



**VICTORIA NUNES PEREIRA CHAVES**

**ANÁLISE DE DESEMPENHO DE CONTROLADOR  
CLÁSSICO E FUZZY EM UMA SIMULAÇÃO DE COLUNA  
DE DESTILAÇÃO**

**LAVRAS – MG**

**2022**

**VICTORIA NUNES PEREIRA CHAVES**

**ANÁLISE DE DESEMPENHO DE CONTROLADOR CLÁSSICO E FUZZY EM UMA  
SIMULAÇÃO DE COLUNA DE DESTILAÇÃO**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia de Controle e Automação, para a obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Daniel Furtado Leite

Orientador

**LAVRAS – MG**

**2022**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da  
Biblioteca Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Chaves, Victoria Nunes Pereira.

Análise de desempenho de controlar clássico e fuzzy em uma  
coluna de destilação / Victoria Nunes Pereira Chaves. - 2022.

55 p.

Orientador(a): Daniel Leite Furtado.

TCC (graduação) - Universidade Federal de Lavras, 2022.

Bibliografia.

1. Controle inteligente. 2. Controle clássico. 3. Coluna de  
destilação. I. Furtado, Daniel Leite. II. Título.

**VICTORIA NUNES PEREIRA CHAVES**

**ANÁLISE DE DESEMPENHO DE CONTROLADOR CLÁSSICO E FUZZY EM UMA  
SIMULAÇÃO DE COLUNA DE DESTILAÇÃO**

**PERFORMANCE ANALYSIS OF CLASSIC AND FUZZY CONTROLLER IN A  
DISTILLATION COLUMN SIMULATION**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia de Controle e Automação, para a obtenção do título de Bacharel.

APROVADA em 05 de maio de 2022

Dr. Daniel Augusto Pereira – UFLA

Bel. Caroline Santos Pereira – Bosch

Prof. Dr. Daniel Leite Furtado

Orientador

**LAVRAS – MG**

**2022**

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras, por nos fornecer um ensino gratuito e de qualidade. Ao meu orientador, Daniel, pelo suporte desde a decisão do tema à finalização desse trabalho.

À minha mãe, Águida, que me apoiou, não só em relação a faculdade, e sempre acreditou em mim.

Ao meu pai, que tornou possível a minha manutenção em Lavras, sem ele não seria possível realizar o meu sonho de me formar.

Aos meus amigos, em especial Tainá e Leonardo, que estiveram comigo nesses últimos períodos de faculdade, sofrendo juntos e conseguindo superar as dificuldades juntos. E também à minha amiga Caroline que além de amiga (mais que amigas, friends), também serviu de inspiração, que me fez acreditar que nós mulheres podemos ocupar esse espaço tão dominado pelos homens.

Agradeço também minha querida companheira Gabriela por ter ficado ao meu lado no momento tão difícil que todos nós vivemos, os anos de pandemia, por ter me dado suporte, por ter aguentado todo o estresse de final de graduação comigo e por acreditar na minha capacidade em momentos que nem eu mesma acreditava.

E por fim e não menos importante, gostaria de agradecer à i.Systems por ter tornado possível o desenvolvimento desse trabalho, por ter me dado a oportunidade de vivenciar na prática a beleza do controle industrial e em especial ao Caio por ter me incentivado a não desistir de apresentar o TCC nesse período.

Obrigada a todos que em algum momento estiveram comigo durante esses anos de faculdade, pois com certeza tiveram impacto na mulher e profissional que sou hoje!

“As mulheres precisam se encher de coragem para alcançar seus sonhos adormecidos.”

(Alice Walker)

## RESUMO

Este trabalho avalia o desempenho de controladores clássicos e inteligentes aplicados à uma simulação de processo de coluna de destilação. Pretendeu-se determinar qual o melhor controlador para obter etanol na concentração desejada. Para tanto, foi feito um estudo teórico sobre o processo de destilação em uma coluna binária, e análises de como as variáveis do processo se relacionam para estimar a correlação entre a variável manipulada, a variável de processo, e distúrbios. Após a validação do sistema, foi projetado um controlador proporcional integral (PI) pelo método do Lugar Geométrico das Raízes (LGR). Os ganhos de controle obtidos foram impostos ao bloco PID do software LEAF, da empresa i.Systems, para simular o processo em malha fechada. Posteriormente, foi sintonizado um controlador fuzzy no software LEAF. Este procede operações de fuzzificação, inferência e defuzzificação, automaticamente, em malha fechada. Em seguida, o desempenho dos sistemas em malha fechada foram comparados utilizando como critério a média das variáveis de interesse, média do erro absoluto, desvio padrão e variabilidade. Estes critérios apontaram que o controle inteligente fuzzy de tal processo não-linear e multivariável, obtém, em geral, melhor resultado que o controle PID.

**Palavras-chave:** Controle de Processos. Sistemas Dinâmicos. Sistemas Fuzzy. Controle PID.

## **ABSTRACT**

This project evaluates the performance of classical and intelligent controllers applied to a distillation column process simulation. It was intended to determine the best controller to obtain ethanol at the desired concentration. For that, a theoretical study was carried out on the distillation process in a binary column, and analyzes of how the process variables are related to estimate the correlation between the manipulated variable, the process variable, and disturbances. After the validation of the system, a proportional integral controller (PI) was designed using the Geometric Place of Roots (LGR) method. The control gains obtained were imposed on the PID block of the LEAF software, from i.Systems, to simulate the closed loop process. Subsequently, a fuzzy controller was tuned in the LEAF software. It performs fuzzification, inference and defuzzification operations automatically in closed loop. Then, the performance of closed-loop systems was compared using the mean of the variables of interest, mean absolute error, standard deviation and variability as criteria. These criteria indicated that the fuzzy intelligent control of such a non-linear and multivariable process obtains, in general, better results than the PID control.

**Keywords:** Process control. Dynamic Systems. Fuzzy Systems. PID control.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Representação da coluna de destilação .....	14
Figura 2. Esquerda: LGR do sistema sem adição do polo na origem. Direita: Polo em malha fechada fora do LGR devido a adição do polo na origem .....	17
Figura 3: Lugar geométrico das raízes do sistema compensado com polo e zero adicional .....	18
Figura 4. Diagrama de blocos do sistema compensado.....	18
Figura 5. Representação da lógica <i>crisp</i> e fuzzy, respectivamente .....	20
Figura 6. Esquemático do controle fuzzy .....	21
Figura 7. Alguns tipos de funções de pertinência fuzzy.....	22
Figura 8. Granulação fuzzy da posição de um servomotor .....	23
Figura 9. Funções de pertinência associadas às variáveis linguísticas.....	24
Figura 10. Processo de agregação e inferência das regras fuzzy.....	25
Figura 11. Agregação e defuzzificação utilizando o método do 'Centro-da-Área'.....	26
Figura 12. Analogia da gangorra para o método C-o-M .....	27
Figura 13. Interface gráfica da simulação .....	29
Figura 14. Correlação de Pearson entre abertura da válvula e concentração do etanol de topo .....	31
Figura 15. Correlação de Spearman entre abertura da válvula e concentração do etanol de topo .....	31
Figura 16. Lugar geométrico das raízes dado uma malha fechada com um controlador proporcional P .....	33
Figura 17. Informações de desempenho do sistema para $K_p = 94,60$ .....	33
Figura 18. Configuração do bloco PID no software LEAF.....	34
Figura 19. Configuração da PV no bloco fuzzy .....	35
Figura 20. Configuração da MV no bloco fuzzy.....	36
Figura 21. Impacto da temperatura do prato 30 na PV .....	38
Figura 22. Configuração da DV no bloco fuzzy .....	39
Figura 23. Sinal de entrada $u(t)$ ao modelo $G(s)$ .....	41
Figura 24. Resposta ao degrau unitário do modelo de segunda ordem $G(s)$ obtido..	42
Figura 25. Lugar geométrico das raízes do sistema compensado .....	43
Figura 26. Diagrama de blocos do sistema compensado em malha fechada .....	43

Figura 27. Resposta ao degrau unitário com erro nulo em regime permanente .....	44
Figura 28. Parte da simulação da coluna de destilação com controlador PI .....	45
Figura 29. Parte da simulação da coluna de destilação com controlador fuzzy .....	46
Figura 30. Parte da simulação da destilação com controlador fuzzy com DV .....	47

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1. Resultado de 12 horas de simulação do controle PI.....	45
Tabela 2. Resultado de 12 horas de simulação do controle fuzzy sem DV .....	46
Tabela 3. Comparativo entre os controladores PI e fuzzy.....	48

## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	11
1.2 OBJETIVOS E RELEVÂNCIA.....	12
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	13
2.1 PROCESSO DE DESTILAÇÃO .....	13
2.2 CONTROLE CLÁSSICO .....	14
2.2.2 Projeto de controlador pelo lugar geométrico das raízes .....	16
2.2.2.1 Controlador Proporcional Integral Ideal (PI) .....	16
2.3 MODELAGEM E CONTROLE FUZZY .....	18
2.3.1 Controlador fuzzy.....	20
2.3.2 Fuzzificação.....	21
2.3.2.1 Funções de pertinência .....	21
2.3.3 Tomada de decisões.....	23
2.3.4 Defuzzificação.....	25
2.3.4.1 Centro-da-Área (C-o-A).....	25
2.3.4.2 Centro-do-Máximo (C-o-M) .....	26
2.3.4.3 Média-do-Máximo (M-o-M).....	27
2.4 SOFTWARE LEAF.....	28
3 METODOLOGIA .....	29
3.1 SIMULAÇÃO .....	29
3.2 VALIDAÇÃO DA VARIÁVEL DE PROCESSO .....	30
3.3 MODELAGEM DO SISTEMA .....	32
3.4 CONTROLADOR PI .....	32
3.5 CONTROLADOR FUZZY .....	34
3.5.1 Configuração da PV .....	35
3.5.2 Configuração da MV .....	36
3.5.3 Configuração da DV.....	37
3.6 INDICADORES DE DESEMPENHO.....	39

3.6.1 Média da concentração do etanol e abertura de válvula.....	40
3.6.2 Média do erro absoluto, desvio padrão e variabilidade.....	40
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	41
4.1 MODELO MATEMÁTICO DO SISTEMA.....	41
4.2 CONTROLADOR PI.....	42
4.3 CONTROLADOR FUZZY.....	45
4.3.1 Controlador fuzzy sem DV.....	45
4.3.2 Controlador Fuzzy com DV.....	47
4.4 COMPARAÇÃO DE DESEMPENHO ENTRE CONTROLADORES.....	48
5 CONCLUSÃO.....	50
REFERÊNCIAS.....	52
APÊNDICE A.....	54
APÊNDICE B.....	55

## 1 INTRODUÇÃO

No século XVIII aconteceu a primeira revolução industrial e os trabalhos que antes eram feitos de maneira manual passaram a ser realizados por máquinas, assim iniciando a era da indústria. Nesse cenário de grandes avanços tecnológicos, James Watt desenvolveu o primeiro trabalho relevante de controle automático (Ogata, 2014), o regulador centrífugo para controle de velocidade de uma máquina a vapor que ajustava a quantidade de combustível fornecido ao motor de acordo com o erro entre velocidade esperada e a efetiva (Nogueira, 2013).

Com o passar dos anos a indústria foi se desenvolvendo cada vez mais, assim como a sociedade num todo, logo a demanda por produtos industrializados aumentou e nesse contexto a indústria passou por mais uma revolução, a segunda revolução industrial. Mas foi após a Segunda Guerra Mundial, em que o Japão vivia momento de escassez, que veio à tona a preocupação com redução de desperdícios e foi desenvolvido no Japão o modelo de produção conhecido como Toyotismo, em que o objetivo é eliminar perdas, otimizar o uso dos recursos, manter a qualidade desde o momento do projeto do produto, automação do processo, entre outros (Sacomano, 2018). Nessa conjuntura surgiu o controlador lógico programável (CLP), representando o início da terceira revolução industrial, que aliado às teorias de controle desenvolvidas nas décadas anteriores, como o método do lugar geométrico das raízes desenvolvido por Evans e o método da resposta em frequência que são a essência da teoria de controle clássica, permitiu o aumento de produção com redução nos gastos.

Além disso, os benefícios gerados por esses controladores transformaram a organização dos processos industriais como um todo e de acordo com Ribeiro (2001), o controle automático possibilitou a existência de processos extremamente complexos, impossíveis de existirem apenas com o controle manual, tendo em vista o grande número de variáveis que precisam ser medidas e controladas em um processo industrial típico.

Atualmente, a indústria está passando pela quarta revolução industrial, comumente conhecida como Indústria 4.0, e no cenário atual a competitividade é muito alta, logo a procura por controlar processos complexos de maneira ótima e robusta é cada vez maior então uma solução que tem sido adotada é o controlador *fuzzy*. O controlador *fuzzy* é projetado sem a necessidade de um modelo matemático, sendo construído com base em regras que são inferidas de acordo com a experiência e conhecimento dos operadores a respeito do processo, sendo muito vantajoso em processos multivariáveis e não-lineares (Simões, 2007).

Um processo complexo de ser controlado devido a sua característica multivariável e não-linear é o de destilação de etanol. Segundo Teixeira (2016), devido aos diversos distúrbios e possíveis estratégias de controle, grande parte do controle de uma coluna de destilação é feita de maneira manual e o grande desafio dos operadores é manter as variáveis dentro dos limites determinados ao mesmo tempo que tenta economizar vapor e evitar inundação da coluna. Esse processo tem grande importância para a economia brasileira, visto que de, aproximadamente, 40 bilhões de litros de álcool produzido no mundo, 15 bilhões é correspondente à produção brasileira. Além disso o etanol hidratado, produto com teor alcoólico mínimo de 92,6° (INPM) utilizado como combustível de veículos, é uma alternativa mais sustentável em relação aos combustíveis fósseis, tendo como estimativa de produção, segundo a Conab, de 18,68 bilhões de litros para a safra 2021/22, o que representa um papel significativo na matriz energética brasileira. Segundo o Balanço Energético de 2021, os derivados da cana-de-açúcar representam 19,1% da matriz energética do país.

Portanto, percebe-se a importância de encontrar qual a melhor maneira de controlar uma coluna de destilação a fim de reduzir ainda mais os impactos ambientais e otimizar a produção desse produto.

## 1.2 OBJETIVOS E RELEVÂNCIA

Esse estudo tem como objetivo implementar e sintonizar dois controladores, um controlador PI pelo método do Lugar Geométrico das Raízes e um fuzzy pelo software LEAF, em uma simulação de processo de destilação alcoólica em uma coluna de destilação binária. Por fim, por cálculos estatísticos determinar qual dos dois obteve melhor desempenho.

É importante definir a melhor maneira de controlar uma coluna de destilação, pois segundo Kalid (2009) esse equipamento é o que impede o aumento da produção. Nesse sentido, um bom desempenho do controle acarreta menor incidência de produtos fora da especificação desejada, otimiza a produção e o uso dos recursos como o vapor e assegura uma operação estável da coluna evitando situações indesejadas como o transbordamento da coluna.

## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **2.1 PROCESSO DE DESTILAÇÃO**

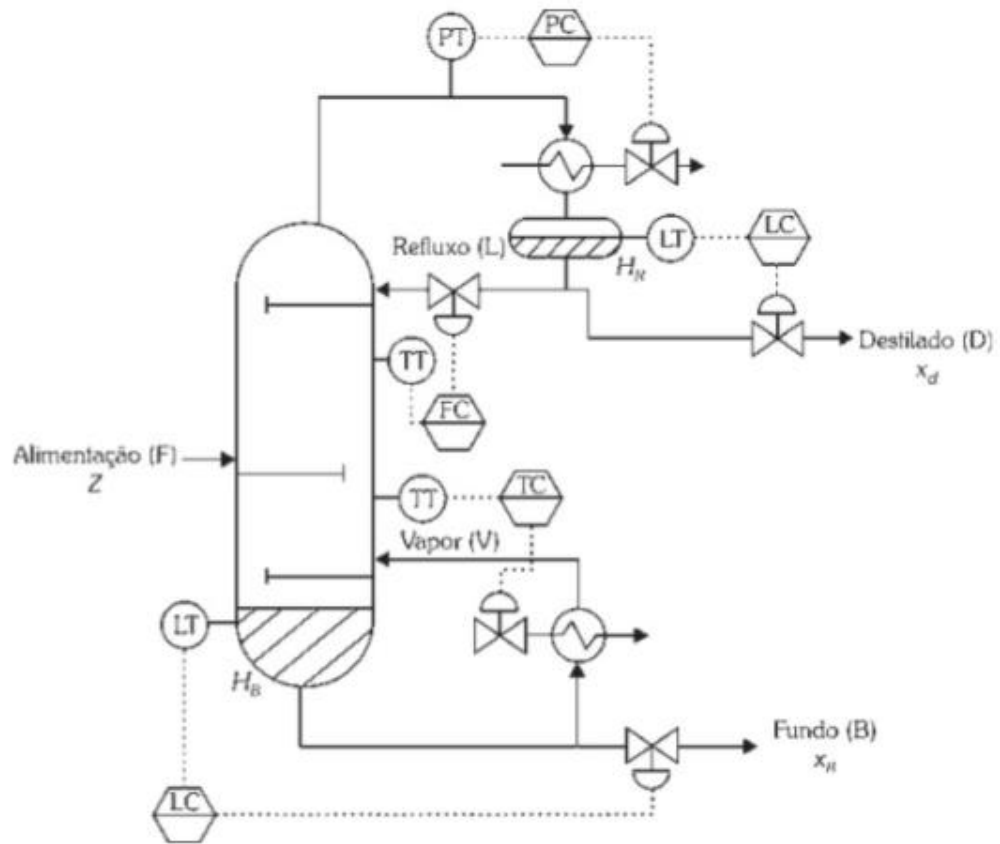
A destilação consiste em um método de separação de dois ou mais componentes com base na diferença de volatilidade deles. Portanto, ao adicionar calor no sistema, uma parte da solução se torna vapor com composição diferente da original. Se houver diversas evaporações e condensações sucessivas é possível separar os dois componentes (Tadini, 2016).

Essa é uma operação comum na indústria química, onde é utilizado um equipamento denominado coluna de destilação. A coluna de destilação é utilizada em processo de separação fracionada, ou seja, ocorre uma sequência de destilação simples a medida que o vapor sobe pela coluna, pois ao longo da estrutura existem pratos que são responsáveis por aumentar a troca de calor entre o vapor e o condensado. Quando o vapor toca os pratos, parte dele é condensado e volta para a fase líquida. O líquido desce pela coluna. Porém, enquanto desce, encontra-se com o vapor que está subindo e parte desse líquido retorna à fase de vapor devido à presença do componente mais volátil. Dessa forma, garante-se maior presença do componente mais leve no topo da coluna (Matos, 2015).

A Figura 1 representa uma coluna de destilação contínua. A “Alimentação” corresponde à mistura dos produtos que serão separados nesse caso: etanol e água. Segundo Tadini (2016), a mistura que se deseja separar é alimentada próxima ao meio da coluna, dividindo a coluna em duas seções: a de enriquecimento, localizada acima da alimentação, e a de esgotamento, situada abaixo da alimentação.



Figura 1. Representação da coluna de destilação



Fonte: Franchi, Claiton M.,2011

Para um processo ser considerado linear é necessário satisfazer o princípio da superposição, ou seja, a resposta do sistema à duas entradas diferentes é a soma das respostas individuais (Ogata, 2010). No caso do processo de destilação, tem-se um sistema não-linear e multivariável, o que aumenta a dificuldade em controlá-lo utilizando métodos e modelos da teoria de controle clássica (Ogata, 2010).

## 2.2 CONTROLE CLÁSSICO

Essa seção retoma alguns conceitos da teoria de controle clássica.

### 2.2.1 Lugar geométrico das raízes (LGR)

O lugar geométrico das raízes é uma técnica utilizada para demonstrar graficamente a posição dos polos em malha fechada a partir da função de transferência em malha aberta. Trata-se de uma ferramenta poderosa de análise de estabilidade e resposta transitória de sistemas lineares invariantes no tempo (Evans, 1948; 1950). Além disso, é um método poderoso para

projetar sistemas em malha fechada, pois permite avaliar o desempenho de um sistema à medida que um entre diversos parâmetros possíveis são alterados, como, por exemplo, o ganho global do sistema em malha fechada (Nise, 2012).

O lugar geométrico das raízes possui diversas propriedades. De acordo com Nise (2012, p.588): “A partir dessas propriedades é possível fazer um esboço rápido do lugar geométrico das raízes para sistemas de ordem elevada sem ter que fatorar o denominador da função de transferência em malha fechada”.

A partir da função de transferência de malha fechada é possível determinar a condição de módulo e angular.

$$T(s) = \frac{KG(s)}{1 + KG(s)H(s)} \quad (2.1)$$

Igualando o denominador  $1 + KG(s)H(s)$  a 0, obtém-se  $KG(s)H(s) = -1$  e a partir disso tem-se a propriedade de ângulo e módulo, respectivamente.

$$\text{Condição angular} = \pm 180^\circ(2k + 1) \quad (k = 0, \pm 1, \pm 2 \dots) \quad (2.2)$$

$$|KG(s)H(s)| = 1 \quad (2.3)$$

A propriedade angular (2.2) mostra que o polo  $s$  pertence ao lugar geométrico das raízes se o ângulo do número complexo for um múltiplo ímpar de  $180^\circ$  (Nise, 2012). Sendo essa condição satisfeita, é necessário satisfazer a propriedade mostrada na Equação 2.3. Para isso é necessário determinar o valor do ganho  $K$ , pois os polos em malha fechada são alterados à medida que  $K$  varia (Ogata, 2010).

$$K = \frac{1}{|G(s)H(s)|} \quad (2.4)$$

Nise (2012) resume o procedimento conforme:

*...dados os polos e zeros da função de transferência em malha aberta,  $KG(s)H(s)$ , um ponto no plano  $s$  estará sobre o lugar geométrico das raízes para um valor particular de ganho,  $K$ , se os ângulos dos zeros menos os ângulos dos polos, todos traçados até o ponto escolhido no plano  $s$ , totalizarem  $(2k + 1)180^\circ$ .*

Assim sendo, para fazer um esboço do lugar geométrico das raízes basta considerar os passos abaixo:

1. Escrever a equação característica  $1 + KG(s) = 0$ .

2. Determinar segmentos do eixo real que fazem parte do lugar geométrico das raízes. Para isso, utiliza-se o critério angular definido pela Equação 2.2. Resumindo, o LGR existe à esquerda de um número ímpar de polos/zeros que estão no eixo real em malha aberta.
3. Determinar ponto de início e término. O LGR começa nos polos e termina nos zeros de malha aberta.
4. Determinar equação das assíntotas. De acordo com Nise, o LGR tende a retas assintóticas quando o lugar geométrico tende ao infinito, então para determinar onde a reta cruza o eixo imaginário e qual é o seu ângulo no momento do cruzamento utiliza-se as Equações 2.5 e 2.6, respectivamente,

$$\sigma = \frac{\Sigma \text{polos finitos} - \Sigma \text{zeros finitos}}{\#\text{polos finitos} - \#\text{zeros finitos}} \quad (2.5)$$

$$\theta = \frac{(2k + 1)\pi}{\#\text{polos finitos} - \#\text{zeros finitos}}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2.6)$$

onde  $\#\text{polos finitos}$  e  $\#\text{zeros finitos}$  é a quantidade de polos e zeros de  $G(s)$ .

Seguindo os passos mostrados anteriormente, é possível fazer um esboço rápido do LGR, porém pode-se obter o lugar geométrico com mais detalhes encontrando o ponto de saída e entrada no eixo real, cruzamento do eixo complexo e também o ângulo de partida de um polo complexo e o de chegada de um zero (Nise, 2012). Esses pontos não serão abordados aqui, pois é possível obter o LGR com detalhes a partir de *toolboxes* do software Matlab.

### 2.2.2 Projeto de controlador pelo lugar geométrico das raízes

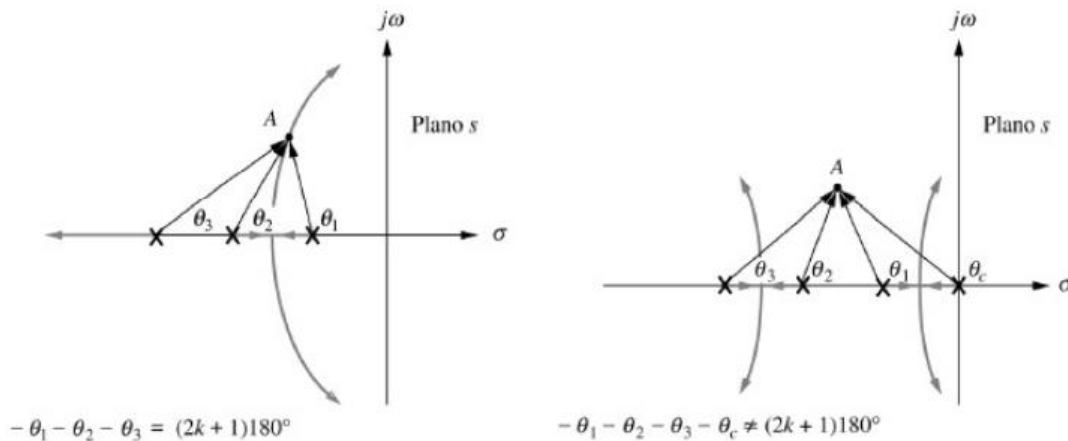
A partir do LGR é possível definir o valor do ganho  $K$  para atender os critérios de desempenho para a resposta transitória. No entanto, em muitos casos, apenas ajustar o valor do ganho não é suficiente para atingir os critérios determinados e, também, limita-se aos valores que pertencem ao lugar geométrico das raízes. Nesse sentido, é necessário adicionar um compensador para obter a resposta desejada, ou seja, adicionar polos e zeros na função de malha aberta para forçar o LGR a passar nos pontos desejados em malha fechada (Ogata, 2010).

#### 2.2.2.1 Controlador Proporcional Integral Ideal (PI)

O controlador PI é conhecido por ser capaz de atenuar e, às vezes, zerar o erro em regime permanente sem, por vezes, afetar consideravelmente a resposta transitória. Para isso, adiciona-se um polo na origem o que aumenta o tipo do sistema e reduz o erro a zero (Nise, 2012). No entanto, ao fazer essa adição, a contribuição angular dos polos não é mais um

múltiplo ímpar de 180. Logo, o critério de condição angular não é satisfeito, e o LGR não passa mais no ponto desejado, como pode ser visto na Figura 2.

Figura 2. Esquerda: LGR do sistema sem adição do polo na origem. Direita: Polo em malha fechada fora do LGR devido a adição do polo na origem

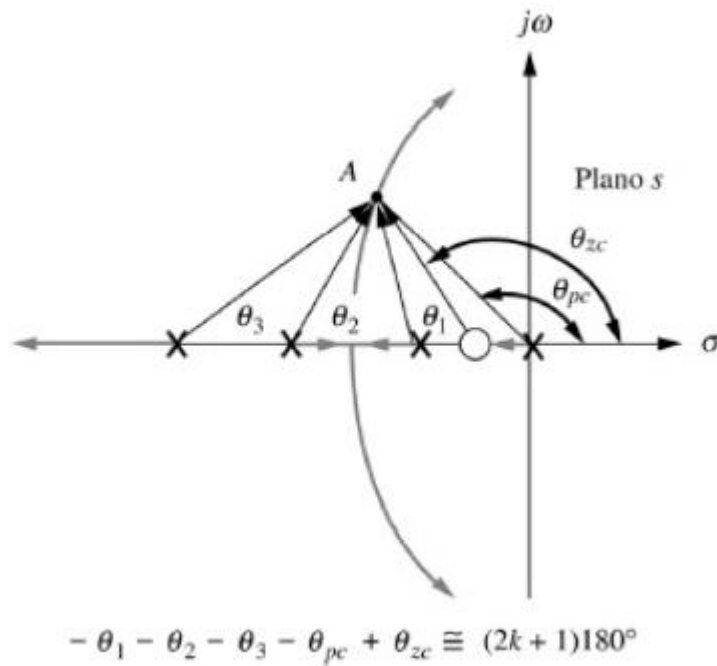


Fonte: Nise (2012)

Por isso, para que o LGR passe no ponto desejado, é necessário adicionar um zero próximo ao polo adicional. Dessa forma, suas contribuições angulares se anulam e a característica de fase do sistema permaneça praticamente a mesma. Assim, o sistema tem seu erro em regime permanente nulo, ou quase nulo, sem afetar de maneira significativa a resposta transitória (Nise, 2012).

O efeito da adição do zero próximo ao polo na origem, pode ser visto na Figura 3. A Figura mostra o lugar geométrico das raízes passando pelo ponto desejado para os critérios de desempenho escolhidos para a planta.

Figura 3: Lugar geométrico das raízes do sistema compensado com polo e zero adicional



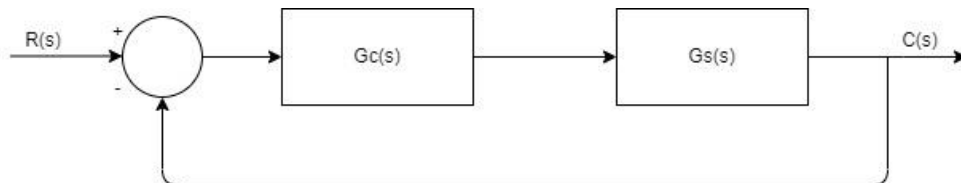
Fonte: Nise (2012)

Assim sendo, a função de transferência do compensador é dada por:

$$G_c(s) = \frac{K(s + a)}{s} \quad (2.7)$$

O diagrama de blocos que representa o sistema em malha fechada passa a ser o que é representado na Figura 4. Note na Figura que  $G_c(s)$  é o compensador, e  $G(s)$  a função de transferência da planta.

Figura 4. Diagrama de blocos do sistema compensado



Fonte: Autor

### 2.3 MODELAGEM E CONTROLE FUZZY

A lógica fuzzy, ou modelos de inferência fuzzy, é uma plataforma computacional para transformar a forma humana de pensar ou o conhecimento de um especialista em um sistema

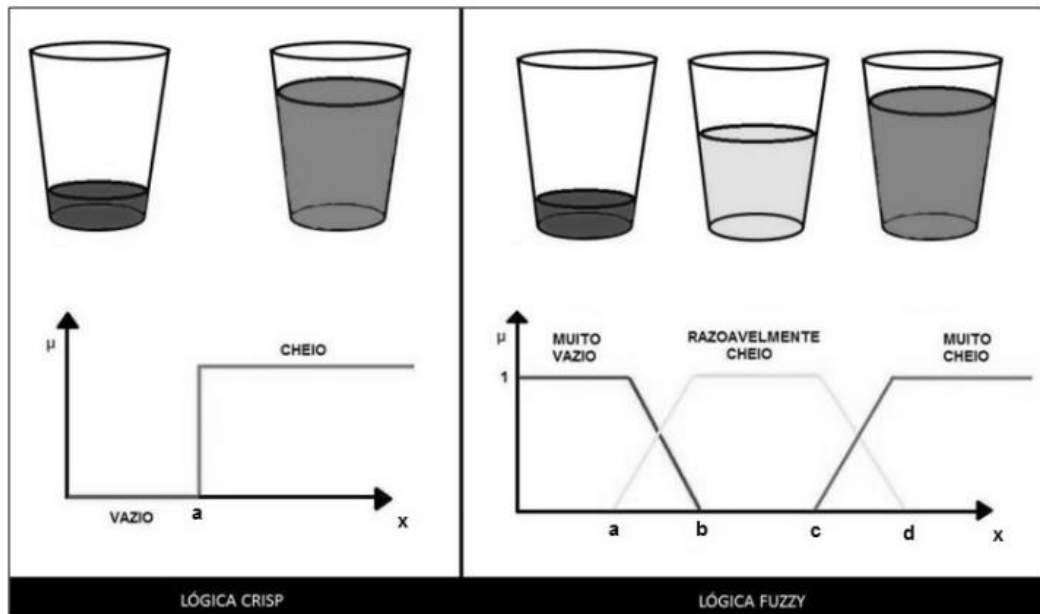
em regras de associação (Simões, 2007). Em muitos casos, a lógica binária, também chamada de *crisp*, não é suficiente para descrever a condição de um fenômeno. Por exemplo, a concentração de etanol em uma mistura pode ser baixa, um pouco baixa, estar no valor ideal, ser alta, etc, de forma que não se sabe precisamente o valor da variável, ou seja, ela não é contemplada, somente, por um valor abrupto para representação dos termos “concentração alta” ou “baixa”, como é na lógica binária.

Nesse sentido, a partir da lógica fuzzy é possível criar regras baseadas em conhecimento especialista para as manobras que os operadores humanos procedem em um processo industrial, e desenvolver um modelo-controlador funcional. Modelos fuzzy que operam como controladores têm sido implementados desde a década de 80 (Weber, 2003).

A Figura 5 mostra a diferença entre a lógica *crisp* e fuzzy. Nos copos da imagem à esquerda, “X” pode assumir somente dois valores. Portanto, a função que rege esse modelo é  $\mu_A: X \rightarrow \{0, 1\}$ , isso significa que se X está contido no conjunto “A”, então, ele recebe o valor 1 – que representa o copo cheio. Caso contrário, ele recebe o valor 0 – que representa copo vazio (Santos, 2016).

Já na Figura da direita, tem-se uma representação da lógica fuzzy, onde o copo pode assumir diversos valores entre “muito vazio” e “muito cheio”. Assim, a função desse modelo para o conjunto “A” é dada por  $\mu_A(x): X \rightarrow [0,1]$ , ou seja, quanto mais próximo de 1, maior o grau de pertinência de X no conjunto “A”, razoavelmente cheio; e quanto mais próximo de 0, menos ele pertence a esse conjunto (Santos, 2016). Nesse sentido, X também pode ter um certo grau de pertinência no conjunto B, por exemplo. Então, ele não estaria ‘muito vazio’ e também não estaria ‘razoavelmente cheio’, mas pode pertencer mais a um destes determinados conjuntos do que ao outro.

Figura 5. Representação da lógica *crisp* e fuzzy, respectivamente



Fonte: Santos, 2016

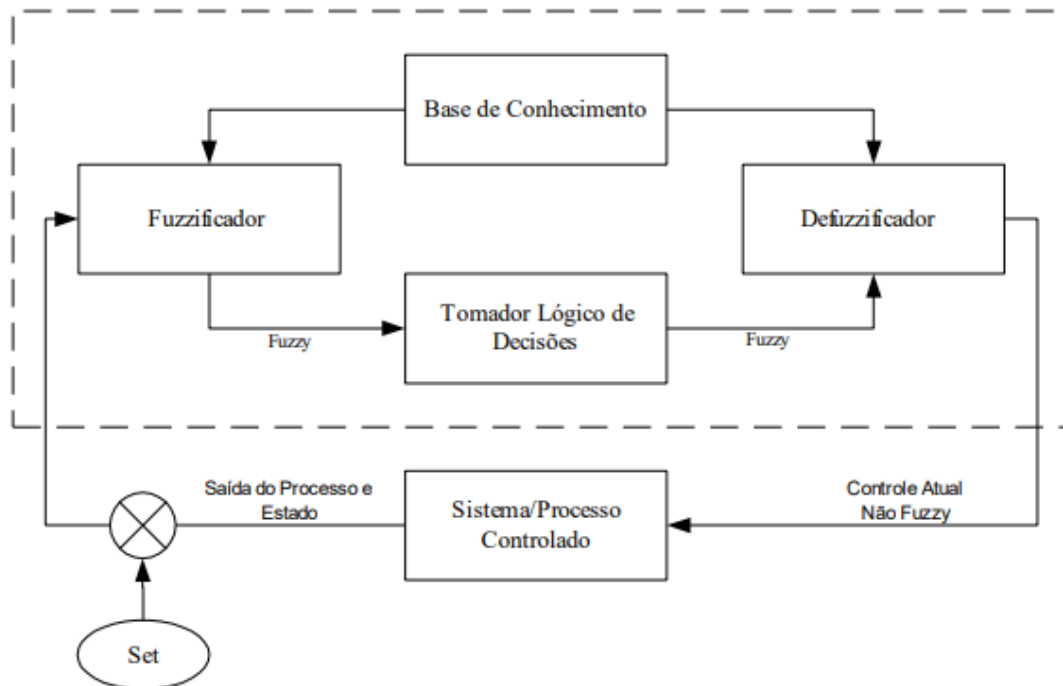
### 2.3.1 Controlador fuzzy

De acordo com Simões (2007, p.45), o controlador *fuzzy* é composto dos seguintes blocos:

- Interface de fuzzificação: transforma os dados advindos de sensores em valores fuzzys;
- Base de conhecimento: formado por base de dados e base de regras, a primeira fornece os valores numéricos para serem usados nas funções de pertinência, a segunda são os conjuntos de regras, geralmente variáveis linguísticas, baseado na estratégia de controle dos especialistas;
- Lógica de tomada de decisões: gera as respostas de controle de acordo com as condições de entrada;
- Interface de defuzzificação: transforma os valores fuzzy em numéricos.

Na imagem abaixo (Figura 6), tem-se uma representação do sistema de controle fuzzy. Os elementos que compõe o controlador fuzzy serão abordados nas seções a seguir.

Figura 6. Esquemático do controle fuzzy



Fonte: Weber (2003)

### 2.3.2 Fuzzificação

Nessa etapa, os dados das variáveis de entrada são transformados em valores fuzzy, isso significa que os valores numéricos passam a ser representados por variáveis linguísticas que serão atribuídas às funções de pertinência (Moraes, 2007).

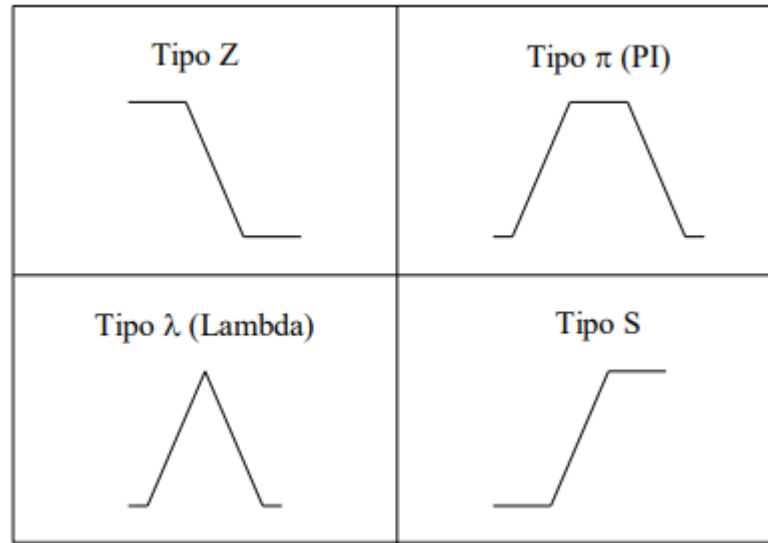
#### 2.3.2.1 Funções de pertinência

As funções de pertinência representam o aspecto primordial da teoria e prática fuzzy (Simões, 2007), pois são elas que definem o grau de pertinência de um valor 'X' às variáveis linguísticas.

Na Figura 7, são apresentadas as funções de pertinência padrões, as quais devem ser normalizadas, em outras palavras, devem ter valor máximo 1 quando pertencem ao conjunto e 0 quando não pertencem. Outras funções podem ser utilizadas, mas requerem maior poder computacional e não seguem o princípio de imitar o pensamento humano (Weber, 2003).



Figura 7. Alguns tipos de funções de pertinência fuzzy



Fonte: Weber (2003)

Quanto maior o número de conjuntos linguísticos, maior a precisão, em contrapartida, aumenta a demanda computacional. Sendo que a partir de 7 conjuntos não há melhorias significativas (Simões, 2007).

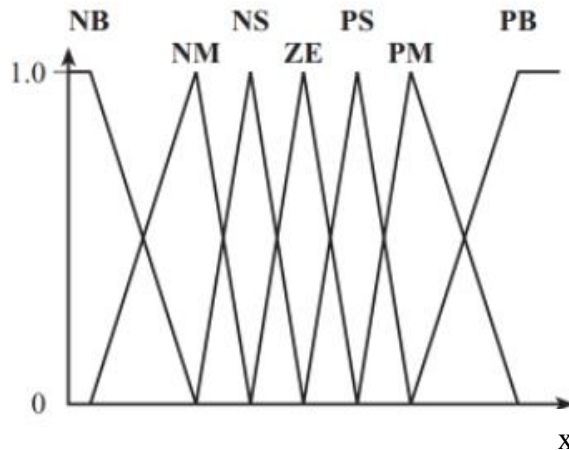
Outro fator importante, que pode ser observado na Figura 8, é que a distribuição não precisa ser simétrica. A Figura 8, apresenta um conjunto de funções de pertinência para um controle de servomotor, então o eixo 'x' representa o universo de discurso da variável que nesse caso é a posição, note que há maior concentração de funções no centro o que implica em maior sensibilidade para variações em torno desse ponto e um ajuste mais fino, já nas regiões de limite máximo e mínimo é permitida uma resposta mais agressiva (Simões, 2007). Logo, para uma distribuição simétrica o comportamento do ajuste seria o mesmo para todo o range da variável.

Em controles fuzzy que possuem sete conjuntos de pertinência há rótulos linguísticos que são tradicionalmente usados, na Figura 8 eles estão acima de cada função de pertinência, sendo elas:

- NB – Negativo Grande;
- NM – Negativo Mediano;
- NS – Negativo Pequeno;
- ZE – Zero;

- PS – Positivo Pequeno;
- PM – Positivo Mediano;
- PB – Positivo Grande;

Figura 8. Granulação fuzzy da posição de um servomotor



Fonte: Simões (2007)

### 2.3.3 Tomada de decisões

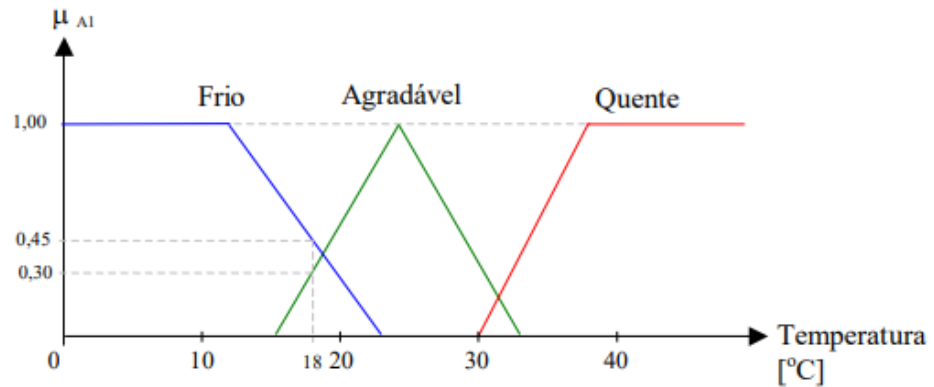
A tomada de decisão do controle fuzzy é baseada em regras que são definidas a partir do conhecimento do especialista no processo ou a partir da análise de dados (Moraes, 2007) utilizando a lógica: **SE (condição) ENTÃO (ação a ser tomada)**.

Na lógica booleana as regras se excluem, isto é, ou o valor pertence a um conjunto ou ao outro, já na lógica difusa as regras se complementam. Por exemplo, no modelo binário se a temperatura está acima do setpoint definido, o controlador tem uma resposta para “quente”, independentemente, se está um pouco acima ou muito acima, se está abaixo do setpoint o controle tem uma resposta para “frio” contrária à anterior (Toresin, 2021).

Exemplo de variáveis linguísticas para a lógica fuzzy:

- SE a temperatura é menor que 23°C, está frio
- SE a temperatura está entre 15 e 32°C, está agradável
- SE a temperatura é maior que 30°C, está quente

Figura 9. Funções de pertinência associadas às variáveis linguísticas

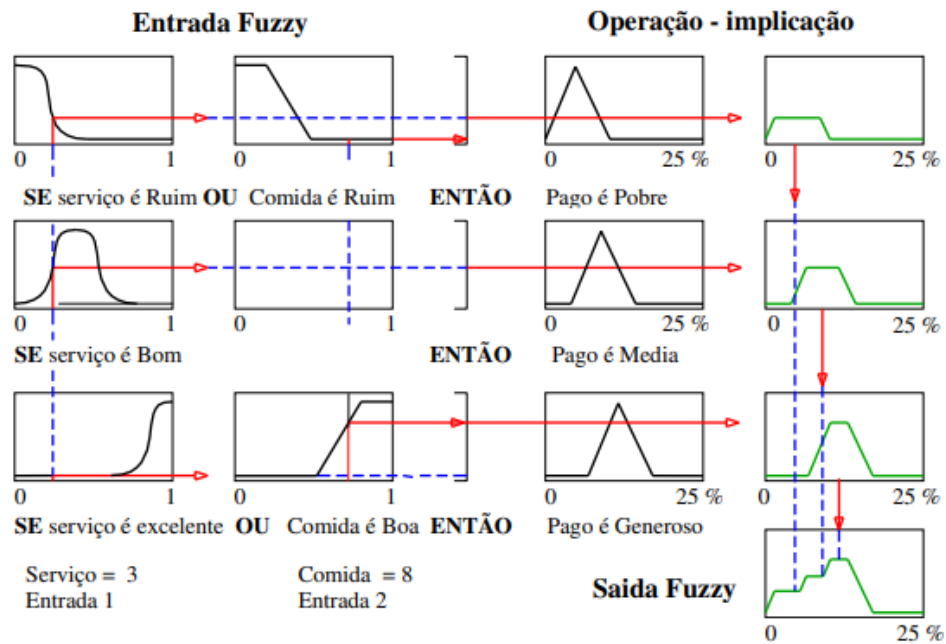


Fonte: Weber (2003)

A Figura 9, mostra as funções de pertinência que representam um sistema de controle de temperatura, e por ela é possível compreender o porquê das regras se complementarem. Note que se a temperatura é 18°C ela não pertence totalmente ao conjunto frio e nem ao agradável, porém possui grau de pertinência ( $\mu$ ) = 0,45 em “frio” e 0,30 em “agradável”, sendo assim ela tem maior pertencimento ao conjunto “frio”, mas não deixa de ser agradável (Weber, 2003). Então, supondo que o setpoint desse processo fosse 25°C, o controlador gera uma resposta intermediária combinando as diferentes regras de controle, esse processo é chamado de inferência.

Na Figura 10 é exemplificado um sistema de inferência fuzzy simples para dar gorjeta o qual possui duas entradas (nota do atendimento e da comida) e uma saída (gorjeta). Primeiro determina o grau de pertinência de cada entrada em relação ao seu conjunto fuzzy, em seguida aplica as regras aos resultados obtidos, depois é feito o remodelamento da saída em função dos valores das entradas gerando assim o conjunto de saída, por fim é feita a agregação de todas as saídas para determinar um único conjunto de saída. O conjunto único de saída fuzzy deve passar pelo processo de defuzzificação, que será abordado adiante, para obter o valor *crisp* a ser enviado para o atuador do processo.

Figura 10. Processo de agregação e inferência das regras fuzzy



### 2.3.4 Defuzzificação

A defuzzificação consiste no processo inverso da fuzzificação, ou seja, transforma os valores *fuzzy* de saída em valores numéricos, pois as aplicações práticas requerem um número preciso com algum significado físico (Weber, 2003). Por exemplo, em um controle de nível de tanques em que a variável manipulada (MV) é a abertura da válvula de entrada, o controlador *fuzzy* tem que fornecer a porcentagem da abertura da MV.

Para realizar esse procedimento há diversos métodos, três que são muito utilizados e serão abordados aqui é: Centro-da-Área (C-o-A), Centro-do-Máximo (C-o-M) e Média-do-Máximo (M-o-M) (Simões, 2007).

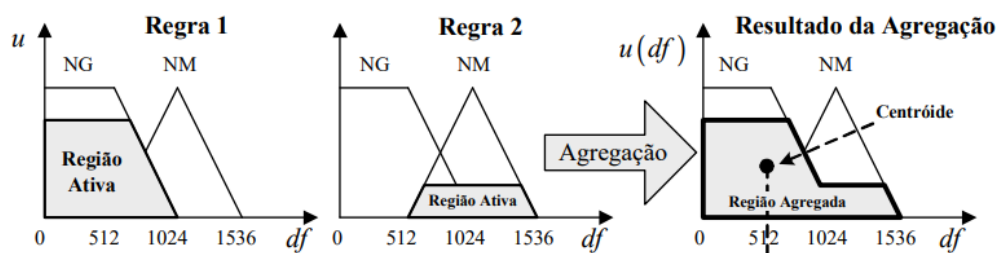
#### 2.3.4.1 Centro-da-Área (C-o-A)

Esse método calcula o centroide do conjunto de saída, que é formado pela união da contribuição das regras. O seu cálculo é dado pela Equação 2.8 (Simões, 2007):

$$u^* = \frac{\sum_{j=1}^N u_i \mu_{OUT}(u_i)}{\sum_{j=1}^N \mu_{OUT}(u_i)} \quad (2.8)$$

onde  $\mu_{out}(u_i)$  é a área da função de pertinência modificada devido a inferência Fuzzy, e  $u_i$  é a posição do centroide individual das funções de pertinência.

Figura 11. Agregação e defuzzificação utilizando o método do 'Centro-da-Área'



Fonte: Marcelo Suetake, Alessandro Goedel e Ivan Nunes, 2007

Esse método possui limitações quando não existe sobreposição entre as funções o que pode levar a um centro de gravidade em um local que não tem sentido físico e/ou quando mais de uma regra possui a mesma saída assim há sobreposição de áreas que não é contabilizada (Simões, 2007).

#### 2.3.4.2 Centro-do-Máximo (C-o-M)

Esse método, também conhecido como defuzzificação pelas alturas, considera os picos das funções de pertinência e não a área. A resposta discreta é uma média ponderada dos máximos e os pesos são dadas pelo grau de pertinência em cada conjunto (Simões, 2007).

É possível fazer a seguinte analogia:

*O método funciona de forma muito semelhante a uma gangorra. Imagina-se que os valores fossem as distâncias do centro da gangorra e os graus de pertinência calculados fossem os pesos que ficam sobre a gangorra. Para se conseguir equilibrar uma gangorra com pesos diferentes em distâncias diferentes é necessário mudarmos o centro da gangorra de lugar. Ao acharmos o ponto de equilíbrio, teríamos encontrado o resultado da Defuzzificação (Weber, p.35).*

O valor defuzzificado por esse método é encontrado a partir da Equação 2.9,

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \sum_{j=1}^N \mu_{OUT}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \mu_{OUT}(u_i)} \quad (2.9)$$

onde  $\mu_{out}(u_i)$  indica onde ocorrem os máximos das funções de pertinência de saída (Simões, 2007).

Apesar das equações desse método e do C-o-A serem muito semelhantes, elas geram resultados levemente diferentes, sendo que essa tem maior compromisso com a regra de saída que teve maior ocorrência. Se três regras forem acionadas e duas impõe saída ZE e uma impõe saída PE, então a saída ZE terá mais peso na resposta (Simões, 2007).

Na Figura 12, tem-se uma representação da analogia citada anteriormente. Os objetos sobre a reta representam as regras de saída, então o objeto da esquerda, com maior dimensão, teve maior ocorrência, logo tem mais peso na resposta, por isso o triângulo, que representa o ponto de equilíbrio, foi deslocado para perto do objeto maior e esse ponto simboliza o resultado da defuzzificação.

Figura 12. Analogia da gangorra para o método C-o-M



Fonte: Simões (2007)

#### 2.3.4.3 Média-do-Máximo (M-o-M)

Quando se quer utilizar a saída cujo valor de pertinência  $\mu_{out}(u_i)$  tenha sido máximo, mas que a função de pertinência possua mais de um máximo o método indicado é o de Média-do-Máximo, também chamado de ‘solução mais plausível’. Nessa abordagem, o formato das funções de pertinência de saída é desconsiderado e o valor é obtido pela soma da média de todos os máximos, ou seja:

$$u^* = \sum_{m=1}^M \frac{u_m}{M} \quad (2.10)$$

sendo,  $u_m$  o  $m$  – ésimo elemento no universo de discurso, onde  $\mu_{out}(u_i)$  tenha um máximo e  $M$  é o número total desses elementos. Esse é um método descontínuo, visto que uma pequena mudança na entrada jamais fará o “melhor compromisso” se alterar, mas não significa que a solução “mais plausível” é única.

#### 2.4 SOFTWARE LEAF

O LEAF, acrônimo de Learning fuzzy, é um *software* de controle avançado desenvolvido pela startup brasileira i.Systems, que tem apresentado cases de sucesso em diversos processos de modelagem complexa, como destilação, digestão de bauxita, moendas etc.

Ele é capaz de gerar automaticamente as funções de pertinência e as regras fuzzy sendo necessário somente configurar um bloco, o que torna sua aplicação dinâmica e rápida. Além disso, por ser um software baseado na lógica fuzzy, ele consegue obter resultados expressivos em processo não-lineares e multivariáveis, como é o caso da destilação.

Também é possível adicionar variável de distúrbio no bloco *fuzzy* do LEAF, a qual pode ser usada para antecipar distúrbios no PV (processo variable) e/ou modificar a resposta de saída do controlador.

Ele se comunica a partir do protocolo OPC (OLE for Process Control), assim pode se comunicar com CLPs (controladores lógicos programáveis) de diversos fabricantes, é possível implementar lógicas personalizadas com a linguagem LUA e com plug-ins internos, como filtros, média móvel, entre outros, e tudo isso sem precisar realizar parada na planta para implementar o controle.

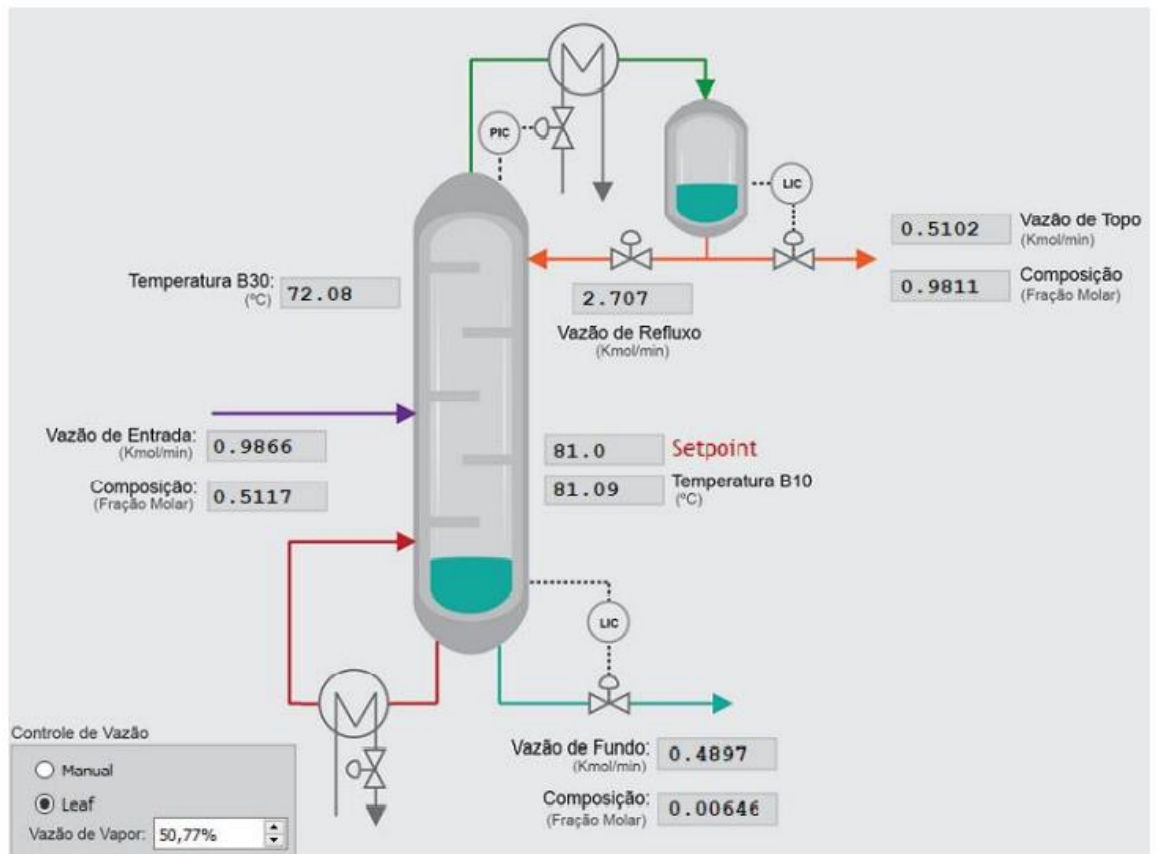
### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 SIMULAÇÃO

Todo o processo de aquisição de dados e definição de estratégia foi baseado na simulação da coluna de destilação desenvolvida pela i.Systems. A fim de representar um processo de destilação real, o sistema é não-linear, apresenta ruídos e diversas variáveis que se comportam como distúrbios.

A Figura 13, mostra a representação do processo de destilação, o que seria similar a um supervisor. Na figura, é possível identificar as variáveis presentes nesse sistema, sendo que a única que pode ser manipulada é a vazão de vapor a partir da porcentagem da abertura da válvula. Portanto, ela é a MV (Manipulated Variable) do sistema.

Figura 13. Interface gráfica da simulação



Fonte: Autor

Já a PV escolhida foi a “Composição”, concentração do etanol de topo, visto que o objetivo do trabalho é obter uma concentração de saída de 95%, referência para etanol



hidratado. No entanto, primeiro foi necessário validar se há relação entre a concentração de etanol e a vazão de vapor.

### 3.2 VALIDAÇÃO DA VARIÁVEL DE PROCESSO

Para validar a escolha da PV foi utilizado o método da correlação linear de Pearson, com intervalo de confiança de 95%, e a não-linear de Spearman, pois a partir delas é possível obter a relação entre duas variáveis, ou seja, se quando há alteração na vazão de vapor a concentração do etanol também é alterada. Para isso, foi desenvolvido um código em LUA, onde a abertura da válvula recebia um valor aleatório a cada 15 minutos, tempo necessário para o processo estabilizar, durante 6 horas.

Após obter os dados, foi feita a correlação no software Dashboard, também desenvolvido pela i.Systems. Na correlação de Pearson o valor obtido foi de -0.746. Já a correlação Spearman obteve resultado  $r = -0.839$ . Em ambos os métodos, o coeficiente de correlação ( $r$ ) varia de -1 a 1, em que -1 e 1 indicam correlação perfeita, mas na prática valores extremos como zero (quando não há correlação) e 1 são difíceis de acontecer, então foi necessário classificar os coeficientes entre 0 e |1|. Dessa forma, Dancey e Reidy (2006) classificam os coeficientes da seguinte maneira:

$$|0,10| \leq r \leq |0,30| : \textit{correlação fraca}$$

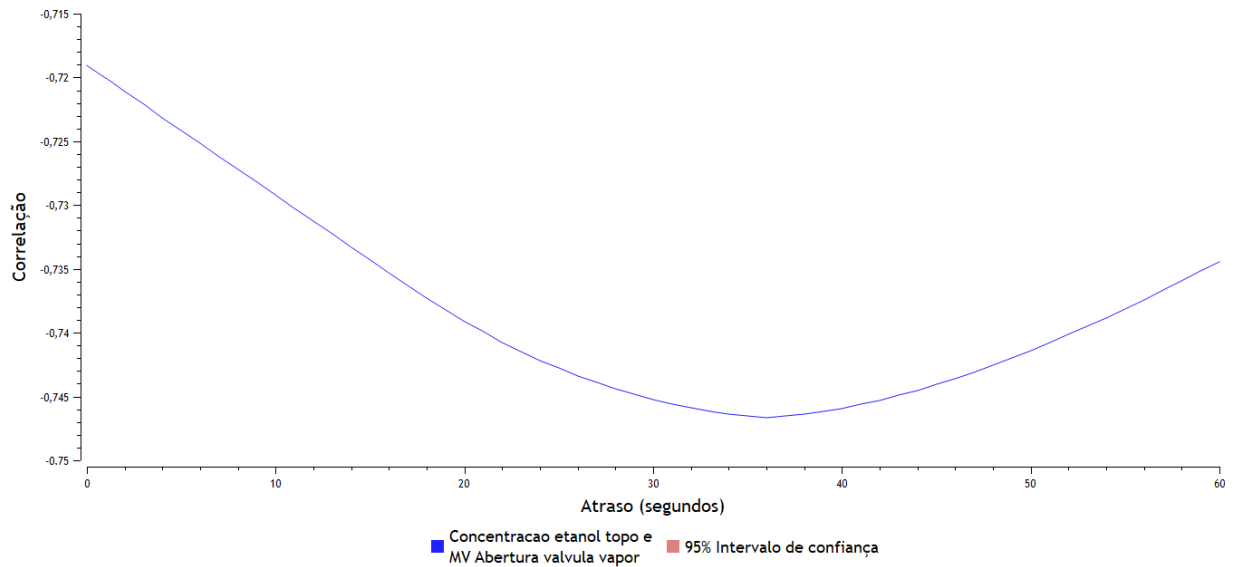
$$|0,40| \leq r \leq |0,60| : \textit{correlação moderada}$$

$$|0,70| \leq r \leq |1| : \textit{correlação forte}$$

O sinal negativo indica uma relação inversa entre as variáveis, ou seja, se a abertura da válvula aumenta, a concentração de etanol diminui. E um valor positivo, refere-se uma relação direta.

Os resultados podem ser vistos na Figura 14 e na Figura 15. No eixo Y, Correlação, é dado o valor da correlação entre a concentração do etanol do topo e a abertura da válvula de vapor. No eixo X, Atraso (segundos), é o tempo em que a variação na MV impacta a PV. Assim após, aproximadamente, 36 segundos que houve variação na abertura da válvula, há maior mudança na concentração. A legenda “Concentracao etanol topo e MV Abertura válvula vapor” indica quais variáveis estão sendo correlacionadas e o resultado aparece em azul no gráfico. Já a legenda em rosa não aparece no gráfico, pois está somente indicando qual foi o intervalo de confiança escolhido para a análise.

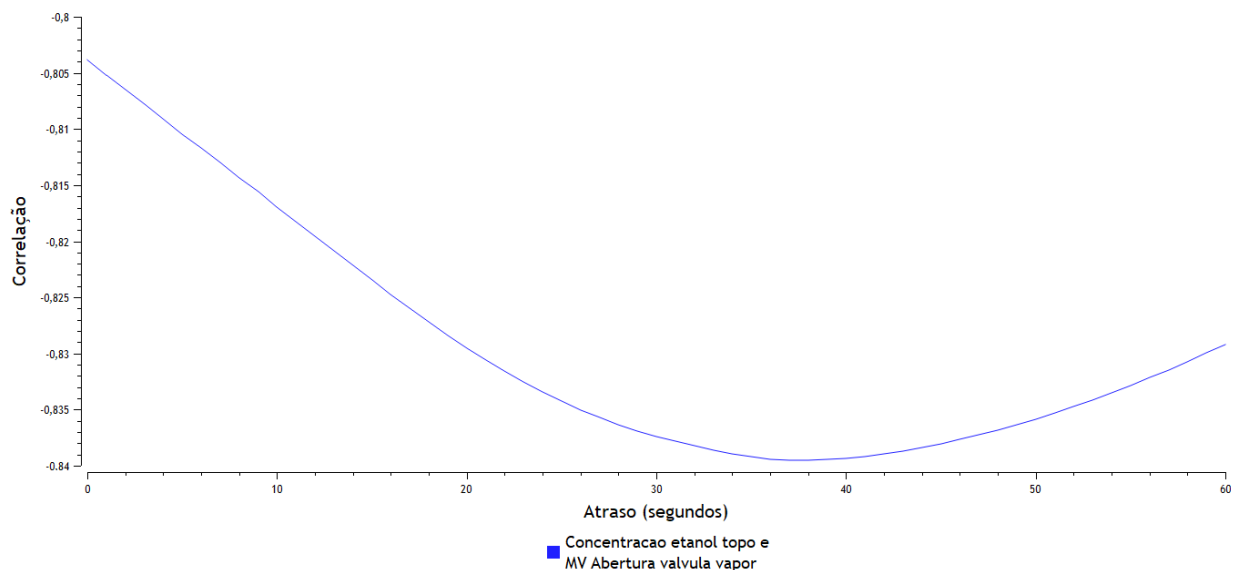
Figura 14. Correlação de Pearson entre abertura da válvula e concentração do etanol de topo



Fonte: Autor

No gráfico da Figura 15, os eixos têm o mesmo significado explicado anteriormente. Percebe-se que o valor da correlação encontrada pelo método de Spearman é maior que no de Pearson, pois neste não há necessidade de a correlação entre os pares de dados ser linear, diferente do Pearson que tenta encontrar uma relação linear. O que era esperado visto que, de fato, se trata de um processo não-linear, ou seja, um aumento de X% na abertura da válvula não irá aumentar os mesmos X% na concentração do etanol.

Figura 15. Correlação de Spearman entre abertura da válvula e concentração do etanol de topo



Fonte: Autor

Portanto, pelos resultados obtidos a concentração do etanol pôde ser utilizada como a variável controlada com relação inversa com a vazão de vapor.

### 3.3 MODELAGEM DO SISTEMA

Para projetar o controlador PI foi necessário, primeiramente, encontrar o modelo em função de transferência da coluna de destilação, para isso foi utilizado o método dos Mínimos Quadrados e a ferramenta do MATLAB, *ident*.

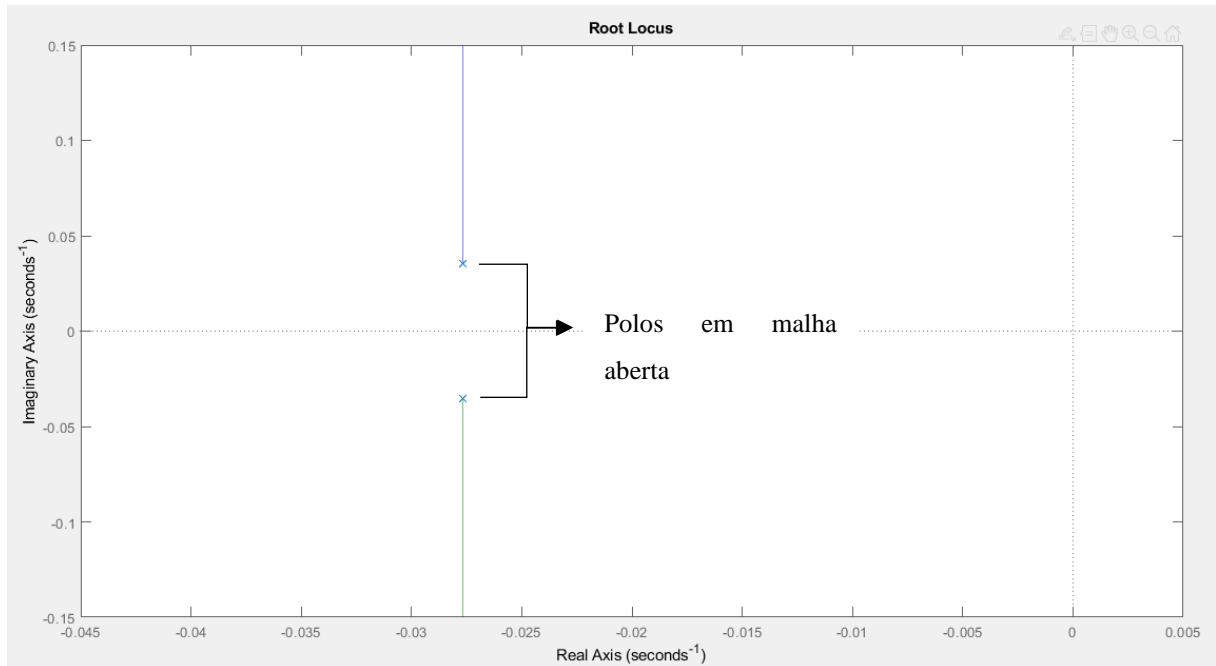
A ferramenta *ident* requer dados experimentais da entrada e da saída do sistema tal que uma curva transitória e de regime permanente da variável de saída seja observada dado um sinal de referência típico. Então, foi aplicado degrau para cima e para baixo no sistema, para que fossem encontradas as funções de transferência para ambos os patamares de operação.

Após a aquisição dos dados eles, foram inputados no *ident*, configurados de forma a pegar somente o momento de transitório e regime permanente, definiu-se o número de polos e zeros para o modelo e, por fim, foi possível escolher o modelo mais representativo de acordo com o *fit* retornado pela própria ferramenta.

### 3.4 CONTROLADOR PI

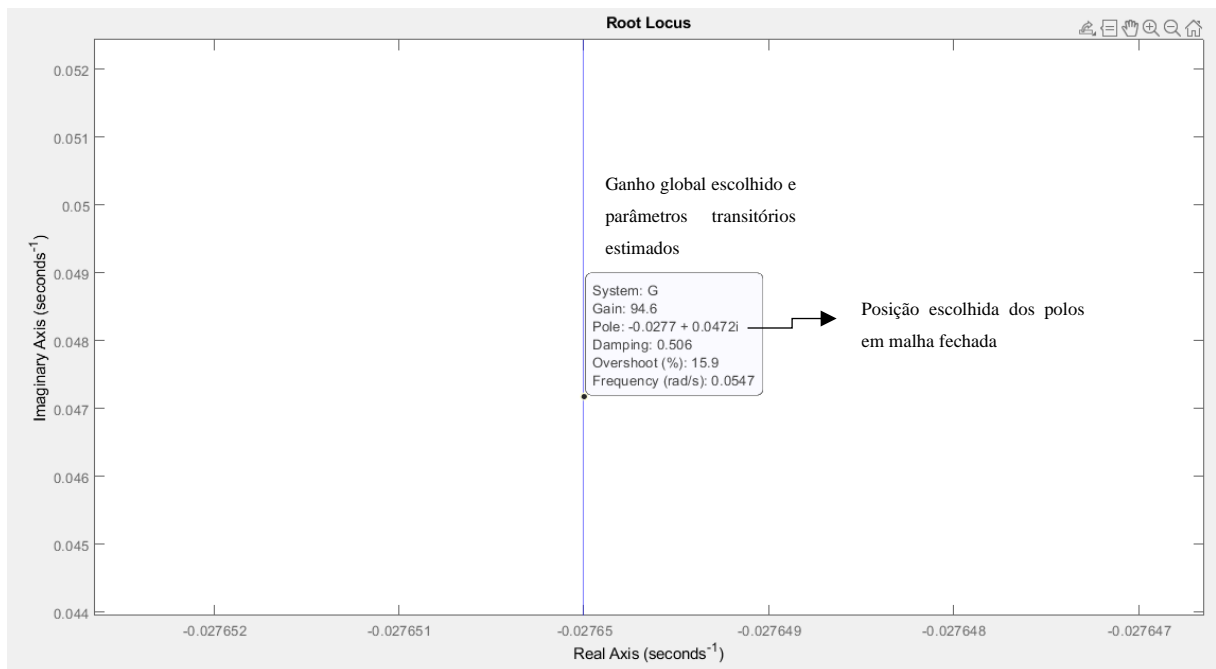
Foi escolhido o ganho  $K_p$  do compensador de forma que o overshoot em malha fechada não fosse alto, pois a PV sofre interferência de diversas variáveis na simulação, e um overshoot alto somado a esses distúrbios faria com que o sistema demorasse mais ainda para entrar em regime permanente. Portanto, baseado no método de projeto de W. Evans, também chamado Lugar Geométrico das Raízes, apresentado na seção 2.2.1, o ganho  $K_p$  escolhido foi  $K_p = 96,40$  (vide Figuras 16 e 17), pois, desta forma, os polos de malha fechada são arrastados para novas posições no plano complexo que atendem ao critério escolhido para a ultrapassagem percentual, isto é, a ultrapassagem deve ser menor que 20%.

Figura 16. Lugar geométrico das raízes dado uma malha fechada com um controlador proporcional P



Fonte: Autor

Figura 17. Informações de desempenho do sistema para  $K_p = 94,60$



Fonte: Autor

Além disso, para que o polo adicionado na origem não causasse interferência muito grande na contribuição angular do sistema, o zero foi escolhido de forma a anular a contribuição

do polo adicional, portanto a localização escolhida foi de  $s = 0,02$ , o que resulta em  $T_i = 50$  segundos.

Finalizado o projeto do controlador, foram feitos os testes usando o software Matlab para avaliar o desempenho e validar se os critérios de desempenho estipulados foram atingidos. Em seguida, configurou-se o bloco PID no LEAF, como pode ser visto na Figura 18. Por fim, realizou-se uma simulação durante 12 horas para obter os resultados.

Figura 18. Configuração do bloco PID no software LEAF

PID Configuração	
Nome	PI K95
Unidade	
Comentário	
<input checked="" type="radio"/> On <input type="radio"/> Off <input type="radio"/> Global <input type="radio"/>	
Configuração de Entrada	
Variável de Processo	PV Concentracao etanol topo
Setpoint	0.95
<input type="checkbox"/> Usar derivada externa	
Derivada Externa	
Configuração de Parâmetros	
Ganho (K)	94,60000
Integral (Ti)	50,00000 segundos
Derivada (Td)	0,00000 segundos
Relação com a MV	<input checked="" type="radio"/> Direta <input type="radio"/> Inversa
Configuração de Saída	
Mínimo	0
Máximo	100
Transferência Amortecida	MV Abertura valvula vapor

Fonte: Autor

### 3.5 CONTROLADOR FUZZY

A sintonia do controlador fuzzy foi feita de maneira empírica com base nos conhecimentos sobre o processo e da ferramenta.

Os parâmetros usados para configurar o bloco fuzzy foram concentrados em uma função chamada “LUA FZ Concentracao saída”, que pode ser vista no Apêndice A, e foram gerados “observadores de saída” (ODS), variáveis que possibilita historiar as mudanças feitas nos parâmetros.

### 3.5.1 Configuração da PV

Na Figura 19 é apresentada a configuração do bloco fuzzy na aba da variável de processo. No campo “Estratégia” define se o intervalo de operação da PV é estático ou dinâmico. Visto que o intervalo dinâmico define os limites de acordo com alterações no setpoint, a estratégia escolhida foi a “estática” pois o setpoint usado foi fixo, 0.95. Em “Origem”, deve-se colocar a tag OPC ou o ODS referente à variável de processo. Já “Mínimo” e “Máximo” são os valores que representam o universo de discurso da variável e “Setpoint” é o valor objetivo da variável de processo que o controlador tem que manter.

Por fim, é necessário definir o valor de ganho, influência e relação com a MV. O ganho vai definir o comportamento do controlador aos erros, quanto maior o ganho, mais agressiva é a resposta do controlador para erros próximo ao setpoint portanto, o valor foi escolhido de forma que a resposta não fosse tão agressiva, mas que não respondesse muito pouco.

Figura 19. Configuração da PV no bloco fuzzy

The screenshot shows the 'New Fuzzy' configuration interface. The main configuration area is divided into several sections:

- Nome:** FZ Concentracao etanol saida
- Unidade:** (empty)
- Comentários:** (empty text area)
- Enable:** on (selected), off, by signal
- Variável:**
  - PV:** LUA FZ Concentracao saida::PV
  - MV:** Variável Manipulada
- Valores de Operação:**
  - Estratégia:** Intervalo Estático
  - Origem:** LUA FZ Concentracao saida::PV
  - Mínimo:** LUA FZ Concentracao saida::PV MIN
  - Máximo:** LUA FZ Concentracao saida::PV MAX
  - Setpoint:** LUA FZ Concentracao saida::SP
- Ganho:** -25,00% (slider between Pequeno and Alto)
- Influência:** 100,00% (slider)
- Relação com a MV:** Direta (selected), Inversa

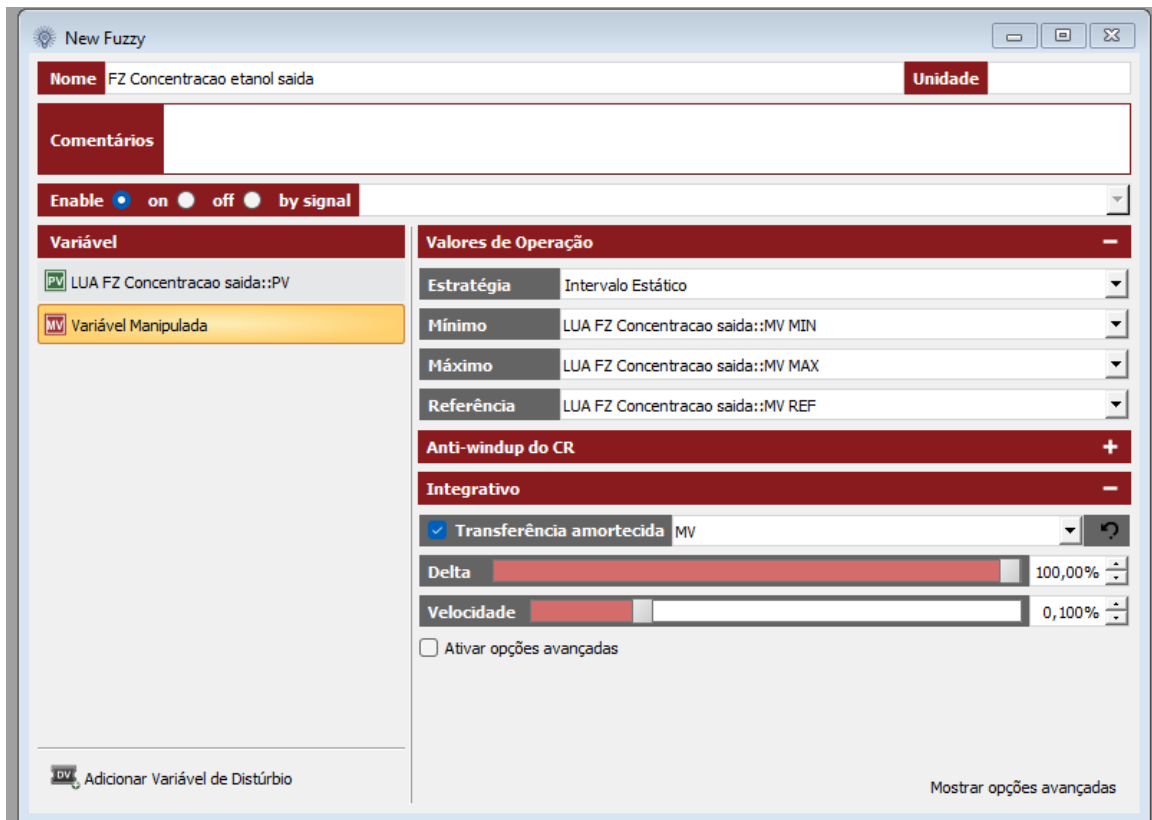
Fonte: Autor

A “Influência” varia de 1 – 100% e representa o peso da variável no processo de defuzzificação. Nesse caso, o valor é fixo em 100% pois não há outra variável para ser considerada, mas posteriormente será abordado o controle multivariável onde essa influência foi alterada. Enfim, é definida a relação com a MV. Se a PV está acima do setpoint e o fuzzy tem que calcular uma resposta com valor mais alto para diminuir o erro, então a relação é direta, como é o caso desse processo.

### 3.5.2 Configuração da MV

Assim como na configuração da variável de processo, nessa parte também define a “Estratégia”, que foi definida como estática pois não haverá alteração na referência da variável manipulada (abertura da válvula de vazão de vapor). Os limites máximo e mínimo, foram definidos como 100 e 0% respectivamente, e o valor de referência de atuação dessa variável, foi definido como 50% para que a distribuição das funções de pertinência fossem simétricas e também por ser o valor que, em situações padrões, obtém a concentração desejada. O resultado da defuzzificação será o valor a ser escrito na tag OPC da abertura da válvula. A configuração da MV pode ser vista na Figura 20.

Figura 20. Configuração da MV no bloco fuzzy



Fonte: Autor

Outra configuração muito importante é a da parte integrativa do controlador fuzzy. O “Delta” se refere à porcentagem do intervalo da PV que o integrativo pode atuar. A “Velocidade” é a velocidade em que o integrativo irá atuar na MV, esse é um parâmetro que deve ser alterado com cautela, pois pode causar comportamentos cíclicos no controle.

A “Transferência amortecida” é responsável por rastrear o valor da variável manipulada quando o controle fuzzy está desativado. Isso é essencial, principalmente, quando está controlando um processo real, pois se não estiver ativado, o bloco fuzzy para de calcular o valor integrativo necessário para igualar o controlador fuzzy ao valor atual da MV. Então ao ativar o controle fuzzy novamente, poderia retornar um valor muito discrepante do atual e causar algum problema no processo. Feita as configurações da PV e da MV, o controle foi simulado durante 12 horas. O “Anti-windup do CR” não foi utilizado nesse trabalho, portanto não será abordado.

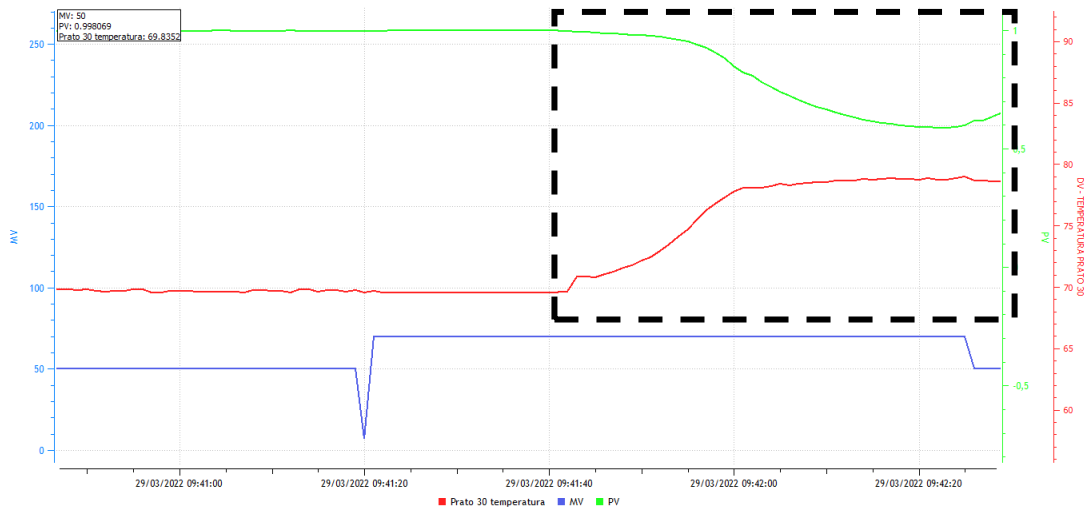
### 3.5.3 Configuração da DV

Uma das estratégias utilizadas foi a do controle fuzzy multivariável, onde houve a adição de uma variável de distúrbio. A DV ( Disturbed variable), é usada para antecipar distúrbios e/ou alterar o comportamento do controle que passa a considerar o valor da PV e da DV na resposta, com pesos que podem ser definidos de acordo com a influência determinada no bloco fuzzy.

A variável de distúrbio escolhida foi a “Temperatura do prato 30”, pois, como pode ser observado na Figura 21, quando há alteração na temperatura, há um forte impacto na concentração. Nesse caso, ela não é usada para adiantar o distúrbio devido à dinâmica da simulação ser muito rápida, sendo menos de 60 segundos para a concentração responder às variações da temperatura.



Figura 21. Impacto da temperatura do prato 30 na PV



Fonte: Autor

Após escolher a DV, foi necessário configurar o bloco fuzzy com esse novo parâmetro. Assim como na aba da PV (vide Figura 22), para a DV também é necessário definir a “Origem”, visto que é necessário acompanhar os valores dela. Limites máximo e mínimo e a referência, tiveram seus valores escolhidos de acordo com o valor, em situação padrão, que a DV está quando a PV está no setpoint ou muito próximo dele. As configurações da PV, mostradas na Seção 3.5.1, foram mantidas.

Figura 22. Configuração da DV no bloco fuzzy

Fonte: Autor

Os valores dos limites e da referência foram escolhidos baseando-se nos dados obtidos das simulações anteriores. Eles podem ser vistos na função “LUA FZ Concentracao saída”, que está no Apêndice A. O “Ganho” tem o mesmo papel que na configuração da PV. Então foi escolhido um ganho pequeno para médio, para que a MV não responda de maneira brusca às variações da DV. Já a “Influência” foi de 50% assim,  $\frac{1}{3}$  da resposta era referente à DV e  $\frac{2}{3}$  à PV. Logo, o controle do sistema ainda possuía mais influência da concentração de saída que da temperatura do prato 30. Já a relação com a MV é “Inversa”, porque quando a DV fica acima da referência, deve-se diminuir a vazão de vapor e quando está abaixo deve abrir mais a válvula a fim de aumentar a temperatura.

### 3.6 INDICADORES DE DESEMPENHO

Para avaliar o desempenho dos controladores foram utilizados métodos estatísticos que serão abordados em seguida.

### 3.6.1 Média da concentração do etanol e abertura de válvula

Segundo Spiegel, Murray, R. e Larry J. Stephens (2009), a média é um valor típico ou representativo de um conjunto de dados. Então a partir da média é possível obter o valor que ocorreu com mais frequência num conjunto amostral e inferir o benefício do controle no sistema.

Sendo assim, os valores encontrados para estimar os benefícios foram calculados pelas equações seguintes:

$$Média_{concentração\ etanol\ topo} = \frac{\sum_{j=1}^N \text{Concentração do etanol do topo}}{N} \quad (3.1)$$

$$Média_{abertura\ da\ válvula} = \frac{\sum_{j=1}^N \text{Abertura da válvula}}{N} \quad (3.2)$$

onde  $N$  é o número total de amostras, “Concentração do etanol do topo” é o valor da concentração do produto e “Abertura da válvula” é o valor referente a abertura da válvula.

### 3.6.2 Média do erro absoluto, desvio padrão e variabilidade

Para analisar o desempenho do controlador foi necessário avaliar outros indicadores além da média, como o desvio padrão e o erro médio absoluto para verificar o quão próximo da média os dados estavam e, em conjunto, a variabilidade para determinar a dispersão dos dados.

Para obter esses valores foram utilizadas as Equações 3.3, 3.4 e 3.5, respectivamente.

$$erro\ médio_{absoluto} = \bar{e} = \frac{\sum_{j=1}^N |e(t)|}{N} \quad (3.3)$$

$$Desvio\ padrão = \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (x_j - \bar{x})^2}{N}} \quad (3.4)$$

$$Variabilidade = \frac{2 * \sigma}{\bar{e}} \quad (3.5)$$

Nas equações anteriores, ‘ $\bar{x}$ ’ é a média da variável analisada, concentração do etanol do topo, e  $N$  é o número de amostras.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 MODELO MATEMÁTICO DO SISTEMA

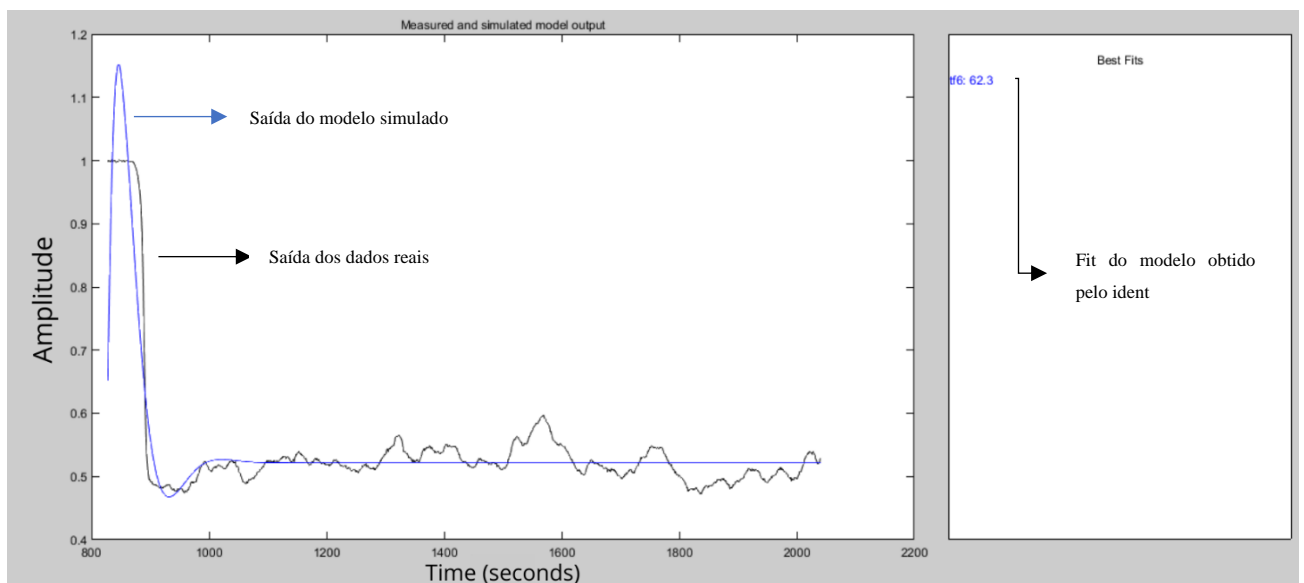
Considerando um degrau  $U(s) = 70/s$  na entrada, e forçando uma estrutura de função de transferência de segunda ordem (conhecido *a priori* o comportamento oscilante da variável em questão), foi encontrada a seguinte função de transferência:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{1,046e - 05}{s^2 + 0,0553 s + 0,002}$$

A função de transferência  $G(s)$  não tem unidade;  $y(t)$  é a concentração do etanol de saída, dado em ° GL (unidade de medida equivalente à porcentagem de álcool na mistura); e  $u(t)$  é abertura da válvula de vapor, dado em porcentagem.

Na Figura 23 é possível observar que, dado o mesmo degrau de amplitude 70% na entrada do modelo  $G(s)$  obtido, então, a saída, conforme gerada pelo modelo, retorna uma aproximação dos valores reais  $y(t)$  da planta física. O *fit* (a aproximação) do modelo de segunda ordem considerado com relação aos dados reais é de 62,3%. Isso foi considerado um bom resultado, visto que o sistema não é linear e que havia perturbações visíveis embutidas nos dados experimentais cujo comportamento, de fato, não deveria ser acompanhado pela saída do modelo  $G(s)$ . Note que o modelo  $G(s)$  obtido gera uma curva de saída que acompanha a tendência da saída experimental.

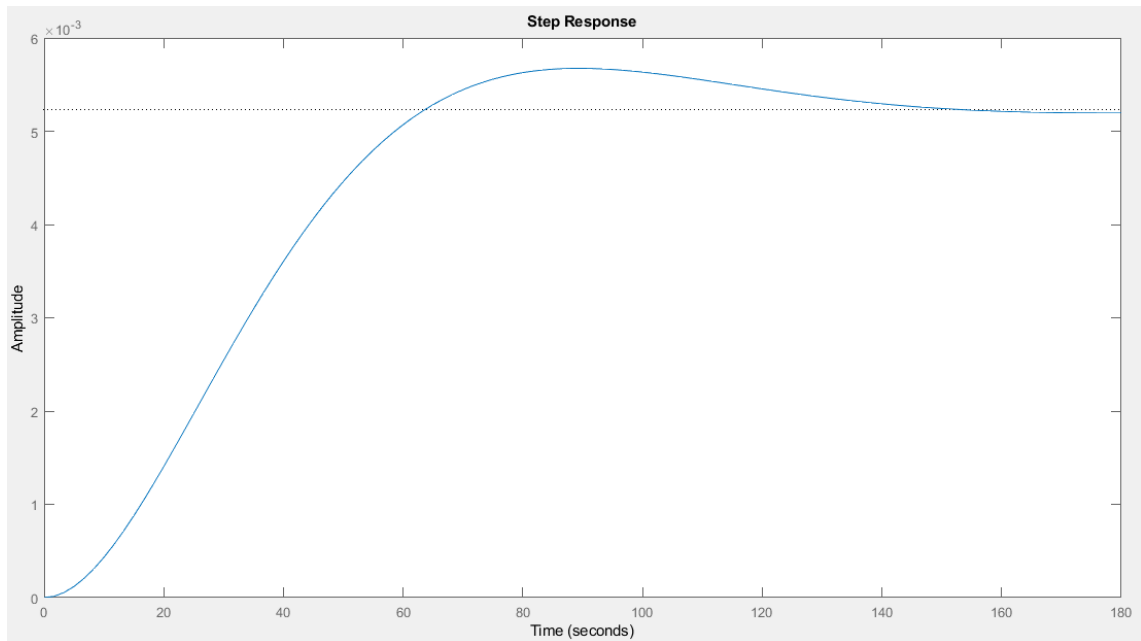
Figura 23. Sinal de entrada  $u(t)$  ao modelo  $G(s)$



Fonte: Autor

Considerou-se a aplicação de um degrau unitário na entrada do modelo  $G(s)$ . A Figura 24 mostra a resposta a entrada degrau unitário ao sistema obtido. Observa-se que se trata de um sistema estável, pois não há polos no semiplano esquerdo (SPE) do plano de Argand-Gauss. Entretanto, nota-se que existe erro em regime permanente já que a resposta não converge exatamente para a amplitude unitária

Figura 24. Resposta ao degrau unitário do modelo de segunda ordem  $G(s)$  obtido



Fonte: Autor

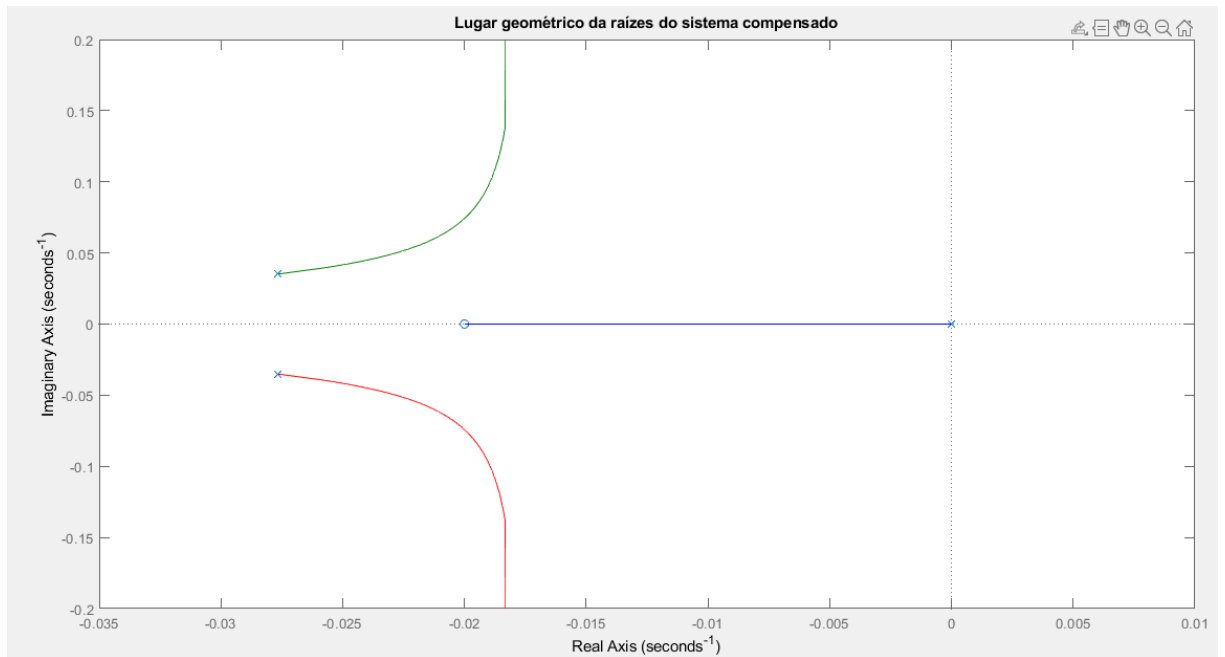
#### 4.2 CONTROLADOR PI

Na Seção 2.2, foi abordado os fundamentos utilizados nesse trabalho para projetar o controlador e na seção anterior, especificamente na Seção 3.4, foi apresentado os critérios de desempenho escolhidos para esse sistema compensado com controlador PI (erro nulo em regime permanente e sobressinal menor que 20%). Portanto, a função de transferência do compensador PI foi:

$$G_c = \frac{94.60 * (s + 0.02)}{s} \quad (4.1)$$

O lugar geométrico das raízes do sistema compensado pode ser visto abaixo:

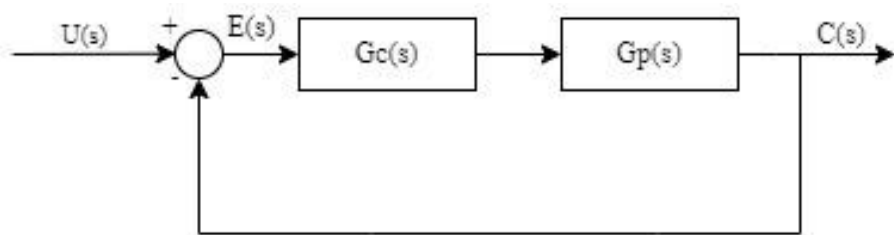
Figura 25. Lugar geométrico das raízes do sistema compensado



Fonte: Autor

Após obter a função de transferência do controlador, foi obtida a função de transferência do sistema em malha fechada. O diagrama de blocos que representa esse sistema pode ser visto na Figura 26.

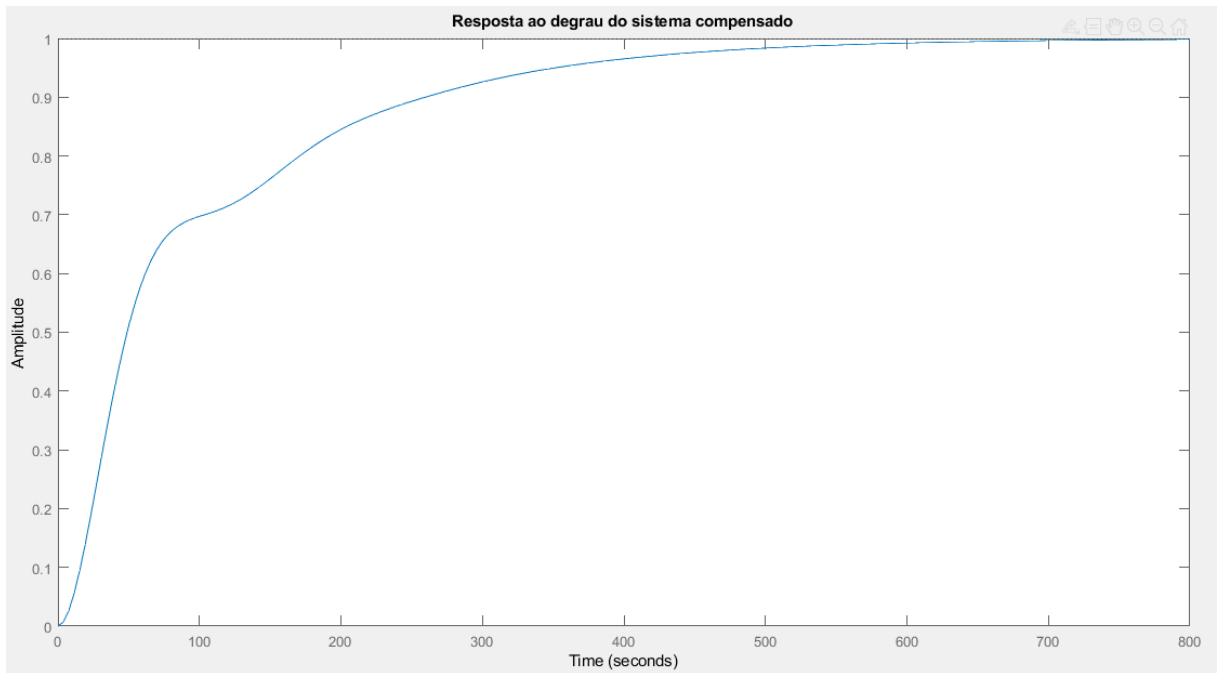
Figura 26. Diagrama de blocos do sistema compensado em malha fechada



Fonte: Autor

Para esse sistema, a resposta ao degrau obtida é mostrada na Figura 27. Como pode ser visto, o erro em regime permanente é nulo, não há ultrapassagem percentual. O tempo de assentamento aumentou, já que o zero adicional, próximo ao eixo imaginário, arrasta o lugar geométrico das raízes para a direita tornando a resposta mais lenta.

Figura 27. Resposta ao degrau unitário com erro nulo em regime permanente

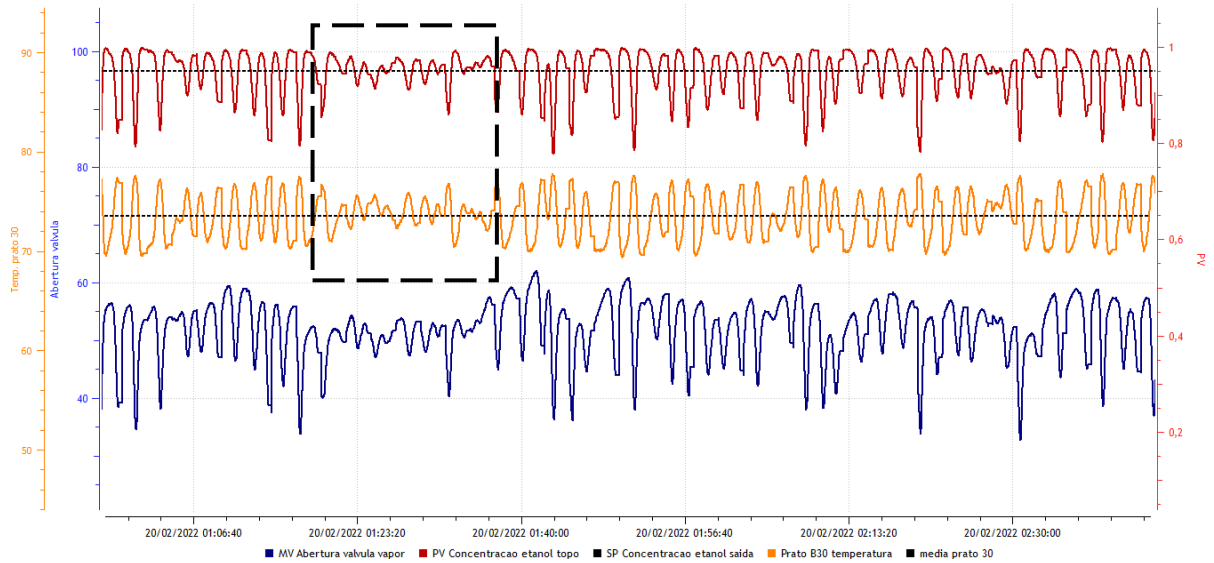


Fonte: Autor

Após realizar todos os testes via Matlab, foi feita a configuração do bloco PID do software LEAF para simular o controle na coluna de destilação, como mostrado na Seção 3.4.

Pelos resultados obtidos, foi possível perceber que o controle obtém melhor desempenho quando a temperatura do prato 30 apresenta menores desvios em relação à sua média. Isso acontece pois esta tem impacto direto na concentração. Então, quando há alterações bruscas nela, causa alterações bruscas na PV, logo o controlador responde de maneira agressiva a fim de corrigir os erros o que gera um comportamento cíclico como pode ser visto na Figura 28. O momento que está destacado na Figura 28 é quando a temperatura do prato 30 apresenta menores variações, ou seja, onde o controle mostra melhor desempenho, já nos momentos que não foram destacados é possível ver o comportamento cíclico mencionado anteriormente.

Figura 28. Parte da simulação da coluna de destilação com controlador PI



Fonte: Autor

A Tabela 1 apresenta os indicadores de desempenho desse controlador e como pode ser visto, apesar de ser ficado oscilatório, esse controle atingiu o objetivo macro que é obter etanol com concentração média de 95%, o que indica uma boa qualidade do produto. Posteriormente outros indicadores serão analisados.

Tabela 1. Resultado de 12 horas de simulação do controle PI

Variável	Média
Concentração etanol	0,950
Abertura válvula	51,47%

### 4.3 CONTROLADOR FUZZY

#### 4.3.1 Controlador fuzzy sem DV

Primeiramente, foi projetado o controlador fuzzy sem adicionar variável de distúrbio, portanto a resposta do controle, nesse caso, será inteiramente baseado nos erros da concentração de etanol. E como foi apresentado na seção 2.3.2.1, os limites das variáveis mudam a distribuição das funções de pertinência, portanto os intervalos da PV foram escolhidos de forma a serem simétricos, assim a resposta do controlador tem o mesmo comportamento para erros positivos e negativos.

Para o ganho escolhido, mostrado na Figura 19, o controle tem respostas mais agressivas quando a PV chega próxima aos limites, e quando o erro está próximo ao setpoint,



este apresenta um comportamento mais suave. Na Figura 29 é possível observar uma resposta mais agressiva do controle quando a PV tem uma grande queda e chega a bater no limite mínimo.

Figura 29. Parte da simulação da coluna de destilação com controlador fuzzy



Fonte: Autor

Além disso, também é possível notar a influência da temperatura do prato 30 na concentração de saída. Porém, como a configuração desse primeiro controlador fuzzy não possui DV, ele reage somente após a PV sofrer o impacto da mudança da temperatura do prato 30.

O resultado obtido para as 12 horas de simulação pode ser visto na Tabela 2. Nota-se que a média obtida é a mesma que a do controlador PI. Em contrapartida há um leve aumento na média da abertura da válvula. Isso indica que a partir do uso deste controlador houve maior gasto de apor para obter o produto na qualidade desejada. Logo, houve maior gasto com matéria prima.

Tabela 2. Resultado de 12 horas de simulação do controle fuzzy sem DV

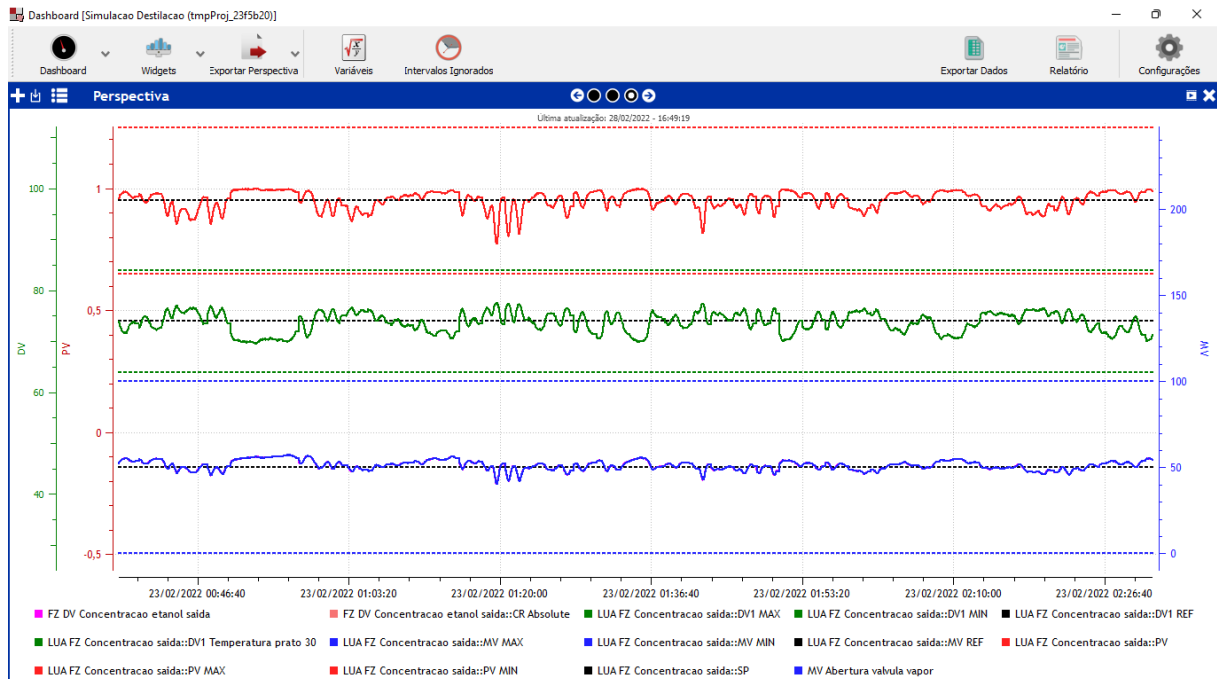
Variável	Média
Concentração etanol	0,95
Abertura válvula	51,73%

### 4.3.2 Controlador Fuzzy com DV

O segundo controlador fuzzy projetado considera a temperatura do prato 30 como DV. Nesse caso, tem-se um controle multivariável, então o cálculo do fuzzy considera não somente o erro da PV como também variações na DV, mas a contribuição da PV na resposta do controlador ainda foi majoritária.

Apesar da influência da DV parecer pequena na resposta do controlador, a inclusão dela tornou o controle menos agressivo quando a concentração fica mais próxima dos limites, o que é benéfico no ponto de vista físico do atuador, pois em uma aplicação real mudanças bruscas no atuador amplificam o desgaste físico das partes mecânicas. Esse comportamento mais suave pode ser observado na Figura 30.

Figura 30. Parte da simulação da destilação com controlador fuzzy com DV



Fonte: Autor

Outra função da DV no LEAF é adiantar o distúrbio, mas a dinâmica da simulação é muito rápida e o controle não conseguiu utilizar a DV nesse sentido.

Sendo assim, a média da PV para essa configuração foi de 0,95 e da MV, 51,76%. Embora pareça que não houve muita diferença entre o controlador com e sem DV, visto que as médias ficaram praticamente iguais, posteriormente serão mostradas outras análises estatísticas, além dessas, que irão mostrar o benefício dessa segunda estratégia de controle.

#### 4.4 COMPARAÇÃO DE DESEMPENHO ENTRE CONTROLADORES

Na Tabela 3 são apresentados os resultados de desempenho dos controladores projetados para a simulação da coluna de destilação. Como é possível perceber, a média sozinha não é suficiente para determinar qual deles teve a melhor performance, mas quando é analisado outros critérios como variabilidade e desvio padrão nota-se, facilmente, a superioridade do controle fuzzy.

Quanto menor o desvio padrão da concentração de saída, mais agrupados estão os dados em torno do setpoint, portanto o controle fuzzy com DV conseguiu obter mais vezes o produto final no valor desejado e isso também pode ser confirmado pela redução de 23% na média do erro absoluto.

Já em relação à MV, o PI conseguiu ter melhor desempenho, pois a média de abertura da válvula foi menor, o que implica em menor consumo de vapor, ou seja, menos gasto com esse recurso. Em contrapartida, o desvio padrão é muito maior, logo houve mais variações na válvula, o que causa redução na vida útil do atuador.

Tabela 3. Comparativo entre os controladores PI e fuzzy

Indicadores	PI	Fuzzy sem DV	Fuzzy com DV	Fuzzy sem DV x PI	Fuzzy com DV x PI	Fuzzy com DV x Fuzzy sem DV
Média PV	0,95	0,95	0,95	0%	0%	0%
Média do erro absoluto da PV	0,035	0,029	0,027	-17%	-23%	-7%
Desvio padrão da PV	0,044	0,037	0,033	-16%	-25%	-11%
Variabilidade da PV	0,093	0,078	0,069	-16%	-25%	-11%
Média da MV	51,47	51,73	51,75	0,49%	0,53%	0,04%
Desvio padrão da MV	5,31	3,28	2,78	-38%	-48%	-15%

As equações utilizadas para fazer o comparativo entre os controladores foram:

$$\text{Comparativo}_{Fuzzy \times PI} = \frac{Fuzzy - PI}{PI} \quad (4.2)$$

$$\text{Comparativo}_{Fuzzy \text{ com DV } \times Fuzzy \text{ sem DV}} = \frac{Fuzzy_{com \ DV} - Fuzzy_{sem \ DV}}{Fuzzy_{sem \ DV}} \quad (4.3)$$

O resultado negativo, significa que a variável que está no denominador teve um desempenho pior e vice-versa. De maneira geral, constata-se que o controlador fuzzy torna o processo mais preciso, já que consegue diminuir consideravelmente o desvio padrão e o erro da

variável de processo. Em contrapartida, há um pequeno aumento no gasto de vapor, visto que a média da abertura da válvula, considerando uma relação linear, é maior, mas para saber o impacto desse aumento seria necessário fazer uma análise financeira entre o consumo de matéria-prima e a quantidade de etanol produzido na concentração desejada, o que não é objeto de estudo desse trabalho. Em relação ao PI, ele é exato, mas não é preciso, mas tem margem para refino da sintonia caso obtenha um modelo mais representativo.

## 5 CONCLUSÃO

Nesse projeto foram abordadas duas formas de controle distintas. São elas, o controlador PI projetado a partir de uma função de transferência; e um controlador fuzzy baseado em regras “SE – ENTÃO” que descrevem o comportamento do sistema.

Em relação ao controlador proporcional integral, a primeira dificuldade foi encontrar um modelo em função de transferência representativo para a coluna de destilação, o que é um trabalho complexo visto que se trata de um sistema não-linear e com várias fontes de distúrbio. Apesar do modelo encontrado não representar todos os patamares de operação desse processo, foi possível obter um resultado satisfatório na qualidade do produto já que a média da concentração do etanol de saída foi de 95%.

Já no controlador fuzzy, que é muito vantajoso em processos multivariáveis e não-lineares justamente por não necessitar de um modelo, o esforço ficou, principalmente, no entendimento do processo, no comportamento das variáveis e em como elas impactam na variável de processo para tomar as decisões corretas durante a sintonia. Sendo importante ressaltar, que a facilidade de implementação do modelo-controlador fuzzy nesse trabalho se deve ao fato de que o software LEAF, a partir dos parâmetros escolhidos no bloco fuzzy, faz todo o processo de criar as funções de pertinência, fazer a fuzzificação e a defuzzificação. Caso contrário, seria um procedimento moroso e que é o gargalo da implementação desse controle na indústria.

Pelos dados apresentados na Tabela 3, o sistema de controle fuzzy, apesar da média da abertura da válvula ter sido maior, obteve num geral melhor desempenho que o PI, pois além de obter um produto com a qualidade desejada também diminuiu as oscilações do processo, tendo em vista a redução de 25% no desvio padrão da PV e de 48% no da MV.

É importante ressaltar que a simulação é uma ferramenta muito útil para entender como é o processo de destilação em uma coluna de destilação binária e para aplicar a sintonia do controle inteligente, no entanto, não abrange todas as particularidades do processo real, pois em um projeto real há outras etapas da planta que podem impactar nessa como: condições de segurança, medições incoerentes etc. Similarmente, a estratégia de controle poderia ser diferente visto que a válvula de vapor não seria o único atuador a ser manipulado. Logo, possivelmente, poderia haver malhas interna de controle, por exemplo, controlando as temperaturas dos pratos a fim de obter o etanol na concentração desejada.

Por fim, para trabalhos seguintes seria interessante abordar outra estratégia de controle, como controlar a temperatura do prato 30 que impacta diretamente na concentração de etanol, e comparar com esta. Também é necessário analisar o impacto financeiro dos resultados obtidos. Dessa forma, seria possível validar se o aumento no consumo de vapor no controle fuzzy impactou mais negativamente que os ganhos obtidos em redução de desvio padrão e variabilidade, e obter um modelo em função de transferência mais representativo da coluna a fim de tornar o controlador PI mais competitivo.

## REFERÊNCIAS

**A importância do etanol para a indústria brasileira.** Assembleia Legislativa do Estado de Goiás, 02 de jun.2009. Disponível em: <<https://portal.al.go.leg.br/noticias-dos-gabinetes/1906/a-importancia-do-etanol-para-a-economia-brasileira>>. Acesso em: 28 abr.2022

**Balanco energético nacional.** Empresa de Pesquisa Energética. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-ben>>. Acesso em: 28 abr.2022

DANCEY, Christine & REIDY, John. **Estatística Sem Matemática para Psicologia: Usando SPSS para Windows.** Porto Alegre, Artmed, 2006.

FRANCHI, Claiton. M. **Controle de Processos Industriais: Princípios e Aplicações.** São Paulo: Editora Saraiva, 2011. 9788536518282. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788536518282/>>. Acesso em: 22 jan. 2022.

KALID, Ricardo. **Controle de coluna de destilação.** Universidade Federal da Bahia, 2009.

MATOS, Simone.Pires. D. **Operações Unitárias - Fundamentos, Transformações e Aplicações dos Fenômenos Físicos e Químicos.** São Paulo: Editora Saraiva, 2015. 9788536520018. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788536520018/>>. Acesso em: 22 jan. 2022

**Matriz Energética e Elétrica.** Empresa de Pesquisa Energética. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>> Acesso em: 28 abr.2022

MORAES, C. M. **FUZZYCOM – Componente de lógica fuzzy;** Rio de Janeiro, 2007.

NISE, Norman S. **Engenharia de Sistemas de Controle, 7ª edição.** Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2017. 9788521634379. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521634379/>>. Acesso em: 29 abr. 2022.

NOGUEIRA, Marcelo. **Introdução aos sistemas de controle.** UNIP; curso de Ciência da computação, 2013.

OGATA, Katsuhiko. **Engenharia de controle moderno.** 4 .ed. São Paulo: Prentice Hall, 2014.

**Produção de cana-de-açúcar e subprodutos.** Companhia Nacional de Abastecimento. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana>>. Acesso em: 28 abr.2022

SACOMANO, José B.; GONÇALVES, Rodrigo F.; BONILLA, Sílvia H. **Indústria 4.0: conceitos e fundamentos.** São Paulo: Editora Blucher, 2018. 9788521213710. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521213710/>>. Acesso em: 27 abr. 2022.

SANTOS, Uliana. **Sistema de Avaliação Formativa Com Feedback Qualitativo ao Aluno.** Hortolândia: Instituto Federal de São Paulo; Curso Superior em Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas, 2016.

SIMÕES, Marcelo G. **Controle e modelagem fuzzy.** São Paulo: Editora Blucher, 2007. 9788521215479. Disponível em:

<<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521215479/>>. Acesso em: 29 abr. 2022.

SPIEGEL, Murray R.; STEPHENS, Larry J. **Estatística**. São Paulo: Grupo A, 2009. 9788577805204. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788577805204/>>. Acesso em: 04 abr. 2022.

SUETAKE, Marcelo; SILVA, Ivan Nunes da; GOEDTEL, Alessandro. **Controlador escalar fuzzy V/f de velocidade de motores de indução trifásicos**. Anais.. Florianópolis: [s.n.], 2007.

TADINI. **Operações Unitárias na Indústria de Alimentos - Vol. 2**. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2016. 9788521632689. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521632689/>>. Acesso em: 22 jan. 2022.

TEIXEIRA E. P., ZUFFI F. R. **Sistema de controle fuzzy de colunas de destilação de etanol**. Universidade de Uberaba; curso de Engenharia de computação; 2016.

TORESIN, Leonardo. **Implementação de controle avançado utilizando lógica fuzzy em simulação de coluna de destilação de etanol**. Universidade de São Paulo; curso de Engenharia de Controle e Automação; 2021.

WEBER Leo; KLEIN Pedro. **Aplicações da lógica fuzzy em software e hardware**. Canoas: ULBRA, 2003.



## APÊNDICE A - Função “LUA FZ Concentracao saída”

Nome: LUA FZ Concentracao saída      Unidade: \_\_\_\_\_

Comentário: +

On Off Global

Função Tutorial Biblioteca

```

29 -- HABILITA --
30 local habilita = val[ENABLE] -- ou:
31 -- PV --
32 local pv_valor = val[PV]
33 local sp_valor = 0.95
34 --local sp_valor = val[SF (Pressao)]
35 local pv_min = sp_valor - 0.3
36 local pv_max = sp_valor + 0.3
37 local pv_influencia = 100
38 local pv_ganho = -25
39 -----
40 -- DV1 --
41 local dvl_valor = val[Prato 30 temperatura]
42 local dvl_ref = 74
43 local dvl_min = dvl_ref - 10
44 local dvl_max = dvl_ref + 10
45 local dvl_influencia = 50
46 local dvl_ganho = 0
47 -----
48 -- MV --
49 local mv_ref = 50 -- ou: val[lua xsc ref mv fz (pressao)::referencia]
50 local mv_min = 0
51 local mv_max = 100
52 local mv_rastreamento = val[MV]
53 --Delta MV--
54 local integrativo_delta_mv = 100
55 local integrativo_velocidade = 0.1
56 -----

```

▶ ⏏ ...

Nome: LUA FZ Concentracao saída      Unidade: \_\_\_\_\_

Comentário: +

On Off Global

Função Tutorial Biblioteca

```

57 -- Saidas --
58 saida['Habilita'] = habilita
59
60 saida['PV'] = pv_valor
61 saida['SP'] = sp_valor
62 saida['PV MIN'] = pv_min
63 saida['PV MAX'] = pv_max
64 saida['PV Ganho'] = pv_ganho
65 saida['PV Influencia'] = pv_influencia
66
67 saida['DV1 Temperatura prato 30'] = dvl_valor
68 saida['DV1 REF'] = dvl_ref
69 saida['DV1 MIN'] = dvl_min
70 saida['DV1 MAX'] = dvl_max
71 saida['DV1 Influencia'] = dvl_influencia
72 saida['DV1 Ganho'] = dvl_ganho
73
74 saida['MV REF'] = mv_ref
75 saida['MV MIN'] = mv_min
76 saida['MV MAX'] = mv_max
77 saida['MV Rastreamento'] = mv_rastreamento
78
79 saida['Delta MV integrativo'] = integrativo_delta_mv
80 saida['Velocidade integrativo'] = integrativo_velocidade
81
82
83 return saida
84

```

▶ ⏏ ...

## APÊNDICE B – Interface do software LEAF©

