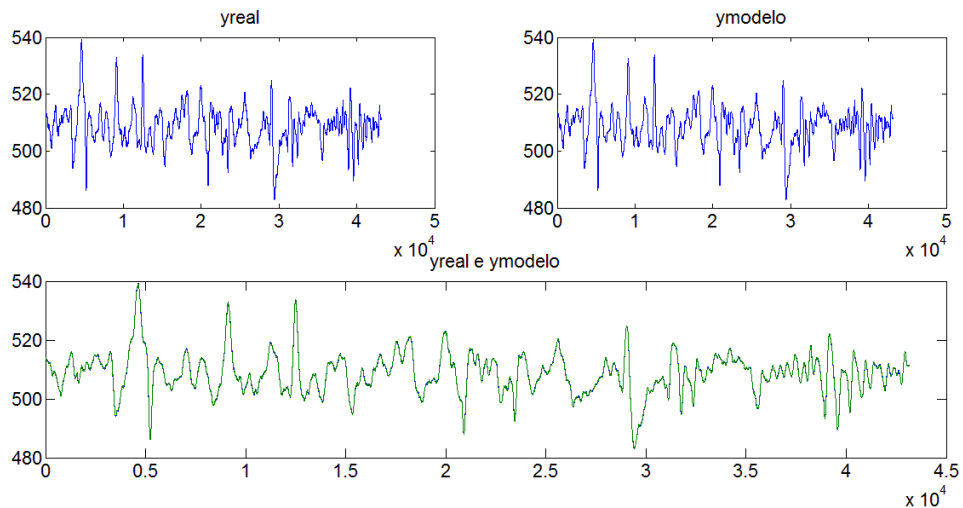


Figura A-4. Comparação entre a saída real e do modelo para  $K_0=300$  e  $n=2$ .

A Figura A-5 exibe o gráfico da saída real contra a saída do modelo.

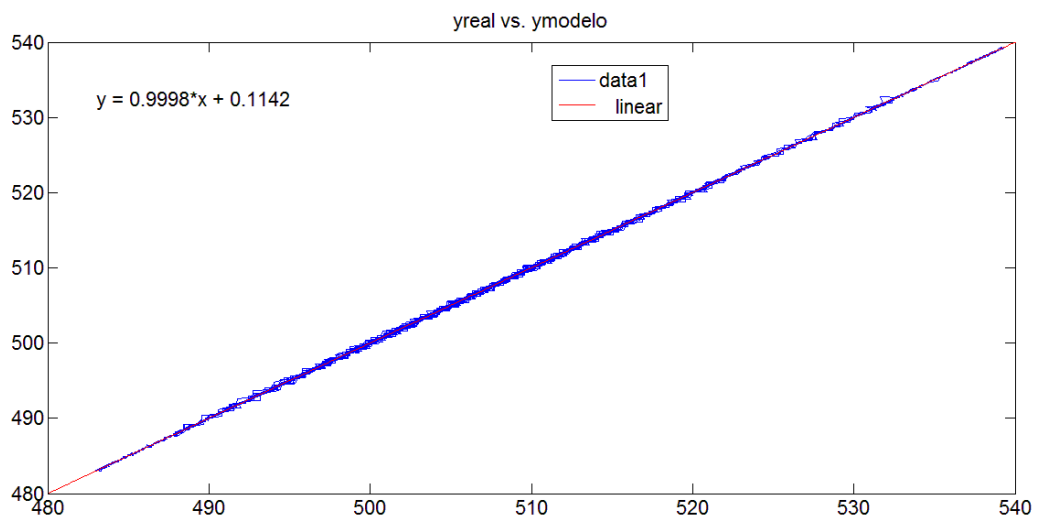


Figura A-5. Correlação entre a saída real e do modelo para  $K_0=300$  e  $n=2$ .

A correlação apresentada na Figura A-5 possui  $R^2 = 0,9998$ . A Figura A-6 mostra os gráficos do erro  $e(k)$  e de  $\log_{10}[\text{cond}(\mathbf{A})]$ , com:

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (\text{A.1})$$

$$\text{cond}(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{A}^{-1}\| \quad (\text{A.2})$$

Na equação A.1, a matriz  $\mathbf{X}$  é dada pela equação (14). Utilizou-se a norma-2 (Frobenius) para cálculo do número de condição da matriz  $\mathbf{A}$ .

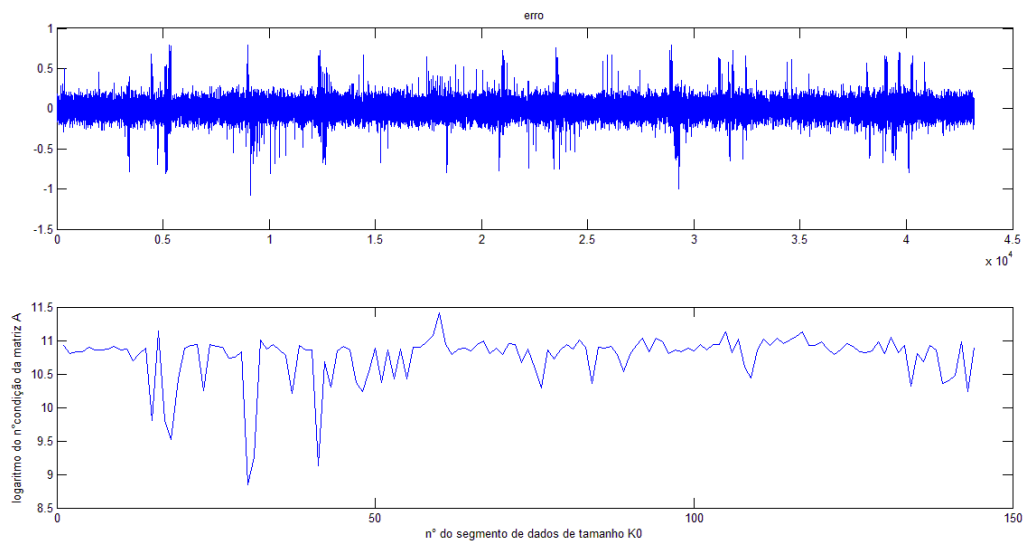


Figura A-6.  $e(k)$  e logaritmo do número de condição para  $K_0=300$  e  $n=2$ .

Com os parâmetros de entrada selecionados, o erro ficou concentrado na faixa de  $-0,20 < e(k) < 0,20$ , o que é bom considerando a faixa de variação da temperatura do vapor (Figura A-3) de cerca de  $50^\circ\text{C}$ .

Apesar de o número de condição ser alto, verificou-se que o MATLAB exibe um *warning* indicando que o sistema está mal condicionado somente para casos onde o logaritmo do número de condição é maior ou igual a 19. Portanto considera-se que, para um segmento de dados de 300 segundos, o modelo linear apresentou erro aceitável e está bem condicionado.

- **Teste com  $K_0 = 100$ ,  $n = 2$**

O tamanho do trecho  $K_0$  foi reduzido de 300 para 100 e verificar o erro e o condicionamento do sistema, mantendo a mesma janela de instantes anteriores ( $n=2$ ) do teste anterior.

A Figura A-7 compara a saída real ( $y_{\text{real}}$ ) com a saída do modelo ( $y_{\text{modelo}}$ ), com os gráficos separados e em superposição.

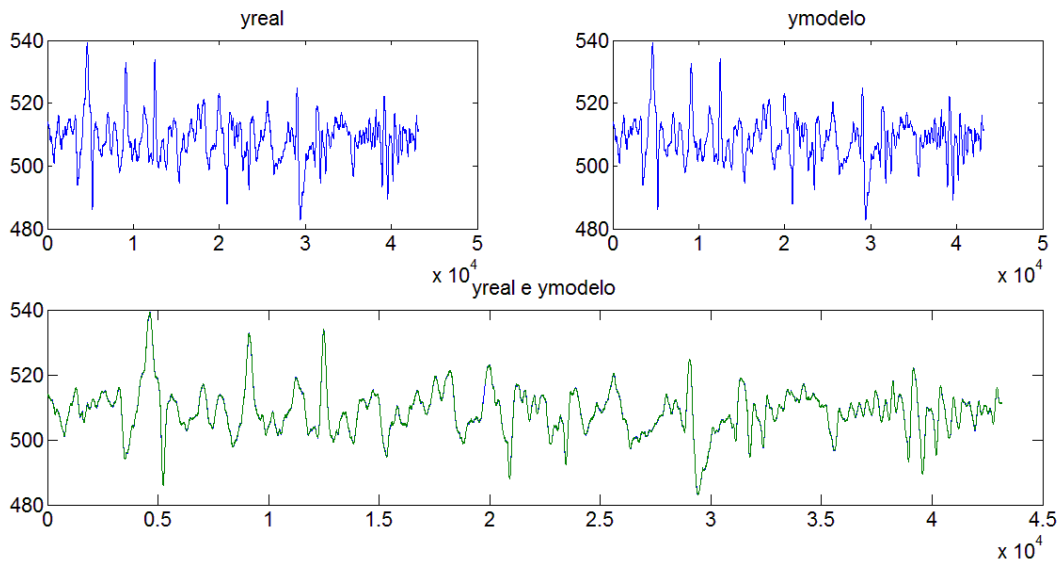


Figura A-7. Comparação entre a saída real e do modelo para  $K_0=100$  e  $n=2$ .

A Figura A-8 mostra a saída real contra a saída do modelo.

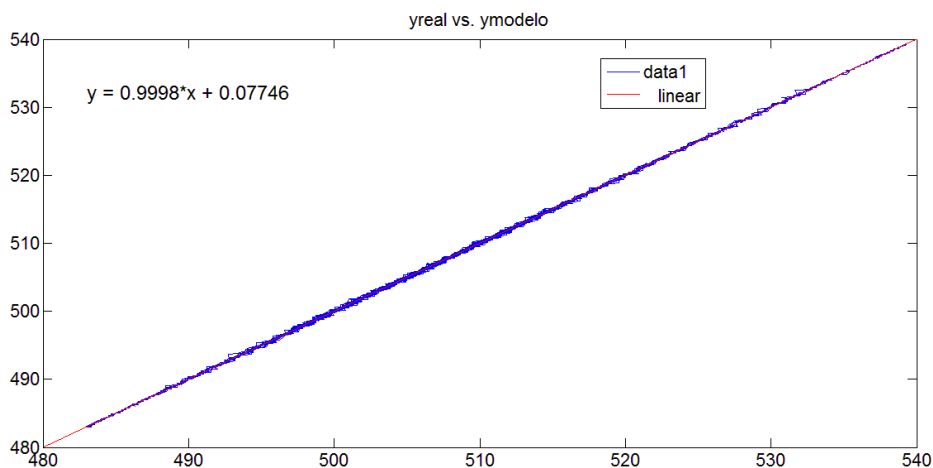


Figura A-8. Correlação entre a saída real e do modelo para  $K_0=100$  e  $n=2$ .

Conforme se observa nas Figuras A-7 e A-8, assim como no teste anterior a saída do modelo está próxima da saída real. Na Figura A-8 é possível notar que a regressão linear de  $y_{\text{real}}$  contra  $y_{\text{modelo}}$  possui um resíduo menor, de 0,07746 em comparação com 0,1142 do teste anterior.

Neste caso também temos  $R^2 = 0,9998$ . A Figura A-9 mostra os gráficos do erro  $e(k)$  e de  $\log_{10}[\text{cond}(\mathbf{A})]$ .



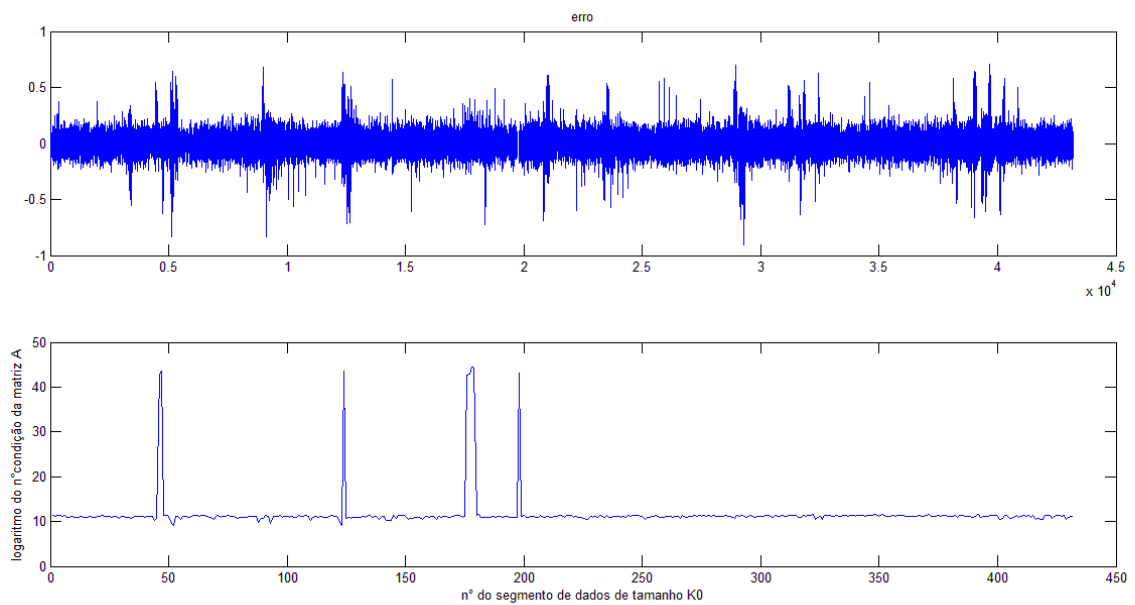


Figura A-9.  $e(k)$  e logaritmo do número de condição para  $K_0=100$  e  $n=2$ .

A Figura A-9 fornece uma informação importante. Embora a faixa do erro tenha diminuído ligeiramente, com a maior parte na faixa  $-0,17 < e(k) < 0,17$ , o gráfico do logaritmo do número de condição mostra alguns picos nos quais este número ultrapassou 40. Durante a execução do *script* o MATLAB exibiu 8 *warnings* sobre o sistema estar mal condicionado.

- **Teste com  $K_0 = 300$ ,  $n = 20$**

Foi utilizado o mesmo  $K_0$  do primeiro teste, porém aumentando a janela de instantes passados de 2 para 20. Assim como no caso anterior, avaliou-se o erro e o condicionamento do sistema.

A Figura A-10 mostra a saída real comparada com a saída do modelo.

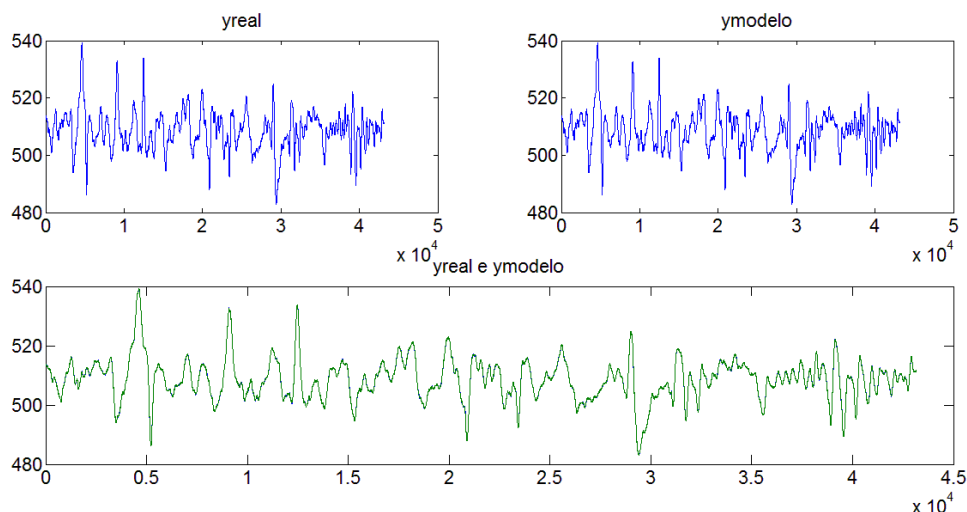


Figura A-10. Comparação entre a saída real e do modelo para  $K_0=300$  e  $n=20$ .

A Figura A-11 mostra a saída real contra a saída do modelo e a regressão linear.

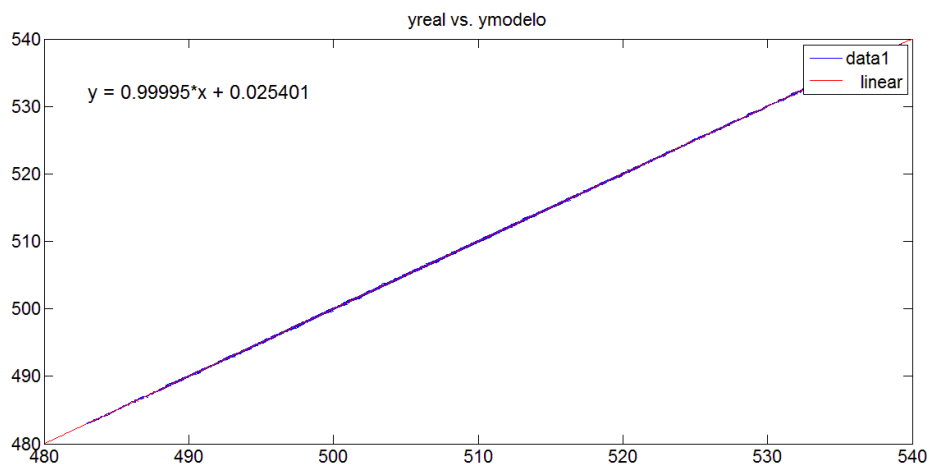


Figura A-11. Correlação entre a saída real e do modelo para  $K_0=300$  e  $n=20$ .

Ao comparar os parâmetros empregados nos 3 testes, verifica-se que o aumento da janela de instantes passados contribuiu mais para melhorar a correlação entre  $y_{\text{real}}$  e  $y_{\text{medido}}$  do que a diminuição do tamanho do segmento  $K_0$ . Conforme Figura A-11, neste caso  $R^2 = 0,99995$ , maior do que 0,9998 dos testes anteriores. O resíduo é igual a 0,025, menor do que os 0,1142 e 0,07746 apresentados nos dois primeiros testes, respectivamente.

A maior influência de  $n$  sobre o resíduo pode ser explicada pelo número de coeficientes do modelo linear. Para  $m$  entradas e 1 saída, o número de coeficientes ( $nc$ ) é expresso pela equação A.3:

$$nc = n \times (m + 1) \quad (\text{A.3})$$

Portanto, ao multiplicar por 10 a janela de instantes passados, o número de coeficientes também foi multiplicado por 10, passando de 22 para 220 coeficientes. Finalmente, a Figura A-12 mostra os gráficos do erro  $e(k)$  e de  $\log_{10}[\text{cond}(A)]$ .

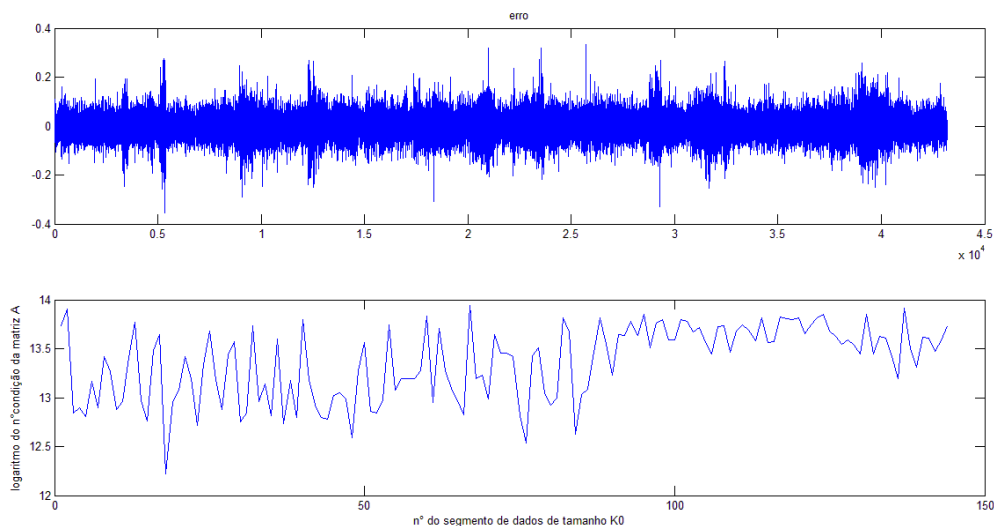


Figura A-12.  $e(k)$  e logaritmo do número de condição para  $K_0=300$  e  $n=20$ .

Conforme observado na Figura A-12, e comparando com as Figuras A-9 e A-6, a faixa de erro teste foi a menor, com a maior parte na faixa  $-0,10 < e(k) < 0,10$ . Embora o *script* não tenha exibido nenhum *warning* de mal condicionamento do sistema ( $\log_{10}[\text{cond}(A)] < 19$ ), observa-se que os números de condição estão pelo menos 3 ordens de grandeza acima dos obtidos no teste com  $K_0=300$  e  $n=2$ .

Em todos os testes realizados, embora tenha havido variação entre o erro e o condicionamento do sistema, os dados estimados pelo modelo linear tiveram excelente aproximação com os dados reais de processo. Portanto, foi possível validar a modelagem proposta.

Para cada situação real, é necessário avaliar qual o tamanho do trecho ( $K_0$ ) e da janela de instantes passados ( $n$ ) que representa o melhor custo-benefício entre precisão, convergência e tempo de resposta.