

Capítulo IV: Aplicação de Lógica Fuzzy no Controle de Combustão em Caldeiras de Alta Pressão

William Gustavo da Luz¹

Renato Kazuo Miyamoto²

Wesley Candido da Silva³

Fabio Rodrigo Milanez⁴

Carolina Alves Bianchini⁵

Layhon Roberto Rodrigues Dos Santos⁶

RESUMO

Este artigo aborda um estudo de caso, direcionado à análise de viabilidade da implementação da lógica Fuzzy em paralelo com PID, no controle de combustão de duas caldeiras de 67 Kgf/cm² em uma usina de álcool e energia. Os resultados e as técnicas utilizadas para estabilização da pressão e temperatura no processo de geração de vapor serão abordados. Para a implementação, foi utilizado o Fuzzy Designer da Rockwell para realizar a modelagem das principais variáveis de controle da caldeira. Após a modelagem os sinais são aplicados em um controlador Allen Bradley da família Contrologix L63. Um software (Historian – GE) é responsável pelo armazenamento das variáveis em banco de dados temporário, para auxílio nas decisões e ajustes no modelador. Os resultados obtidos ao final da aplicação da lógica Fuzzy foram satisfatórios, com uma melhora na linearidade do processo e na praticidade de operação.

Palavras-chave: Lógica Fuzzy; caldeiras aquatubulares; PID.

¹ E-mail: william.gluz@gmail.com;

² E-mail: renato.miyamoto@sistemafiep.org.br

³ E-mail: wesley.candido@sistemafiep.org.br

⁴ E-mail: fabio.milanez@sistemafiep.org.br

⁵ E-mail: carolina.bianchini@sistemafiep.org.br

⁶ E-mail: layhon.santos@sistemafiep.org.br

CONTROL OF COMBUSTION IN HIGH PRESSURE BOILERS USING FUZZY LOGIC

ABSTRACT

This paper deals with a case study and was conducted to analyze the feasibility of Fuzzy implementation in parallel with PID in a combustion control of two 67 Kgf / cm² electric power boilers in an alcohol and energy plant. The data and techniques used to stabilize the pressure and temperature in the steam generation process were discussed. For the implementation, Rockwell's Fuzzy Designer was used to perform a modeling of the main control variables of the boiler. After modeling the signals are applied to an Allen Bradley controller of the Contrologix L63 family. A software (Historian - GE) is responsible for storing the variables in a temporary database, to aid in the decisions and adjustments in the modeler. The results were made at the end of the application of the logic They were satisfactory, with an improvement in the linearity of the process and in the practicality of the operation.

Key-words: Fuzzy Logic; aquatubber boilers; PID.

1. INTRODUÇÃO

As caldeiras de alta pressão são um dos principais equipamentos nas indústrias sucroalcooleiras, sendo responsáveis pelo fornecimento de energia térmica para os processos de fabricação de álcool e açúcar, além de acionar as turbinas à vapor (BEGA, 2003).

Em uma caldeira aquatubular ou fogotubular, ambas possuem diversas variáveis de controle, dentre elas estão a pressão da câmara de combustão, temperatura de saída de vapor e controle de temperatura do pré aquecedor de ar. Mas as variáveis mais importantes de uma caldeira são a pressão e nível do tubulão superior.

A pressão do vapor que sai da caldeira, não pode conter variações largas, devido ser utilizado em equipamentos complexo como as turbinas de geradores. O nível do tubulão deve ser mantido com mínimo de oscilação a um nível de 50%, pois

tanto nível alto quanto o baixo são prejudiciais a caldeira, podendo jogar água na linha no caso do altíssimo ou fundir os tubos no caso do baixíssimo. Esse controle é feito por uma *LV* que dosa a quantidade de água no balão (BEGA, 2003).

Os controles PID são amplamente utilizados em caldeiras industriais em situações tais que lógicas matemáticas são complexas e pouco conhecidas dentro da planta. Assim, o controle PID destaca-se por sua simplicidade. Embora esse controle seja bem aceito na automação, em algumas situações no processo ele pode propor um controle instável (OGATA, 2010).

O controle PID aplicado à sistemas de caldeiras possui uma linearidade eficiente no controle, desde que esteja bem sintonizada e com equipamentos de instrumentação devidamente calibrados. O controle de combustão dessas caldeiras é considerado um sistema complexo pois é necessário manter a reação química de combustão linear sem perturbações, ponderando entre combustível e comburente. Assim, há a melhoria da produção de energia térmica, redução dos desgastes dos equipamentos, economia de combustíveis e menos poluição (IANALITICA, 2018).

Dentre os variados controles avançados no mercado existentes estão os, nebulosos, neurais, neurofuzzy e outras técnicas conhecidas baseadas em modelos determinísticos e estocásticos (TECHPLUS, 2017). Segundo Cavalcante (2012), a lógica Fuzzy possui habilidade de tomar decisões e preencher informações vagas, incompletas e imprecisas, pois ela tem habilidade de “raciocinar” próximo a de um humano e sua estrutura é muito simples e natural de fácil manutenção.

Baseada na teoria dos conjuntos Fuzzy, a lógica nebulosa se diferencia dos controles tradicionais em detalhes não abordados pela booleana. Ao contrário do sistema binário 0 e 1, a lógica Fuzzy trabalha com verdade de uma preposição contendo subconjuntos de um conjunto parcial ordenado, podendo assumir valores linguísticos como muito verdade, não verdade, falso e muito falso sendo interpretado como subconjuntos Fuzzy (GOMIDE, GUDWIN, TANSCHHEIT, 2007).

Esse estudo de caso tem como objetivo estabilizar a pressão e temperatura das duas caldeiras, utilizando a modelagem Fuzzy em controladores Allen Bradley. Tal estudo também se fez necessário para conseguirmos economizar bagaço e aumentar a eficiência das turbinas. Será realizado uma comparação através de gráficos históricos, sobre diferença na estabilidade do controle das caldeiras com o PID e a logica Fuzzy.

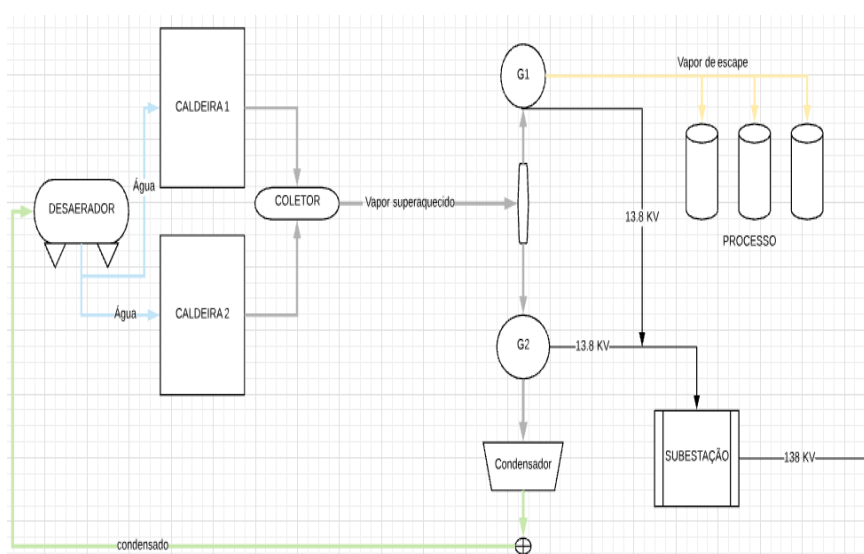
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Cogeração de energia.

A cogeração de energia elétrica nas usinas de açúcar e álcool é composta por caldeiras de alta pressão, turbinas, geradores e subestações. Com a queima do bagaço da cana nas fornalhas das caldeiras há o aquecimento da água e geração de vapor à 67kg e 490°C. Com a energia mecânica adquirida pela vazão do vapor na turbina resulta em sua rotação e operação como gerador, transformando energia mecânica em energia elétrica (FURNAS, 2010).

A Figura 1 ilustra o funcionamento de um processo de cogeração nas usinas sucroalcooleiras. Observe que da totalidade do vapor que sai das turbinas, parte é utilizado no processo para a fabricação de álcool e açúcar. A outra parte do vapor é condensado em trocadores de calores e realimentado nas caldeiras. A energia produzida nos geradores é conectada a uma subestação elevatória e enviada aos grandes centros de distribuição (DAMATTO, 2009).

Figura 1: Esquema de cogeração.



Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

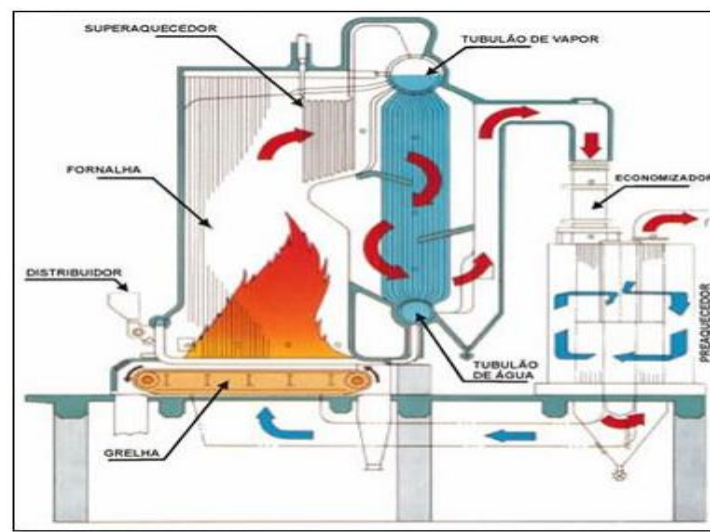
2.2 Caldeiras aquatubulares

As caldeiras aquatubulares são amplamente utilizadas nas indústrias, sua estrutura é composta por tubos por onde a água percorre. Essas caldeiras normalmente possuem dois tubulões de vapor: um superior onde se controla o nível da água em 50%; e o inferior que trabalha totalmente cheio, conhecido como balão de lama por reter impurezas do processo de geração de vapor. Todo o conjunto lado fogo e água são isolados por tijolos refratários, pois a temperatura gerada na fornalha não pode trocar calor com ambiente por motivos de eficiência energética. (BEGA, 2003).

A Figura 2 ilustra o funcionamento de uma caldeira aquatubular em plena carga. O ar atmosférico injetado pelos ventiladores primários circula pelo pré-aquecedor ocorrendo a troca com ar quente que sai da combustão. Assim, o ar entra na fornalha por baixo da grelha já aquecida quando misturado com o combustível ocorre a combustão.

Todo o gás proveniente da queima da biomassa é drenado pelos exaustores. Durante este percurso ele circula pela parede de água passando pelos economizadores e pré-ar, saindo pela chaminé. No trajeto dos gases ocorre a troca térmica com os tubos de água por meio da radiação, produzindo vapor saturado no tubulão superior (BEGA, 2003).

Figura 2: Caldeira aquatubular



Fonte: Martinelli Jr. (2014)

2.2.1 Combustão em caldeiras

A combustão é diretamente proporcional a vazão de combustível e ar, quanto maior a alimentação na fornalha, maior a troca de calor e da geração de vapor (BEGA, 2003). A Figura 3 ilustra um *damper* de entrada de ar primário de uma caldeira. Sua atuação ocorre por meio de cilindro pneumático que tem a função de restringir ou aumentar o volume de ar nas saídas dos ventiladores para fornalha (BEGA, 2003).

Figura 3: Damper ar primário tipo vortex



Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Segundo Bazzo (1995), o sistema de alimentação de combustível é controlado pela leitura da pressão do vapor. Esses instrumentos podem ser um pressostato, sensor de pressão e manômetros.

Os alimentadores são equipamentos responsáveis pela dosagem de combustível na fornalha das caldeiras. A dosagem ocorre quando a biomassa armazenada em um silo é transferida para dentro da fornalha. Um inversor de frequência realiza o controle de velocidade de um motor acoplado a um garfo dosador, responsável pela inserção de bagaço dentro da câmara de combustão.

2.2.2 Tiragem

As caldeiras aquatubulares podem operar com três tipos de tiragem: i) tiragem forçada; ii) tiragem induzida e iii) tiragem balanceada. Na tiragem forçada um

ventilador insufla o ar da atmosfera para dentro da fornalha e gera uma leve pressão positiva a ponto de retirar os gases da combustão pela chaminé (BEGA, 2003).

A tiragem induzida utiliza um ventilador centrífugo no pé da chaminé. Assim, sua função é a de drenar os gases de dentro da câmara de combustão e arrastar para atmosfera causando uma pressão negativa na fornalha (BEGA, 2003).

Na tiragem balanceada é utilizada dois ventiladores, um na entrada da fornalha (ventilador de tiragem forçada) e o outro na jusante (ventilador de tiragem induzida). Assim, é gerado uma pressão negativa que é controlada pelo *dampers* do ventilador induzido (BEGA, 2003).

2.2.3 Controle de pressão

A caldeira aquatubular operando em situação normal possui uma determinada vazão e pressão. Em casos de aumento de vazão de vapor, há um acréscimo do volume no sistema vapor – água, resultando em uma redução da pressão e instabilidade no sistema (QUEIROZ, 2017).

Para a redução destes distúrbios, o controle aumenta as vazões de combustível e ar para câmara de combustão, assim aumentando a produção de vapor e estabilizando a pressão. Com aumento da geração de vapor o nível de água tubulão superior irá abaixar entrando em ação o controle de nível da caldeira que completará com mais água no sistema, assim todos os distúrbios desaparecem quando atingir um ponto de equilíbrio, ou seja, a pressão e nível estabilizados de acordo com setpoint.

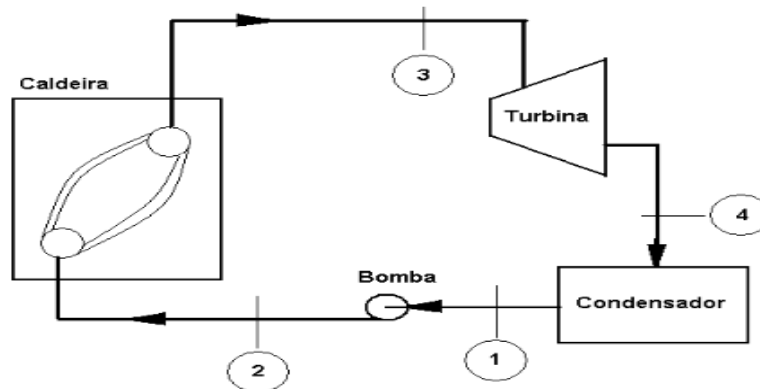
O controle vazão não é realizado pela caldeira, pois ela é somente um fornecedor de energia térmica e obedece a demanda dos consumidores que no caso são as turbinas dos geradores de energia (QUEIROZ, 2017).

2.3 Ciclo de Rankine

O ciclo de Rankine é composto por uma caldeira, turbina a vapor, condensador, aquecedores de água de alimentação e bombas. O rendimento do ciclo depende da condição do vapor gerado pela caldeira para as turbinas. Assim, quanto maior a pressão e temperatura, mais eficiente será o ciclo de Rankine. Para o melhor

desempenho é desejado uma temperatura de 550°C e pressão de 180atm (ELETROBRAS, 2005). A Figura 4 ilustra o ciclo completo de Rankine.

Figura 4: Ciclo de Rankine



Fonte: Panosso, (2003)

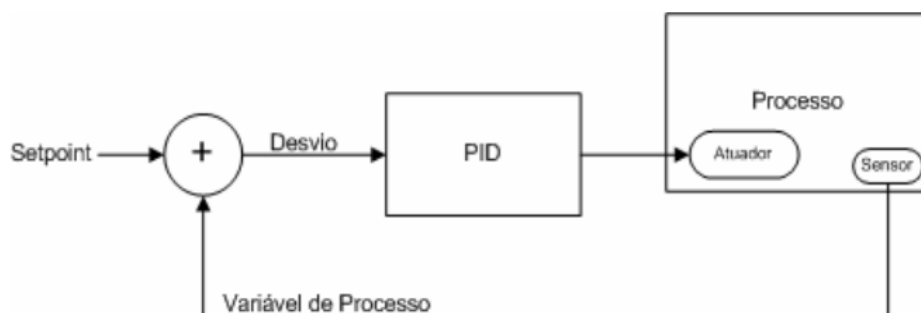
2.4 Controle PID

O controlador PID possui ampla utilização na indústria, sua aplicabilidade está relacionada a capacidade de realizar sintonia automática on-line (OGATA, 2010).

Segundo Novus (2003), a técnica de controle PID calcula o valor que deverá ser atuado no processo a partir do *setpoint* desejado. Este valor é inserido na malha física da planta por meio de sinal em atuadores, válvulas e motores, com a função de manter o ponto de ajuste.

O PID é composto por três ações que são: i) P- proporcional; ii) I- integral e iii) D- derivativo. A Figura 5 ilustra o diagrama de funcionamento de um controle PID com realimentação.

Figura 5: Diagrama funcional de um controle PID



Fonte: GUERRA, (2009)

Segundo Bega (2003) a soma dos controles proporcional (P), integral (I) e derivativo (D) possui grande estabilidade devido ao controle PD e uma ótima eliminação de erro devido ao controle PI, tudo isso em um único controlador. A saída desse controle é representada pela equação (1):

$$m(t) = K \cdot \left\{ e(t) + \left(\frac{I}{Ti} \right) \cdot \int_0^t e(t) dt + Td \cdot de(t)/dt \right\} + F \quad (1)$$

onde:

M = é a saída de controlador;

K = o ganho proporcional

Ti = Tempo integral

F = Constante de integração – Saída em % do controlador antes da ocorrência do erro e (t).

Os controladores PID são capazes de calcular a saída de controle por meio do erro e do valor desejado pelo processo e atuam na diminuição desse erro por ações antecipadas (OLIVEIRA, 2013).

2.5 Lógica Fuzzy

A lógica Fuzzy ou lógica nebulosa tornou-se conhecida em 1965 com a publicação do artigo do professor Lofti Zadeh. A principal diferença entre a lógica Fuzzy e a lógica booleana é a aproximação do mundo real, sendo possível usar o meio termo, e ainda aproximar solução através do grau de verdade (CAMARGOS, 2002).

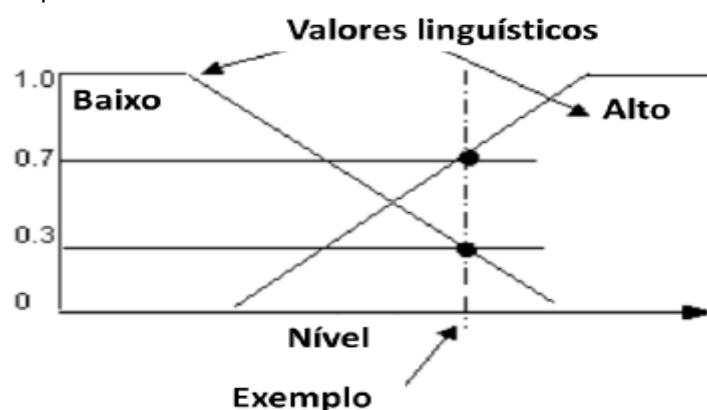
A Lógica Fuzzy é baseada nos Conjuntos Fuzzy e sua funcionalidade está no grau de verdade de “0” a “1”, que pode ser parcialmente verdadeira ou parcialmente falsa. A Fuzzy também é definida como a lógica que trabalha com raciocínios aproximados a o invés de exatos, podendo tirar conclusões e gerar respostas embasadas nas informações vagas e ambíguas (CAVALCANTI, 2012).

Com a capacidade de raciocinar próxima a um humano a lógica Fuzzy tem seu comportamento simples, natural e de fácil compreensão e manutenção. Seu sucesso também está no poder de coletar informações vagas em linguagens formal e convertê-

las em computacional, onde o computador possa interpretá-las. Um exemplo clássico da inferência Fuzzy na linguagem natural (CAVALCANTI, 2012).

Segundo Cavalcanti (2012), para descrever os graus de pertinência a vários estados ou condições, são usadas funções matemáticas. A cada palavra Fuzzy que descreve o processo, é fornecida um grau de pertinência. Na Figura 6 ilustra duas funções de pertinência sendo baixo e alto, com as variáveis linguísticas podem ter diferentes conjuntos de funções de pertinência e palavras.

Figura 6: Função de pertinência baixo e alto



Fonte: Mello, 2012, p .17

A proposta do controle Fuzzy é gerar ações de controle baseadas no conhecimento especialista utilizando as regras do tipo “condição-ação”. Um exemplo é o reator químico: a principal variável de uma reação química é o controle preciso da temperatura, então o operador tem o conhecimento que se a temperatura subir ele deve abrir a água para resfriar (MELLO, 2018).

O modelo de controle Fuzzy, é dividido em três etapas básicas apresentadas apresentas na Figura 7.

Figura 7: Etapas do processamento Fuzzy



Fonte: Rockwell, (2007).

Na etapa de Fuzzificação os dados de entrada, de imprecisão e de incerteza são transformados em variáveis linguísticas. Após a transformação é determinado as funções de pertinência. (AGUADO e CANTANHEDE, 2010).

Segundo Cox (1994, p. 30, apud AGUADO e CANTANHEDE, 2010, p. 9) após os dados serem transformados em variáveis linguísticas, a próxima etapa consiste na criação de regras ou proposições através da associação das variáveis já criadas. As proposições são geradas entre a relação das variáveis do modelo e a região Fuzzy, assim essas regras geradas pela associação podem ser condicionais ou não.

A defuzzyficação traduz a variável linguística para um valor discreto dado pelo resultado de saída da inferência fuzzy. De uma forma simples este processo é uma transformação inversa que converte a saída fuzzy para 0 e 1. Existem alguns métodos de defuzzyficação, entre eles destacam-se o centro da área, centro do máximo e a média do máximo.

A técnica mais utilizada é o centro da área, pois ela tem a função de calcular o centroide da área composta do resultado das operações dos conjuntos fuzzy e gerar as saídas. Normalmente são duas saídas: a primeira é gerada pela regra fuzzy e a segunda é uma superfície de associação das variáveis de entrada e saída (CANEPPELE; SERAPHIM, 2013).

2.5.1 Ferramenta de modelagem Fuzzy Rockwell

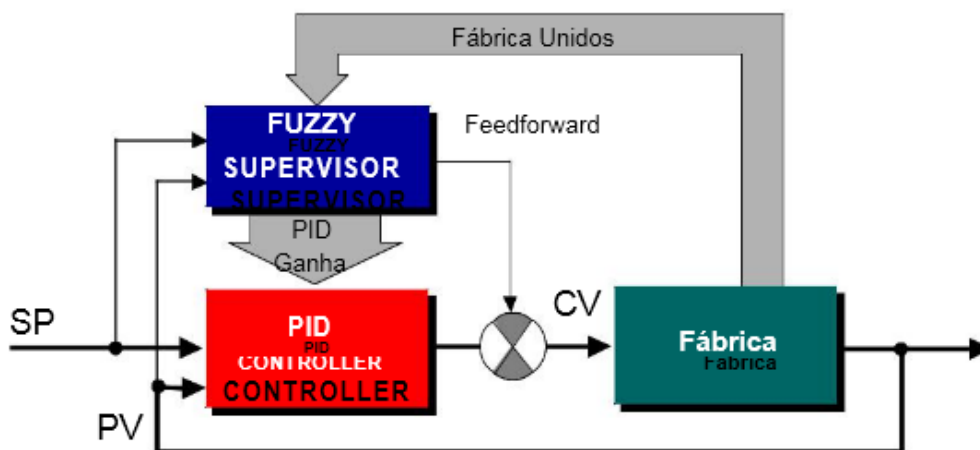
O Fuzzy Designer é um conjunto de softwares criado para projetar um sistema Fuzzy para implementação hierárquica (HFS). A referida ferramenta pode ser utilizada em aplicações como automação industrial, inteligência artificial e em sistemas de monitoração, tomada de decisão e previsão. O sistema Fuzzy Designer pode ser utilizado em controles não-lineares com regras Fuzzy no controlador, troca de dados entre controladores e realimentação PID supervisor (ROCKWELL, 2007).

2.5.5 Controle Não Lineares com regras Fuzzy e PID Supervisor

Segundo ROCKWELL (2007), a supervisão Fuzzy tem como benefício a possibilidade de aplicação ao controle existente, sendo muito usual em controlador PID supervisionado. Neste tipo de controlador os ganhos, feedforward ou ação

setpoints são modificadas por regras dependendo da situação do processo, definidas por parâmetros de referência. A Figura 8 ilustra um controle não-linear, baseado em regras Fuzzy de um controlador PID Supervisor.

Figura 8: Controle não linear baseado em regras Fuzzy com PID supervisor



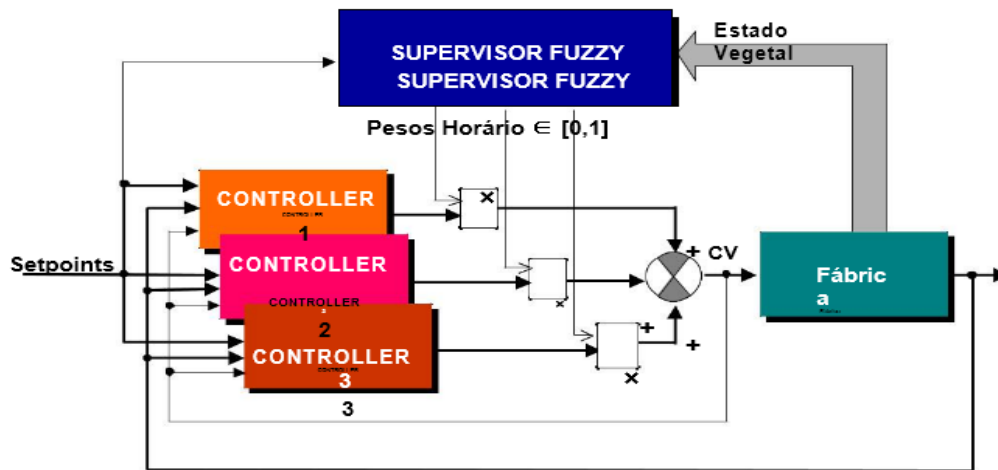
Fonte: Rockwell (2007).

A lógica Fuzzy em conjunto com o PID pode resolver o problema de intervenção humana no controle da produção para estabilizar o processo. Com a supervisão Fuzzy não é necessário a presença de um operador fazendo essas correções, pois a inteligência do processo pode ser passada para o programa através de um especialista no assunto, assim o supervisor nebuloso com toda sua agilidade ele consegue realizar antecipação de erro e suavizar a curva de desvio padrão alterando parâmetros de setpoint, analisando sua saída e corrigindo rapidamente se for o caso. Com essa inteligência o sistema se torna totalmente autônomo e muito ágil (MORAIS, 2017).

2.5.6 Método troca inteligente entre controladores (Takagi-Sugeno)

A comutação entre os controladores locais é realizada por um controlador analítico. Quando as condições mudam o supervisor diminui a influência de um determinado controlador e atribui maior peso a outro que já está programado para trabalhar em novas condições (ROCKWELL, 2007). A Figura 9 ilustra o referido controle.

Figura 9: Troca inteligente entre controladores (Takagi-Sugeno)

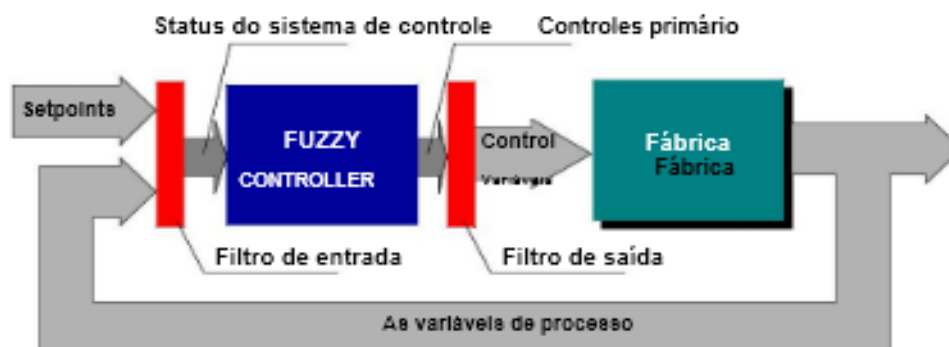


Fonte: Rockwell (2007).

2.5.7 Sistema de controle de realimentação com Controlador Fuzzy

Esse tipo de controle trabalha com várias entradas e saídas e é recomendado para programadores experientes onde as variáveis de controle sejam diretamente ligadas a regras. As regras podem aumentar à medida que o número de entradas também aumenta, e pode ser reduzida pela hierarquização da regra base do controlador (ROCKWELL, 2007). A Figura 10 ilustra o funcionamento do controle por realimentação similar a um PID.

Figura 10: Controle com realimentação



Fonte: Rockwell (2007).

3 METODOLOGIA

Para sanar o problema de oscilações na pressão e temperatura do vapor que sai das caldeiras, foi necessário um acompanhamento de perto na rotina de operações, entrevista com os operadores, análise das principais variáveis via gráfico, além de testes e aferições nos instrumentos de medição de campo.

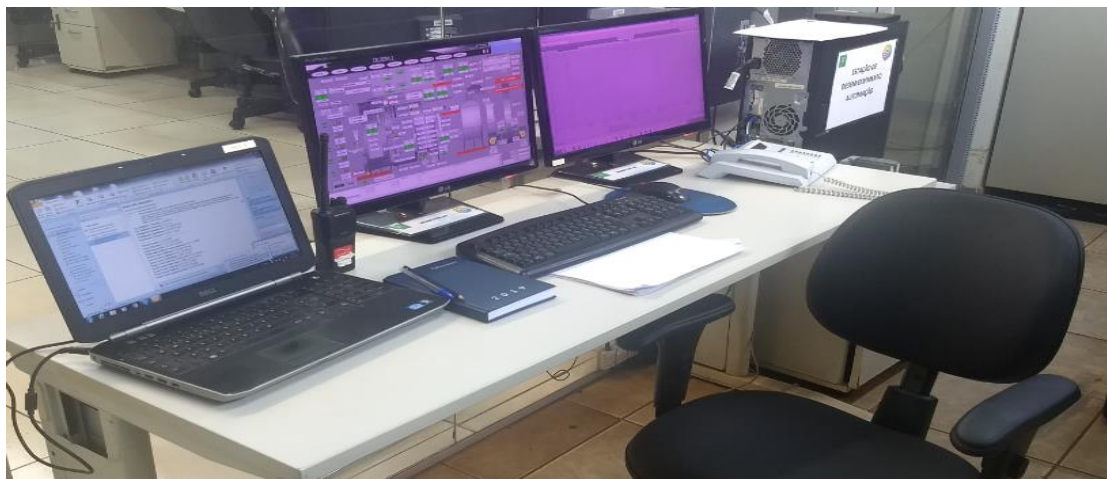
3.1 Dificuldades dos operadores

No setor em questão havia uma dificuldade no controle da temperatura do vapor que oscila entre 15 a 20 °C para mais ou para menos, tendo em vista um setpoint de 500 °C e conseqüentemente havia a oscilação da pressão do vapor. Outra dificuldade está relacionada ao tempo gasto por um operador que realiza o monitoramento da variável. Esse fato impossibilita o operador de realizar suas atividades rotineiras o que pode acarretar em paradas na caldeira, entupimento em esteiras de bagaço e ineficiência na produção.

3.2 Coleta de dados histórico

Após a entrevista com a equipe de operação da caldeira, foram coletados dados de diversas variáveis que compõem o controle de combustão por um período de 3 dias. A aquisição de dados foi realizada diretamente da sala de engenharia e desenvolvimento de automação da Usina, utilizando o software Historian V4.5 da GE fanuc. Esse software é instalado em um servidor virtualizado que é interligado a rede industrial e de supervisão. O mesmo coleta as variáveis a cada 1 segundo e as guardando em um Storage de 2 TeraByte, nos dando um banco de dados com capacidade de mais de 4 anos de armazenamento. A Figura 11 ilustra a sala da engenharia de onde foi realizado os estudos via gráfico e o desenvolvimento da lógica Fuzzy.

Figura 11: Sala da engenharia de automação



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

Para confirmar as dificuldades relatadas pelos operadores no controle da combustão das caldeiras, foi realizado a coleta de dados referente a pressão, temperatura do vapor e pressão da fornalha além de acompanhar a operação diariamente.

3.3 Início da implementação da lógica Fuzzy

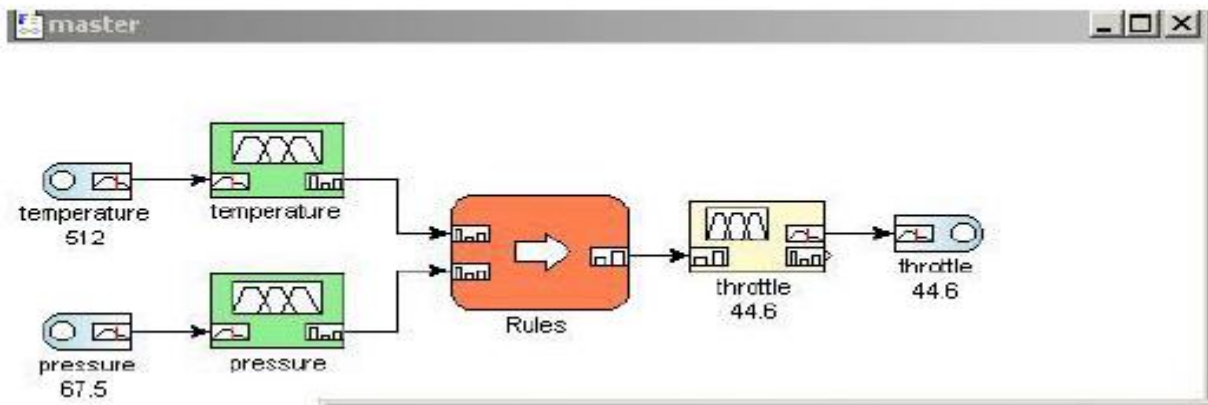
Após as análises de dados da situação dos controles das caldeiras, foi iniciado os estudos na lógica dos controladores. Foi identificado que o controle de combustão estava sendo feito por um bloco PID, utilizando somente a variável de pressão como entrada do bloco, não possuindo nenhuma previsibilidade do processo. Assim, após tentativas de sintonia da malha, a mesma demonstrou resultados oscilatórios. Foi optado pela implementação da lógica Fuzzy com sistema de realimentação em paralelo com o PID, sendo possível trabalhar somente com um controle por vez.

A ideia de operar o controle PID em paralelo com Fuzzy se deu pelo fato da incerteza de como iria se comportar a lógica Fuzzy no controle, pois todos os testes eram feitos com as caldeiras em funcionamento, não sendo possível erros de programação, que poderia acarretar em uma parada geral.

3.3.1 Estrutura de controle *RsLogix 5000 Fuzzy Designer*.

Com a ideia de desenvolver um controle avançado para combustão das caldeiras, houve a integração de mais variáveis que podem auxiliar na antecipação em uma eventual queda de pressão do vapor. Assim, foi adicionado a temperatura do vapor superaquecido na modelagem, trabalhando com duas variáveis simultaneamente. A Figura 12 ilustra os blocos da nossa estrutura aplicada ao processo utilizando o software da *Rockwell*.

Figura 12: Bloco do Fuzzy Designer aplicado nas caldeiras.



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

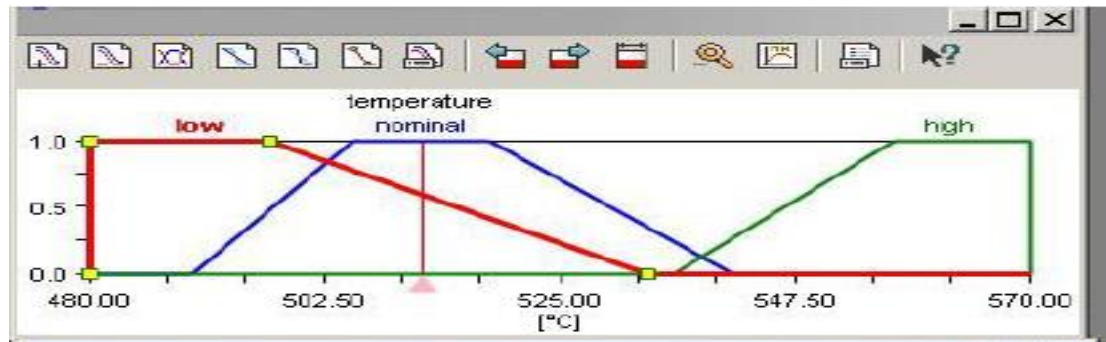
Na estrutura da Figura 12 é possível observar as duas portas de entradas com as variáveis: temperatura e pressão das caldeiras, conectando a um bloco de variáveis linguísticas, onde é feita a fuzzyficação ou tradução. O bloco *rules* é responsável por conter as regras difusas definidas por meios dos gráficos e testes realizados. Nessa parte é a onde é feito a inferência das variáveis linguísticas e comparadas com o grau de pertinência, gerando assim uma saída.

O bloco *throttle* tem a função de fazer a defuzzyficação, ou seja, ele recebe a saída processada com as informações linguísticas, e converter em variáveis lógicas, assim linkando em uma porta de saída que será utilizado dentro da logica de blocos e ladder de cada caldeira. No nosso caso, como as saídas de vapor das caldeiras são interligadas em um coletor comum, ambas utilizam a mesma referência de pressão da *master* e temperaturas independentes de cada uma.

3.3.2 Bloco de Fuzzyficação da temperatura

A Figura 13 demonstra bloco de Fuzzyficação da temperatura do vapor, onde foi definido três termos linguísticos que são: *Low*, *Nominal* e *High*. Nessa sessão foi a onde tivemos maiores dificuldades, pois devido nossa pouca experiência na modelagem Fuzzy, foi necessário muitas tentativas e erros para chegar nesses valores de grau de adesão.

Figura 13: Bloco dos termos linguísticos da temperatura do vapor



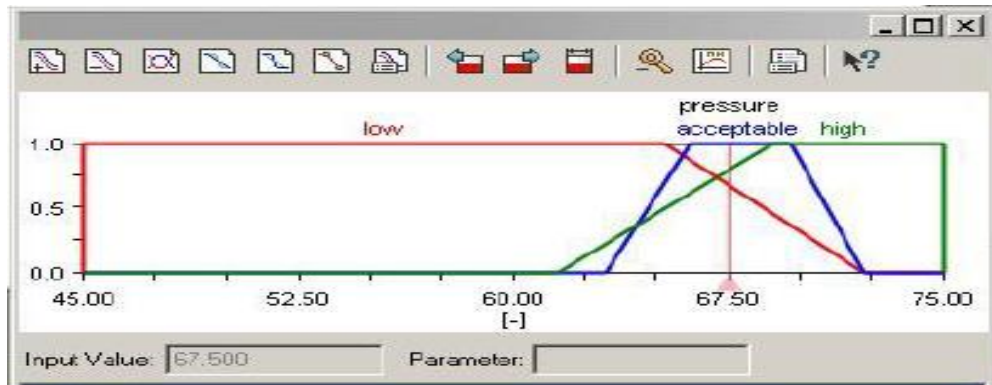
Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

Para configuração dos termos linguísticos foi utilizado a adesão trapezoidal devido não possuir picos e deixando o controle mais flexível. Note que foi adicionado uma faixa de 480 a 570°C e uma pertinências de 0 a 1, deixando a parte nominal aceitável representada na cor azul de 505 a 515 °C.

3.3.3 Bloco de Fuzzyficação da pressão do vapor

Com mesmo método utilizado na Fuzzyficação da temperatura do vapor, nesse bloco também foi adicionado três linguísticas *Low*, *acceptable* e *high*. Observe na Figura 14 que o ponto aceitável ficou entre 65 e 69 Kg que é o mais seguro para se trabalhar na caldeira no nosso caso.

Figura 14: Bloco dos termos linguísticos da pressão do vapor



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

Nessa sessão apresentada sobre os termos linguísticos, observamos que é um dos pontos mais importantes na modelagem, pois o sucesso do controle está na qualidade da Fuzzyficação que será passado ao bloco de regras, assim deixando o controle mais afinado e sem lacunas.

3.3.4 Bloco de regras

Dentro desse bloco foi adicionado as regras para tomada de decisão de acordo com o comportamento observado pelos dados históricos.

Figura 15: Tela do bloco de regras Fuzzy

	Index	Active	Rule DOF	IF		THEN		RW
				temperature	pressure	throttle		
▶	1	<input checked="" type="checkbox"/>	1.0000 <input checked="" type="checkbox"/>	low	low	open	1	
	2	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	low	acceptable	partially_open	1	
	3	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	low	high	nearly_closed	1	
	4	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	nominal	low	nearly_open	1	
	5	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	nominal	acceptable	closed	1	
	6	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	nominal	high	nearly_closed	1	
	7	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	high	low	nearly_closed	1	
	8	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	high	acceptable	nearly_closed	1	
	9	<input checked="" type="checkbox"/>	0.0000 <input type="checkbox"/>	high	high	closed	1	
*								

Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

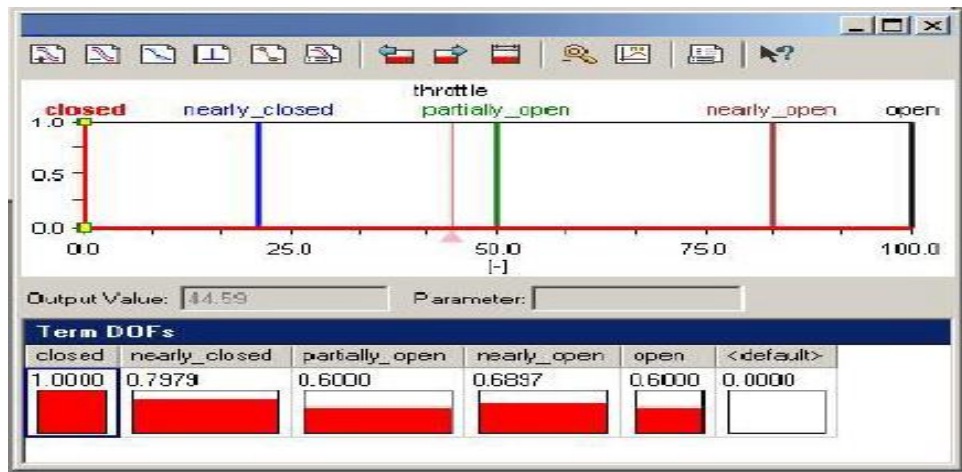
Para conseguirmos uma estabilização observe a Figura 15 mais precisamente na coluna *rule DOF*, que o valor gerado pela média é comparado com a *temperature*

e *pressure*, gerando a saída *Throttle* que será usada posteriormente na variável linguística.

3.3.5 Bloco de linguística de saída

Nessa parte da modelagem é feita a Defuzzyficação onde os valores linguísticos gerados no bloco de regras recebem peso lógico de 0 a 100% para serem usados nas saídas de controle, utilizado o algoritmo de centro da média responsável por calcular a média ponderada de todos valores e imprimir uma saída. A Figura 16 ilustra o bloco de Defuzzyficação com monitoramento online no *Fuzzy Disigner* já com os valores pré-estabelecidos que melhor atendeu o processo de combustão das caldeiras.

Figura 16: Bloco de Defuzzyficação



Fonte : Elaborado pelo Autor (2019).

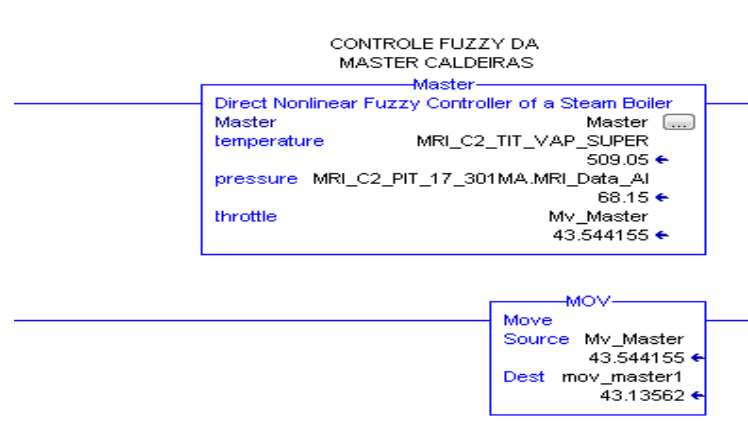
No nosso caso específico esse valor gerado pelo algoritmo em Output Value será usado na lógica de combustão de cada caldeira controlando as MV de alimentação de bagaço e injeção de ar.

3.3.5 Bloco *add-on* de Controle de combustão

Após realizado a modelagem chegou o momento de gerar o bloco *add-on* para ser integrado na lógica *Leader* de cada caldeira. Esse bloco foi alimentado com as variáveis que serão controladas e criado uma tag de saída do tipo *[int]* onde é

armazenado o valor que será utilizado em toda logica. Para evidenciar a implementação a figura 17 ilustra o bloco principal *Fuzzy* com nome *master*.

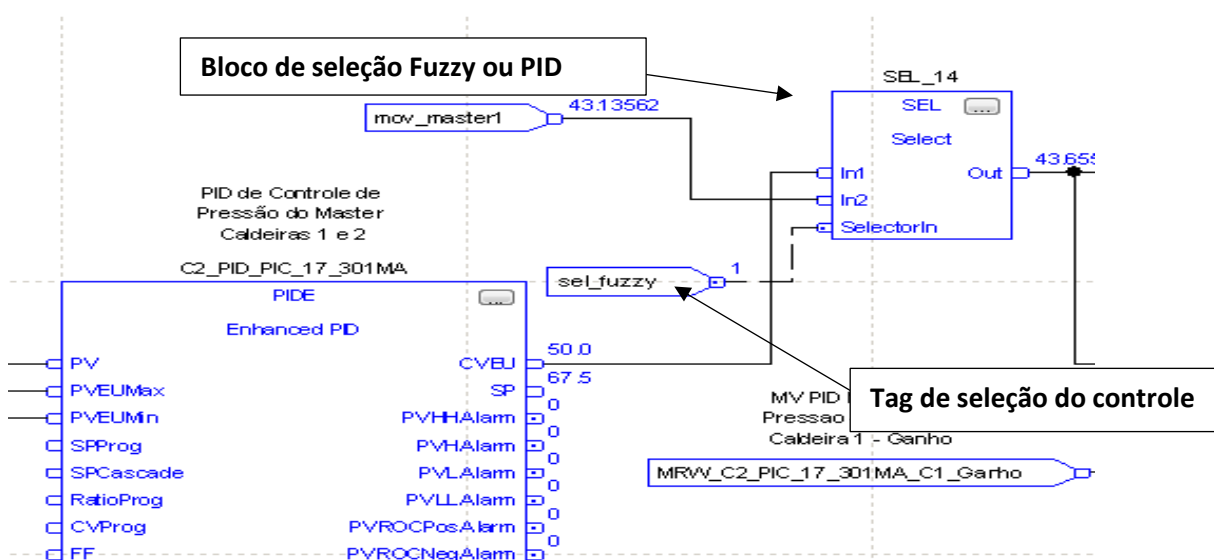
Figura 17: Bloco *Add-on Fuzzy*



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

Para a implementar o Fuzzy não foi necessário fazer grandes alterações na lógica do CLP, pois onde antes era utilizada somente a saída calculada do PID, agora tem um bloco de seleção SEL que faz a comutação dos controles via supervisorio, podendo trabalhar com qualquer uma delas de acordo com a necessidade. A figura 18 mostra um print tirado da lógica das caldeiras, onde se tem os dois controles com opção de seleção.

Figura 18: Diagrama de bloco da seleção Fuzzy - PID



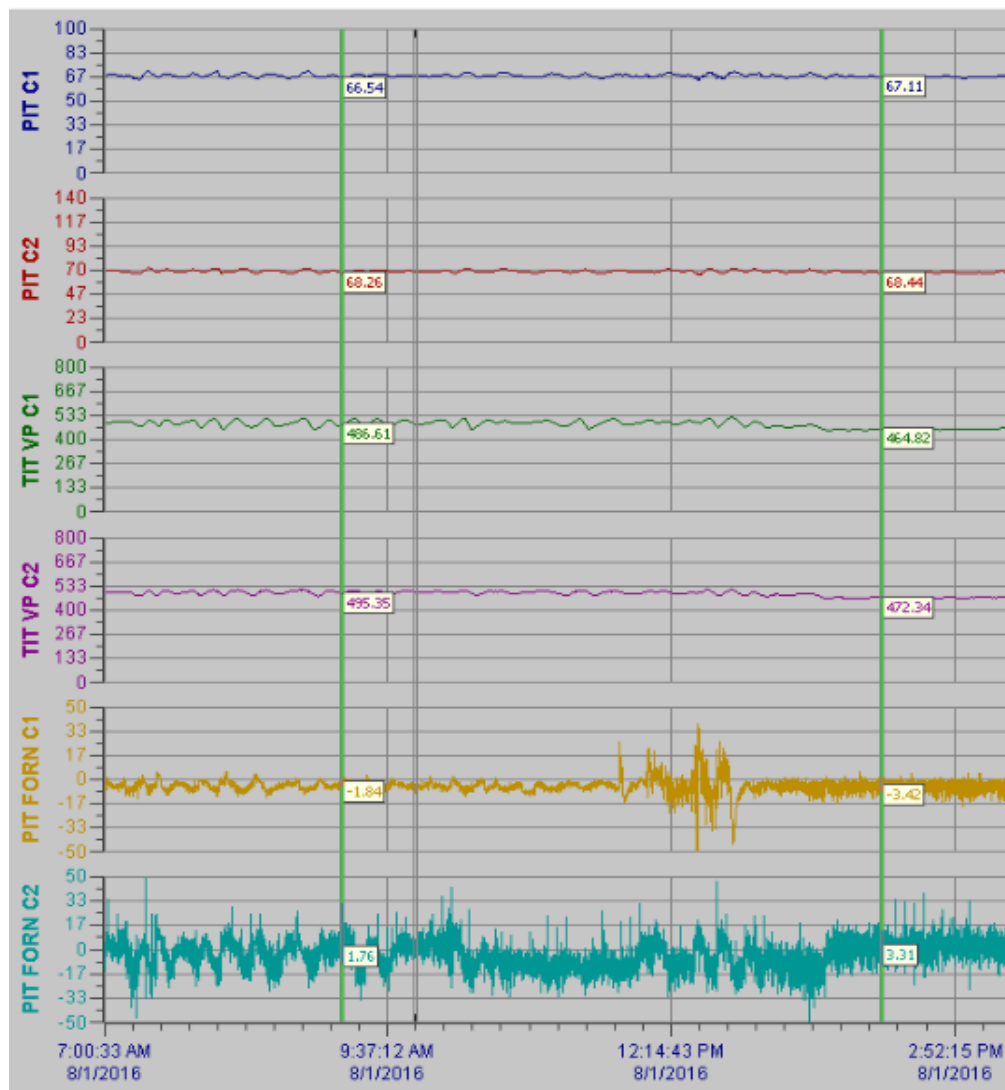
Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O controle Fuzzy adicionado nas caldeiras teve ótimo resultado em termos de estabilidade e previsibilidade em relação ao PID, devido a correta modelagem e seu algoritmo de inferência, foi possível retirar oscilações bruscas do processo de geração de vapor e linearizar a combustão, e ainda dar mais tranquilidade aos operadores que antes tinha muito trabalho para monitorar as caldeiras.

Quando iniciamos o processo de implementação, foi realizado estudos via gráficos para saber do que estávamos lidando, a Figura 19 mostra a situação que encontramos as duas caldeiras antes implementação e a Figura 20 após implementação.

Figura 19: Antes da implementação



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

Legenda:

PIT C1: Pressão interna do tubulão de vapor da caldeira 1

PIT C2: Pressão interna do tubulão de vapor da caldeira 2

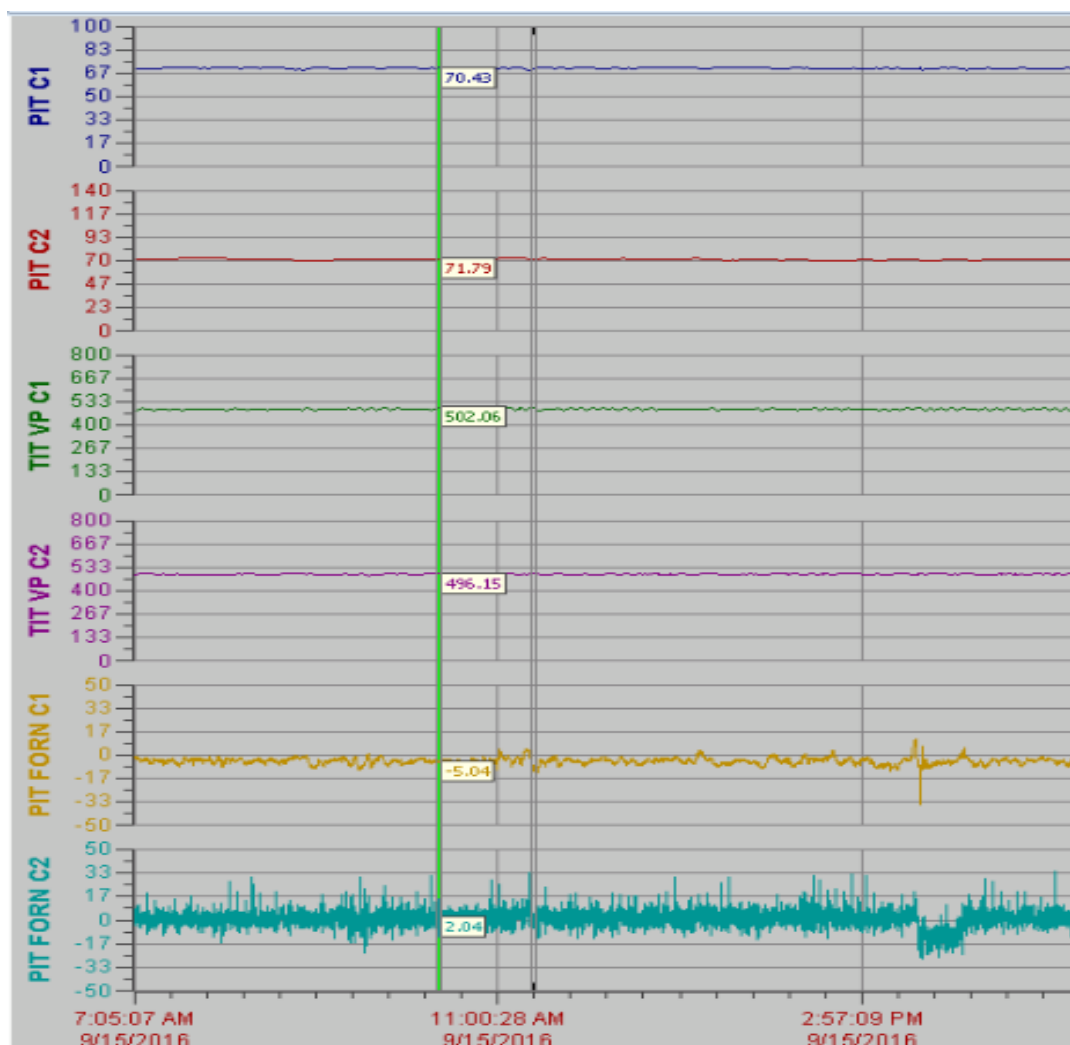
TIT VP C1: Temperatura do vapor que sai da caldeira 1

TIT VP C2: Temperatura do vapor que sai da caldeira 2

PIT FORN C1: Pressão da fornalha caldeira 1

PIT FORN C2: Pressão da fornalha caldeira 2

Figura 20: Após a implementação



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

A cada alteração de parâmetros dentro da modelagem Fuzzy, era retirado um gráfico para acompanhar o efeito da mudança, e a Figura 20 mostra o gráfico que nos

deu o melhor resultado de controle, onde foi possível estabilizar a pressão em um nível de 70 a 71 Kg no tubulão, a temperatura entre 500 e 505 °C e uma melhora na pressão da fornalha que passou a ter uma queima regular sem desperdícios.

Em conversa com a operação, foi relatado uma melhoria no controle que está trabalhando totalmente em automático não sendo necessário intervenção, assim sobrando tempo para análises das outras variáveis da geração de vapor que necessitam de uma atenção.

Outro ponto importante, foi a economia de bagaço que pode ter gerado, devido os momentos críticos na operação como bagaço úmido ou falhas nas esteiras, a malha era passado para manual ocorrendo a dosagem de bagaço em demasia sem base alguma, gerando um gasto sem necessidade, e as vezes acontecendo até de cair no esquecimento de voltar para automático o controle agravando mais ainda o desperdício.

4.1 Sucesso da Lógica Fuzzy na combustão.

Como dito anteriormente o controlador PID só trabalhava com a pressão como entrada de informação, agora com o controle avançado em linha, além da pressão ele também utiliza a temperatura do vapor com a seguinte lógica: se a temperatura estiver alta e a pressão normal, o controle diminui a alimentação de biomassa e esfria a temperatura do vapor até estabilizar.

Em uma situação em que a temperatura cair e a pressão estiver normal, ele adiciona bagaço para compensar, pois é inevitável que a pressão caia após um tempo e aumente ainda mais o distúrbio. Essa previsibilidade da Lógica Fuzzy foi o ponto crucial para o sucesso, pois é dessa forma que os operadores agiam para controlar o processo quando era necessário passar para manual, o que nós fizemos foi passar o conhecimento da operação para o CLP.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em busca da maior economia e praticidade nas operações das caldeiras aquatubulares, as usinas de açúcar e álcool estão atrás de novas técnicas de

controles para automação industrial, onde sua implementação e manutenção seja viável no ponto de vista financeiro.

Nesse estudo de caso apresentou a implementação do controle Fuzzy com realimentação, atuando na combustão de duas caldeiras, onde foi possível comprovar através de coleta de dados o melhor controle da pressão e temperatura do vapor, além da redução das turbulências na pressão da fornalha, que podem trazer danos a estruturas metálicas das caldeiras devido efeito sanfona.

Os benefícios alcançados com a melhoria foi a estabilidade no processo e menor erro operacional, além da economia do bagaço que não foi enfatizado no artigo, pois não temos uma balança na saída da esteira para realizar a pesagem e saber exatamente qual está sendo o consumo. Fica claro que com a estabilidade na combustão ocorre uma economia de combustível devido a dosagem exata sem desperdícios, mas sem equipamentos de medição de peso, fica praticamente impossível contabilizar em números esses dados.

Como os resultados alcançados, futuramente será implementado em outras malhas da usina o supervisor Fuzzy com intuito de auditar o controlador PID e alterar parâmetros automaticamente no controle, assim será possível comparar com o modelo implementado nesse trabalho relatar sua eficiência.

REFERÊNCIAS

ARAUJO, A. S. Sistema de apoio a decisão para futebol baseado em lógica Fuzzy. Disponível em: < <http://monografias.poli.ufrj.br/monografias/monopoli10022054.pdf>.>. Acesso em 10 fev. 2019.

AGUADO, A. G; CANTANHEDE.M.A Lógica Fuzzy. Disponível em: < https://scholar.google.com.br/scholar?hl=ptBR&as_sdt=0%2C5&q=aguado+e+catanhede&btnG=.>. Acesso em 3 jan. 2019

BEGA, E. A. **Instrumentação aplicada ao controle de caldeiras**. 3a. ed. Rio de Janeiro: Interciência, 2003. p.170.

BAZZO, Edson. **Geração de vapor**. 2. ed. Florianópolis: Daufsc, 1995. 215 p
CAVALCANTE,J.H.F; Lógica Fuzzy aplicada as engenharias. Disponível em: < http://www.logicafuzzy.com.br/wpcontent/uploads/2013/04/logica_fuzzy_aplicada_as_engenharias.pdf.>. Acesso em 5 jan. 2019

CANEPPELE, F. L; SERAPHIM, O. J; Análise da eficiência energética em indústrias madeireiras através da lógica Fuzzy. Disponível em: < [https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/137388/ISSN1808-8759-2013-28-02-95-102.pdf?sequence=1&isAllowed=.>. Acesso em 5 jan. 2019](https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/137388/ISSN1808-8759-2013-28-02-95-102.pdf?sequence=1&isAllowed=.)

CAMARGOS, F.L; Lógica nebulosa: Uma abordagem filosófica e aplicada. Disponível em: < <http://www.inf.ufsc.br/~j.barreto/trabaluno/IANebulosos.pdf>>. Acesso em 12 fev. 2003.

DAMATTO, W. S; A coogeração de energia elétrica a partir da biomassa inserida na matriz energética brasileira. Disponível em: < [https://file:///C:/Users/WILLIAM/Downloads/Silva_Wilson_Damatto_da%20\(1\).pdf](https://file:///C:/Users/WILLIAM/Downloads/Silva_Wilson_Damatto_da%20(1).pdf)>. Acesso em 6 jan. 2019

ELETROBRAS. Eficiência energética no uso do vapor. Disponível em: <<https://bucket-gw-cni-static-cms-si.s3.amazonaws.com/media/uploads/arquivos/LivroVapor.pdf>>. Acesso em 29 jan. 2019.

FURNAS. Usina Termoelétrica convencional. Disponível em: < http://www.furnas.com.br/hotsites/sistemafurnas/usina_term_funciona.asp>. Acesso em 10 jan. 2019.

IANALITICA. Benefícios de um controlador de combustível baseado em O2 para as termoelétricas à biomassa. Disponível em: < <https://ianalitica.com.br/controle-da-combustao-em-fornalhas/>>. Acesso em 8 jan. 2019.

GUERRA, W. A; Implementação de Controle Proporcional, Integral e Derivativo Digital em Controladores Lógico Programáveis Disponível em: <https://http://www2.ee.ufpe.br/instrumentacao/monografias/Wladimir_Guerra_PROMINP_I.pd> Acesso em 05 fev. 2019.>

GOMIDE, F. A. C; GUDWIN, R. R, TANSCHKEIT, R; Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos Fuzzy, lógica Fuzzy e aplicações. Disponível em: < <ftp://vm1-dca.fee.unicamp.br/pub/docs/gudwin/publications/ifsa95.pdf>>. Acesso em 17 jan. 2019.

MARTINELLI, L. C. Geradores de vapor. Disponível em: <<http://www.saudeetrabalho.com.br/download/geravapor.pdf><http://www.ibict.com.br>> Acesso em 8 jan. 2019.

NOVUS. Controle PID básico. Disponível em:
<<https://www.novus.com.br/artigosnoticias/arquivos/ArtigoPIDBasicoNovus.pdf>>.
Acesso em 2 fev. 2019.

OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. 5. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010. p.807.

PANOSSO, G. C; Métodos de simulação para o ciclo de Rankine. Disponível em:
<https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/2464/000370267.pdf?sequence=1&isAllowed=y> Acesso em 27 jan. 2019.

QUEIROZ, T. L; Implementação de um sistema de automação, controle e supervisão da em uma caldeira Disponível em: <http://www2.dee.cefetmg.br/wp-content/uploads/sites/18/2017/11/TCC_2017_1_TLQueiroz.pdf> Acesso em 25 jan. 2019.

OLIVEIRA, S. F. C; Análise comparativa entre o controlador PID convencional aplicados a estabilização de um quadrimotor Disponível em:
<<https://ppgee.ufersa.edu.br/wpcontent/uploads/sites/61/2014/09/Disserta%C3%A7%C3%A3o-Sameque-Farias-Cunha-de-Oliveira.pdf>> Acesso em 25 jan. 2019.

ROCKWELL; Rs Logix 5000 Fuzzy Designer. Disponível em:
https://literature.rockwellautomation.com/idc/groups/literature/documents/um/logix-um004_-en-p.pdf Acesso em 23 fev. 2019.

TECHPLUS, Técnicas de controle avançado. Disponível em:<
<https://www.techplus.com.br/tecnicas-controle-avancado/>> Acesso em 26 fev. 2019

MORAIS E. R; Desenvolvimento de um controlador híbrido FuzzyPID para estabilização de um vant do tipo quadrirrotor na realização de voo autônomo vertical, Disponível em: <
<https://ppgee.ufersa.edu.br/wp-content/uploads/sites/61/2014/09/Disserta%C3%A7%C3%A3o-Edpo-Rodrigues-de-Morais.pdf>>.