



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
ESCOLA DE MINAS
COLEGIADO DO CURSO DE ENGENHARIA DE
CONTROLE E AUTOMAÇÃO - CECAU**



LUCAS SAMUEL BARBOSA SACRAMENTO

**ESTUDO COMPARATIVO ENTRE TÉCNICAS DE CONTROLE PI E FUZZY
APLICADAS AO CONTROLE DE NÍVEL EM UM SISTEMA DE TANQUES
ACOPLADOS**

**MONOGRAFIA DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO**

Ouro Preto, 2015

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
ESCOLA DE MINAS**

**ESTUDO COMPARATIVO ENTRE TÉCNICAS DE CONTROLE PI E FUZZY
APLICADAS AO CONTROLE DE NÍVEL EM UM SISTEMA DE TANQUES
ACOPLADOS**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para a obtenção do Grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Orientador: Prof. Dr. Agnaldo José da Rocha Reis

Co-orientador: Dr. Paulo Marcos de Barros Monteiro

Lucas Samuel Barbosa Sacramento

Ouro Preto
Escola de Minas – UFOP

Julho/2015

Monografia defendida e aprovada, em 01 de julho de 2015, pela comissão avaliadora constituída pelos professores:

Prof. Dr. Agnaldo José da Rocha Reis - Orientador

Prof. Dr. Paulo Marcos de Barros Monteiro – Co-orientador

Prof. MSc. João Carlos Vilela de Castro – Professor Convidado

Agradecimentos

Ao Deus Todo Poderoso Jeová, o Deus da Bíblia que me esforço a servir com constância, este que lhe devo a vida e todas as provisões físicas e espirituais que faz a mim e minha família dia após dia.

Aos meus pais Eduardo e Magda Sacramento, que constantemente me incentivaram, plantaram e regaram as sementes que hoje começam a dar frutos. Sem dúvida eles são os principais idealizadores deste sonho. Fundaram com muito suor e trabalho a base para que tudo isso se tornasse possível, eles que são exemplo de honestidade, dignidade e lealdade.

Às minhas irmãs, Lumara, Nayara e Eduarda que mesmo distantes me apoiaram e com toda certeza sempre carregarão parte das minhas vitórias.

À minha amada esposa Fiama Sacramento que soube lidar com madureza nos momentos em que estive ausente e que não pude deitar ao seu lado pra dormir, pelo seu espírito generoso, abnegado e por todo amor, carinho e dedicação dispensados a mim. Por saber resumir todo o meu dia pelo olhar e por me compreender em momentos de impaciência. Você, amor, pode dizer com toda convicção que é parte fundamental, majoritária, de toda e qualquer conquista que me venha a pertencer.

A todos os meus verdadeiros amigos, acredito que bem representados pelo casal Otávio e Nayara Luma Costa, Júlio César, Wellington e Biscoito que sempre se mostraram achegados como irmãos, se esforçam por mim e se prontificam com seus ombros a carregarem meus fardos sem lhes importar o peso.

À família de irmãos Edwandro, Dora e Átila de Almeida, a tia Lita, a tia Cida e todos os outros familiares que de maneira direta ou indireta colaboraram nessa árdua caminhada acadêmica sempre compreendendo minha ausência. Certamente todos agregaram valores a pessoa que me tornei.

À valiosa colaboração do amigo Arthur Miranda pela bondade e boa disposição em compartilhar seu conhecimento e aos zelosos professores da Universidade Federal de Ouro Preto, de forma especial ao professor Agnaldo dos Reis e Paulo Monteiro do Departamento de Controle e Automação e Técnicas Fundamentais pelo comprometimento em me tornar um profissional preparado para o mercado.

“A menos que o próprio Jeová construa a casa, é fútil que seus construtores trabalhem arduamente nela. A menos que o próprio Jeová guarde a cidade, é fútil que o guarda se mantenha alerta, É em vão que vocês se levantem cedo, que se deitem tarde, que trabalhem duro para conseguir alimento, pois Ele faz provisões para os seus amados e também lhes dá repouso Feliz todo aquele que teme a Jeová, e que anda nos seus caminhos, pois comerás o fruto da labuta das tuas próprias mãos. Feliz serás e te irá bem.”

(Salmos 127:1,2 e 128:1,2)

RESUMO

Diante do crescimento e avanço do mercado industrial, os sistemas de controle têm assumido um papel vital no desenvolvimento do mesmo. Dia após dia empresas de vários ramos buscam criar produtos que são cada vez mais precisos e confiáveis, tornando a tarefa do engenheiro de controle mais desafiadora e exigente. O controle de nível tem ganhado cada vez mais espaço na linha de produção de variados bens e, geralmente, para esse controle, utilizam-se controladores PI clássicos. Entretanto, observou-se que em sistemas como estes, onde a presença de não-linearidades é dominante, muitas vezes os controladores convencionais são incapazes de compreender a complexidade da dinâmica desses processos. Para lidar com estas inconveniências, tem-se utilizado técnicas de inteligência artificial (lógica nebulosa, sistemas especialistas ou redes neurais artificiais). Em especial, em controladores industriais *fuzzy* (nebuloso), ao invés de se utilizar um modelo matemático clássico, os mesmos podem ser projetados com o conhecimento experimental de operadores humanos já treinados, fazendo com que a ação de controle seja, em tese, tão boa quanto a deles e sempre consistente. Neste contexto, surgiu a motivação deste trabalho onde é proposto um estudo comparativo controladores PI convencionais e um controlador baseado em lógica *fuzzy*, aplicados ao controle de nível de dois tanques acoplados em uma planta real localizada na Escola de Minas – UFOP. O sistema a ser controlado é composto por um reservatório, dois tanques acoplados em cascata (Tanque 1 e Tanque 2) e uma bomba que fornece água para o Tanque 1. Este sistema permite trabalhar em duas configurações: a primeira é controlar o nível do Tanque 1: este se comporta como um sistema de primeira ordem; já a segunda é controlar o nível do Tanque 2 a partir do Tanque 1: neste caso o comportamento é de um sistema de segunda ordem. O nosso objetivo neste trabalho é controlar o nível do Tanque 1 com as duas configurações citadas.

Palavras chaves: Controlador PD, lógica nebulosa, controlador *fuzzy*, controle de nível.

ABSTRACT

With the growth and advancement of the industrial market, the control systems have played a vital role in its development. Day by day companies from various branches seek to create products that are increasingly accurate and reliable making the task more challenging and demanding control engineer. The level of control has gained increasingly more space in the production line for various goods and generally this control are used classical PI controllers. However, it found that in systems such as these, where the presence of non-linearities is dominant, conventional controllers often are unable to understand the complexity of the dynamics of these processes. To deal with these inconveniences have been used artificial intelligence techniques (fuzzy logic, expert systems and neural networks). In particular in industrial fuzzy controllers (cloudy) instead of using the same mathematical model can be invested with the experimental knowledge of human operators been trained, so that the control action is as good as the one and always consistent. In this context it emerged the motivation of this work is proposed where a comparative study between a conventional tuning techniques PI controllers using a fuzzy logic based controller, applied to the level control tank two coupled in an actual plant in the School of mines - UFOP. The system to be controlled is comprised of a reservoir, two cascade coupled tanks (Tank 1 and Tank 2) and a pump that supplies water to the tank 1, this system can work in two configurations: the first is to control the level of the tank 1, it behaves as a first order system; The second is to control the level of the tank 2 from the tank 1, in this case the behavior is a second order system. Our object in this work to implement the fuzzy controlled is to control the level of Tank 1.

Key words: Technical control, fuzzy logic, fuzzy controller, level control.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Diagrama de blocos do sistema

Figura 2.2 – Resposta de um sistema sob controle *on-off*

Figura 2.3 – Resposta de um sistema sob controle com ação proporcional

Figura 2.4 – Aplicação da ação proporcional e integral

Figura 2.5 – Curva de Reação do Processo

Figura 2.6 – Diagrama de blocos de um sistema de controle realimentado

Figura 2.7 – Variável Linguística: Temperatura

Figura 2.8 – Exemplos de funções de pertinência

Figura 3.1 – Sistema de tanques acoplados

Figura 3.2 – Configuração OPC – server

Figura 3.3 – Modelo para carga de um tanque sem dreno

Figura 3.4 – Modelo para descarga de um tanque com dreno

Figura 5.1 - Determinação do atraso e da constante de tempo do sistema

Figura 5.2 - Determinação do atraso e da constante de tempo do sistema para o método Cohen-Coon

Figura 5.3 - Lugar das raízes do sistema compensado

Figura 5.4 – Regras do controlador fuzzy em um determinado instante de tempo

Figura 5.5 – Superfície 2D das regras do controlador *fuzzy*

Figura 5.6 – Diagrama da planta no *Simulink* - Sltank.mdl adaptado

Figura 5.7 – Sinal do controlador fuzzy - Sltank.mdl adaptado

Figura 5.8 – Sinal de referência, nível do tanque - Sltank.mdl adaptado

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Sintonia por Ziegler e Nichols

Tabela 2.2 – Sintonia por Cohen Coon

Tabela 2.3 – Operações e Relações *Fuzzy*

Tabela 3.1 – Parâmetros Gerais

Tabela 3.2 – Parâmetros Identificados da Planta

Tabela 6.1 – Valores de máximo M_p e T_s para os controladores propostos

1-Introdução.....	12
1.1 Considerações iniciais.....	12
1.2 Objetivos.....	13
1.3 Justificativa.....	13
1.4 Metodologia proposta.....	14
2-Fundamentos de Controle	15
2.1 Conceitos básicos.....	15
2.1.1 Equipamentos convencionais de controle.....	16
2.2 Controladores convencionais.....	17
2.2.1 Conceitos de controle.....	17
2.2.2 Métodos de Sintonia Para Controladores PID.....	21
2.2.2.1 Método de sintonia Ziegler-Nichols.....	21
2.2.2.2 Cohen-Coon baseado no método da curva de reação.....	23
2.2.2.3 Técnica DeadBeat.....	23
2.2.2.4 Método do lugar geométrico das raízes.....	24
2.3 Lógica <i>fuzzy</i>	25
2.3.1 Fundamentos de lógica <i>fuzzy</i>	25
2.3.2 Conjuntos nebulosos.....	26
2.3.3 Operações com conjuntos nebulosos.....	27
2.3.4 Variáveis linguísticas.....	28
2.3.5 Funções de pertinência.....	29
2.3.6 Controladores <i>fuzzy</i>	30
2.3.7 Vantagens de controladores industriais <i>fuzzy</i> baseados em regras.....	31
3-Planta de Nível.....	32
3.1 Metodologia e Materiais.....	32
3.2 Comunicação OPC.....	32
3.3 Parâmetros.....	34
3.3.1 Parâmetros gerais.....	34
3.3.2 Parâmetros identificados.....	34

3.3.2.1 Modelo para carga de um tanque sem dreno	35
3.3.2.2 Modelo para descarga de um tanque grande	37
3.4 Modelo do processo de dois tanques acoplados	39
4- Identificação de Sistemas.....	42
4.1 Conceito	42
4.2 Identificação de sistemas <i>fuzzy</i> baseados em regras	43
5- Desenvolvimento.....	45
5.1 Projeto de controladores PI	45
5.1.1 Sintonia por Ziegler-Nichols	45
5.1.2 Sintonia por Cohen-Coon	46
5.1.3 Sintonia por Lugar Geométrico das Raízes	47
5.1.4 Sintonia por Deadbeat	47
5.2 Projeto do controlador nebuloso <i>fuzzy</i>	48
6- Resultados e Discussões	51
7- Conclusão e Sugestão de Trabalhos Futuros	52
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	54

1 – INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

Um sistema de controle consiste em subsistemas e processos reunidos com o propósito de controlar as saídas dos processos. Na sua forma mais simples, um sistema de controle fornece uma saída ou resposta para uma dada entrada ou estímulo (NISE, 2002).

A Engenharia de Controle é o ramo da engenharia responsável pelo desenvolvimento da teoria de sistemas de controle, baseando-se nos fundamentos da teoria e análise de sistemas na sua integração com as teorias de redes e comunicações (DORF, BISHOP, 2005).

Desde que os avanços na teoria e na prática de controle automático propiciam meios para atingir-se desempenho ótimo de sistemas, bem como melhoria na qualidade, diminuição do custo de produção, aumento da taxa de produção, dentre outros, a maioria dos cientistas e especialmente engenheiros precisam entender e conhecer bem a respeito do controle automático de sistemas (OGATA, 1982). Dia após dia empresas de vários ramos buscam desenvolver produtos que são cada vez mais precisos e confiáveis tornando a tarefa do engenheiro de controle mais desafiadora e exigente.

De acordo com Soares (2009) e Diniz (2011), um fator que realmente tem contribuído para o progresso dos sistemas de controle advém dos benefícios dos controladores digitais. Entretanto, devido à complexidade dos atuais processos industriais e a presença de não linearidades, técnicas de controle clássico podem se tornar ineficazes e obsoletas, sendo necessário recorrer às alternativas disponíveis de controle para estes processos. Ressalta-se ainda, que diante de certos sistemas de controle o engenheiro encontra dificuldades para descrevê-los por modelos matemáticos com total fidelidade às características reais da planta.

Com o intuito de sanar problemas semelhantes a esses a Inteligência Artificial (IA) vem conquistando espaço. A IA é um ramo da ciência da computação dedicada a buscar

métodos com dispositivos que possuam ou simulem a capacidade de elaborar dispositivos com a capacidade humana de resolver problemas, raciocinar, perceber, tomar decisões, enfim, a capacidade de ser inteligente. Dentre as técnicas de inteligência artificial, destacam-se o sistema especialista, a lógica nebulosa para o desenvolvimento de controladores *fuzzy* e os controladores baseados em redes neurais artificiais (RNA), conhecidos como neurocontroladores.

1.2 Objetivos

Projetar e analisar um controlador PI sintonizado por quatro métodos distintos, sendo eles: Ziegler Nichols, Cohen Coon, Dead Beat e Lugar geométrico das raízes com o intuito de comparar os resultados obtidos com a utilização de um controlador baseado em lógica nebulosa (controlador *fuzzy*) para identificação do sistema e controle de nível de dois tanques acoplados em uma planta didática, especificando quando sua utilização é desejável.

1.3 Justificativa

Tendo em vista a dificuldade encontrada de descrever matematicamente determinados processos industriais com a integridade exigida, devido ao alto grau de complexidade dos mesmos, surge a necessidade de inovar os métodos de controle para sistemas robustos visando um bom controle e também a otimização do tempo gasto para tal. Sabe-se que a presença de não linearidade encontrada nos processos industriais é algo que limita os controladores convencionais a trabalharem em um ponto de operação.

As redes neurais artificiais, em conjunto com técnicas de controle e identificação de sistemas, podem ser a solução esperada para sanar estas questões visto que otimizam o tempo e aperfeiçoam o controle de processos envolvendo um grande número de variáveis a serem controladas.

Conceitualmente, pode-se dizer que sistemas inteligentes são sistemas ou processos que utilizam a teoria da inteligência artificial para a solução de problemas específicos (NASCIMENTO, YONEYAMA, 2000). Atualmente, existem diversos tipos de sistemas inteligentes. Dentre eles, um método eficaz é utilizar a lógica fuzzy. Tal método se caracteriza pela expressão de maneira sistemática e lógica do conhecimento do operador na tarefa de controle de uma planta (CAMPOS E SAITO, 2004).

1.4 Metodologia proposta

Visando atingir o objetivo inicia-se o trabalho realizando a identificação paramétrica da planta. Para tal realizam-se medições físicas diretas na mesma e ensaios de perda de carga d'água e ensaio de ganho de carga d'água. Logo se projeta os controladores convencionais pelas técnicas propostas e realizam-se os testes reais na planta. A próxima etapa consiste em desenvolver um controlador fuzzy para a mesma planta e simular seu comportamento. A fase final é a avaliação e análise das técnicas projetadas e simuladas.

2 – FUNDAMENTOS DE CONTROLE

2.1 – Conceitos Básicos

Um sistema é linear se ele satisfaz o princípio da superposição. Considere-se um sistema que ao ser excitado por uma entrada $u_1(t)$ produz uma saída $y_1(t)$ e quando excitado por uma entrada $u_2(t)$ produz uma saída $y_2(t)$. Se tal sistema satisfaz o princípio da superposição então, quando excitado por $au_1(t) + bu_2(t)$, sua saída será $ay_1(t) + by_2(t)$, sendo a e b constantes possivelmente complexas. Informalmente pode-se dizer que um sistema linear possui variáveis constantes, independente do ponto de operação (AGUIRRE, 2007).

A consideração de invariância temporal implica que o comportamento do sistema sendo modelado não varia com o tempo, contudo as variáveis do sistema não têm valores constantes, pelo contrário, normalmente estes valores variam com o tempo, sendo tal evolução temporal determinada por uma lei. Normalmente, refere-se a esta lei como sendo a dinâmica do sistema. Portanto, ser invariante no tempo não significa que o sistema é estático, mas certamente implica que a dinâmica que está regulando a evolução temporal é a mesma (Ferreira, 2009).

No estudo do comportamento dinâmico dos sistemas, podem-se provocar diversos tipos de perturbações sobre o sistema para posterior análise, (AGUIRRE, 2007):

- Perturbação em pulso;
- Perturbação em degrau;
- Perturbação em rampa;
- Perturbação senoidal.

Na modelagem de perturbações em degrau, pode-se simplificar a abordagem matemática considerando que a perturbação ocorre em $t = 0$. Com isto, além de evitar o uso da função degrau (substituída por uma simples constante), simplificam-se as condições que influenciam no processo. A simplificação envolve, portanto, a solução de uma equação diferencial que inclui o efeito da perturbação, considerando como condição inicial a informação do estado estacionário na ausência da perturbação externa, (OGATA, 1998).

2.1.2 – Equipamentos Convencionais de Controle

Sensores e transdutores são os elementos de medição que tem por função medir alguma propriedade do sistema e convertê-la em um sinal elétrico que possa ser utilizado para controle. Em alguns casos, o elemento sensor gera um tipo de sinal que não é diretamente compatível com o sistema de controle. Neste caso, utiliza-se um transdutor para gerar um sinal compatível a partir do sinal recebido do sensor. Em muitos casos, o próprio transdutor é também o elemento sensor. Tipicamente, o sensor e o transdutor estão localizados perto do processo, e por isso são comumente denominados como “elementos de campo” (Ferreira, 2009).

Um controlador comercial apresenta as seguintes características:

- Recebe um sinal de entrada com o valor da variável controlada ($PV = process\ value$);
- Recebe um sinal de referência - ($SP = set\ point$);
- Gera um sinal de saída para o elemento final de controle ($CO = controller\ output$);
- Recebe um comando de seleção de pelo menos dois modos: Manual e Automático;

Em modo manual, o controlador opera como um simples controle remoto. O operador informa o sinal de saída desejado, e o controlador transmite este valor para o elemento final de controle. Em modo automático, são aplicados os valores de PV e SP para determinar, por meio de um algoritmo, o valor do sinal de saída do controlador.

Um conceito importante para os algoritmos de controle mais comuns é o de erro, aplicado a controladores, o erro representa a diferença entre o SP e a PV . O diagrama de blocos apresentado na figura 2.1 expressa a representação do erro e estrutura de um sistema de controle.

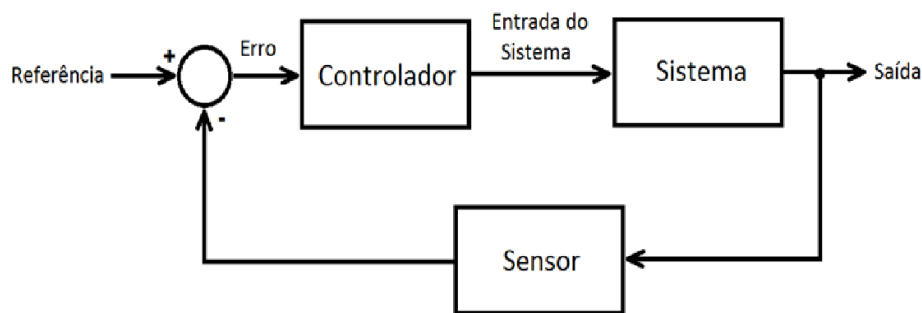


Figura 2.1 – Diagrama de blocos do sistema

Qualitativamente, o desempenho em malha fechada de um controlador pode ser avaliado pela sua capacidade de manter a variável controlada próxima ao ponto desejado, mesmo em presença de perturbações externas (SIGHIERI; NISHINARI, 1973). Em aplicações práticas, porém, pode ser desejável mensurar o desempenho de um controlador por meio de um índice que quantifique este desempenho. Alguns índices sugeridos na literatura e na prática são dados a seguir conforme Ogata (1998). Geralmente, considera-se a resposta do controlador a uma perturbação em degrau.

- Coeficiente de amortecimento, obtido ao comparar a resposta do controlador a de um sistema de segunda ordem (valores recomendados estão entre 0,3 e 0,5);
- Máximo sobressinal, ou seja, o máximo desvio do ponto de operação observado logo após a perturbação;
- Velocidade de resposta, definida como o tempo necessário para atingir o ponto de operação (não necessariamente se estabilizando naquele ponto);
- Taxa de decaimento, medida como a razão entre as amplitudes duas oscilações sucessivas;
- Tempo de resposta; o tempo a partir do qual as oscilações se limitam a uma certa fração de variação em torno do ponto de operação;
- Segundo Ogata (1998), alguns índices calculados por integração de uma função do erro ao longo do tempo: ISE (Integral Square Error) e IAE (Integral Absolute Error).

2.2 – Controladores Convencionais

2.2.1 – Conceitos de Controle

O controlador *on-off* envolve uma das técnicas mais simples de serem implementadas, visto que nesta técnica é assumido que o sinal de controle $u(t)$ situa-se apenas em dois

patamares: ligado ou desligado (em outras palavras, 0 ou 100%) (OLIVEIRA, 2009). A Figura 2.2 ilustra a resposta de um sistema sob controle *on-off*, mostrando que a oscilação não é necessariamente senoidal. Vale ressaltar que a reta indica o valor de referência e que a média não equivale necessariamente ao valor desejado.

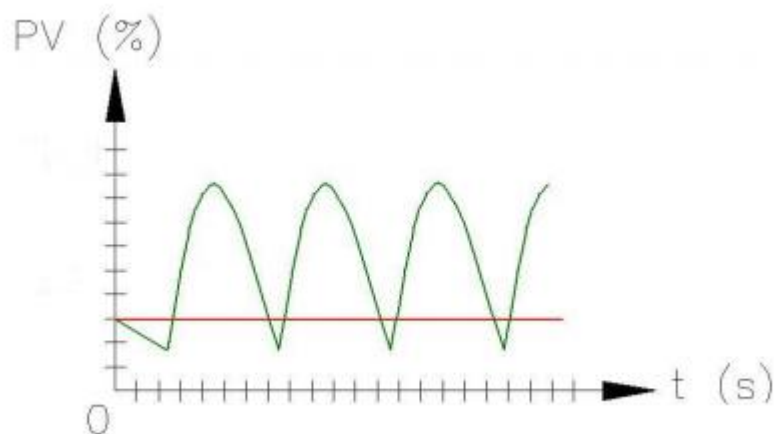


Figura 2.2 – Resposta de um sistema sob controle *on-off*.

Uma característica do controle *on-off* é que o valor médio da variável controlada muda conforme à perturbação externa. Este efeito é observado em sistemas de condicionamento de ar, pois mesmo mantido o ponto desejado, a temperatura média é geralmente maior em dias quentes.

Outro tipo de controlador é o Proporcional (“P”), cuja uma das características é a de não zerar o erro em regime. Neste caso, a relação entre a saída do controlador “ $\mu(t)$ ” e o sinal de erro atuante “ $e(t)$ ”, que é a entrada do controlador é dada por:

$$\mu(t) = K_p \cdot e(t)$$

Onde K_p é o ganho proporcional.

Independente do mecanismo utilizado e da forma de operação, o controlador proporcional é essencialmente um amplificador com ganho ajustável (HEY, 1997).

A Figura 2.3 ilustra o comportamento de uma variável controlada após atuação do controlador proporcional sob perturbação externa em degrau, onde a referência está indicada pela linha reta. O controle faz a variável oscilar em busca da referência e entra em regime permanente com um erro residual.

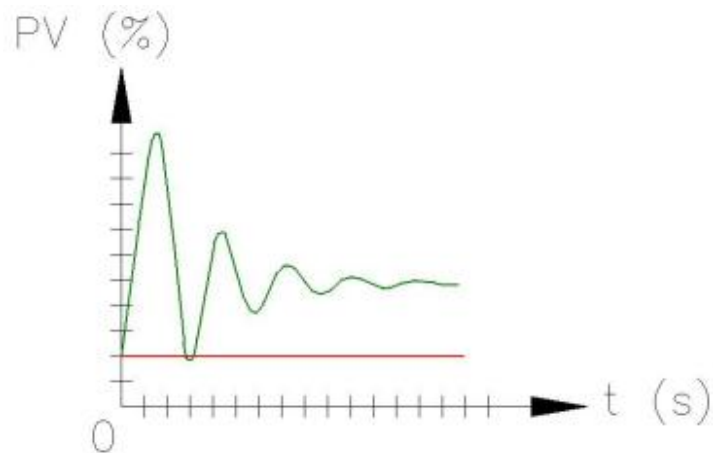


Figura 2.3 – Resposta de um sistema sob controle com ação proporcional

Já no Controlador Proporcional Integral (“PI”), adiciona-se a integral do erro, fazendo com que o desvio do ponto de operação não seja mantido por muito tempo, permitindo desta forma, eliminar o erro residual. A ação de controle proporcional-integral é definida por:

$$\mu(t) = K_p \cdot e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt$$

Onde K_p é o ganho proporcional e T_i é tempo integral.

O gráfico da Figura 2.4 ilustra a aplicação da ação integral conjuntamente com a ação proporcional. A partir deste gráfico pode-se dar uma interpretação para T_i , pois o tempo integral ou *reset-time*, corresponde ao tempo em que a parcela relativa à parte proporcional da ação de controle é duplicada.

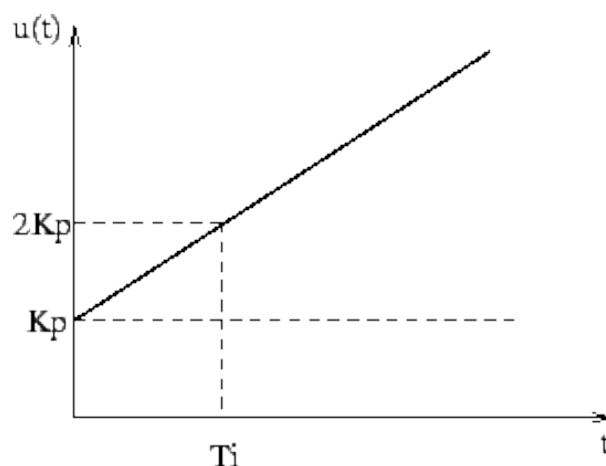


Figura 2.4 – Aplicação da ação proporcional e integral

De acordo com Ogata (2003), o zero existente em $\frac{1}{T_i}$ tende a compensar o efeito desestabilizador do pólo na origem. Para altos valores de T_i , tem-se a predominância da ação proporcional, ou seja, se $T_i \rightarrow \infty$ corresponderá ao controlador proporcional. Nota-se que, neste caso, existe um erro em regime permanente. À medida que se diminui T_i a ação integral começa a predominar sobre a ação proporcional e a resposta tende a se aproximar mais rapidamente da referência, conseqüentemente, o erro em regime tende a ser anulado mais rapidamente.

No controlador proporcional integral derivativo (“PID”) a ação derivativa usa a informação de processo que permite prever, em curto prazo, a tendência da variável de processo. Assim, ao observar que a variável está aumentando, a ação derivativa atuará no sentido de reduzi-la, mesmo que o erro e a integral do erro apontem em outra direção. Desta forma, a ação derivativa torna a resposta do controlador mais rápida. O uso de ação derivativa requer cuidado, e deve ser evitada em variáveis cuja medição esteja sujeita a ruídos (como vazão em escoamento turbulento). Neste caso, o comportamento oscilante da vazão faz com que a derivada mude continuamente de sinal, com efeito negativo sobre o desempenho do controlador. (FERREIRA, 2009)

Este tipo de ação, combina as vantagens das três ação de controle envolvidas. A ação de controle Proporcional-Integral-Derivativa é definida por:

$$\mu(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_p T_d \frac{d_e(t)}{dt}$$

Em resumo um controlador proporcional, nada mais é, do que um ganho. Este é utilizado em situações quando uma resposta transitória e a resposta em regime são satisfatórias simplesmente adicionando-se um ganho ao sistema, sem a necessidade de compensação dinâmica. Um controlador PI é utilizado para melhorar a resposta de regime permanente, sendo que este tipo de controlador apresenta um pólo na origem. Um controlador PD, é utilizado para melhorar a resposta transitória de um sistema adicionando-se um zero ao sistema. Um controlador PID, é utilizado para melhorar tanto a resposta transitória, como a resposta de regime permanente, adicionando-se 2 zeros e 1 pólo ao sistema.

Hoje, dispõe-se de um conjunto de regras empíricas e matemáticas que permitem sistematizar a busca de melhores desempenhos através da sintonia de parâmetros. (OGATA, 1998).

2.2.2 – Métodos de Sintonia para Controladores PID

A tarefa de sintonia de controladores proporcional, integral e derivativo, em muitos dos casos é realizada de forma empírica pelos operadores e técnicos responsáveis pelo processo sob controle. Ainda assim, por vezes, encontrar o conjunto de ganhos satisfatórios para o início da operação de um dado processo pode resultar em uma tarefa enfadonha e nada sistemática (PEREIRA, 2009).

Diversas técnicas de sintonia são utilizadas na prática de sistemas de controle. Os métodos exigem informações sobre a dinâmica do processo a ser controlado, pois a natureza desta informação é o que o caracteriza. A fim de obter um método prático de ajuste, deve ser possível obter estas informações a partir de ensaios simples sobre o processo, ao mesmo tempo em que estas informações devem ser suficientes para possibilitar um ajuste satisfatório do controlador.

2.2.2.1 – Método de Sintonia de Ziegler e Nichols (Baseado no Método da Curva de Reação)

Especificamente sobre a curva de reação do processo, ao contrário das técnicas de ajuste em malha fechada, como Ziegler-Nichols, essa técnica de ajuste em malha aberta necessita apenas um distúrbio imposto ao processo para determinação dos parâmetros de sintonia do controlador. Nesse caso, o controlador não está no processo durante os testes. Esse tipo de método procura caracterizar primeiro o processo e, então, determinar os ajustes do controlador, com base nessas características aproximadas do processo. As técnicas de ajuste em malha aberta normalmente baseiam-se na curva de reação do processo, ou seja, a reação deste a uma perturbação em degrau na variável manipulada, na saída do controlador. A curva armazenada nesse caso é a curva de reação do processo. Isso significa que a curva de reação do processo é afetada não somente pela dinâmica do próprio processo, mas também pela dinâmica do sensor e do elemento final de controle. A curva de reação obtida para estes casos pode ser vista na Figura 2.5:

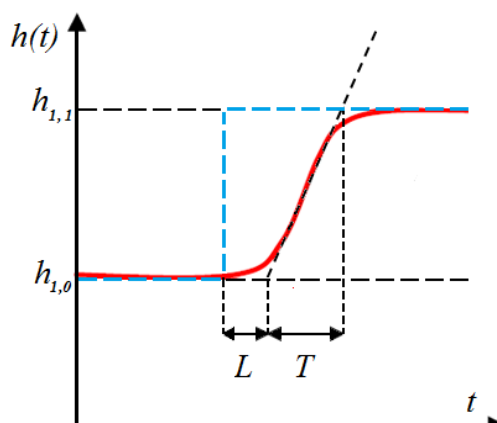


Figura 2.5 – Curva de Reação do Processo

A partir dessa curva, pode-se identificar o ganho direto (K_0), o atraso (L) e a constante de tempo (T) do sistema.

Os métodos de Ziegler-Nichols foram introduzidos já em 1942 e hoje são considerados clássicos. Estes métodos continuam a ser largamente aplicados até hoje, mesmo em sua forma original, mas mais costumeiramente em alguma forma modificada. Os dois métodos básicos de ajuste de Ziegler-Nichols visam obter uma mesma resposta pré-especificada para o sistema em malha fechada, e diferem no que diz respeito à natureza da informação sobre a dinâmica do processo que é exigida por cada um deles.

Ziegler e Nichols propuseram regras para a determinação do ganho proporcional K_p , do tempo integral T_i e do tempo derivativo T_d baseadas na característica da resposta temporal de uma dada planta. De acordo com a Tabela 2.1 o objetivo é alcançar um amortecimento particular na resposta em malha fechada. Especificamente, objetiva-se obter uma vazão de 4:1 para o primeiro e o segundo período na resposta.

Tabela 2.1 – Sintonia por Ziegler e Nichols

Controlador	K	T_i	T_d
P	$1/a$	---	---
PI	$0,9/a$	$3L$	---
PID	$1,2/a$	$2L$	$L/2$

2.2.2.2 – Cohen-Coon (Baseado no Método da Curva de Reação)

Baseado no mesmo modelo anterior, Cohen e Coon encontraram uma forma de obter os parâmetros que resultassem em uma sintonia com uma dependência menor em relação a razão de atraso (L) e a constante de tempo (T), para isso, os parâmetros são calculados conforme descrito na Tabela 2.2.

Tabela 2.2 – Sintonia por Cohen Coon

	K_c	T_i	T_d
Proporcional (P)	$\frac{1}{K} \frac{1}{t_d} \left(1 + \frac{t_d}{3T}\right)$	---	---
Proporcional-integral (PI)	$\frac{1}{K} \frac{1}{t_d} \left(0,9 + \frac{t_d}{12T}\right)$	$t_d \left(\frac{30 + 3^{td/T}}{9 + 20^{td/T}}\right)$	---
Proporcional-Integral-Derivativo (PID)	$\frac{1}{K} \frac{1}{t_d} \left(\frac{4}{3} + \frac{t_d}{4T}\right)$	$t_d \left(\frac{32 + 6^{td/T}}{13 + 8^{td/T}}\right)$	$t_d \left(\frac{4}{11 + 20^{td/T}}\right)$

2.2.2.3 - Técnica *Deadbeat*

A flexibilidade, baixo custo, capacidade computacional e velocidade dos novos computadores digitais tem permitido o desenvolvimento de novos algoritmos de controle que não são simplesmente uma versão discreta de controladores analógicos. Em particular, é possível formular novas leis de controle que, em condições adequadas, produzirão a resposta de malha fechada desejada. O objetivo do controle *deadbeat* é atingir a resposta mais rápida possível a uma mudança na referência. Na teoria de controle, o projeto do controlador *deadbeat* consiste em determinar um sinal de controle que aplicado à planta leva a saída para zero no menor número de intervalos de amostragem, Chen (1994), Dorf et al (2005), Kailath (1980). Pode ser mostrado que para um sistema linear invariante no tempo de ordem n este número de intervalos de amostragem é n , desde que o sistema seja “null controlable” (possa ser levado para origem por alguma entrada finita).

A seguir alguns fatos importantes dos controladores tipo *deadbeat*, Chen (1994), Dorf et al (2005), Kailath (1980):

- No procedimento de projeto o usuário especifica a resposta de malha fechada desejada, $T_d(z)$. A técnica de projeto utiliza o inverso do modelo de planta $G(z)$ que é utilizado para cancelar a dinâmica não desejada da planta (substituindo-a por outra característica dinâmica) de forma que a resposta de malha fechada desejada possa ser alcançada.

- O uso do modelo inverso apresenta um problema quando a planta possui zeros fora do círculo unitário (sistema de fase não mínima); se $G(z)$ tem zero(s) fora do círculo unitário, o controlador $K(z)$ terá polo(s) fora do círculo unitário e o produto $G(z)K(z)$ terá um cancelamento de pólo/zero na região instável.
- Se a resposta de malha fechada desejada, $T_d(z)$, for escolhida mais rápida do que a do sistema real o controlador pode se tornar não-causal.
- Pode ser mostrado que quando a taxa de amostragem aumenta, sistemas contínuos de fase mínima podem se tornar sistemas discretos de fase não-mínima no domínio Z ; isto usualmente acontece quando o sistema contínuo tem um excesso de número de pólos menos número de zeros maior que 2.
- A escolha de uma taxa de amostragem muito rápida - sem modificar a resposta de malha fechada desejada $T_d(z)$ – tem como consequência um controlador com desempenho brusco entre instantes de amostragem.
- O fenômeno conhecido como “ringing” pode ser causado por pólos do controlador com parte real negativa; quanto mais próximo do ponto -1 no plano Z , mais grave será o problema, neste caso, o controlador pode produzir um sinal de controle oscilatório com amplitude decrescente.

2.2.2.4 – Lugar Geométrico das Raízes

O método do Lugar Geométrico das Raízes foi desenvolvido por W. R. Evans e apresentado em um artigo publicado em 1948. Este método tem por objetivo representar graficamente o deslocamento dos pólos de malha-fechada de um sistema linear quando sujeito a variação de um ou mais parâmetros. O método do LGR é muito eficiente para a análise e projeto de sistemas de controle lineares, permitindo concluir aspectos relacionados a estabilidade e a resposta transitória destes sistemas. A situação de interesse é mostrada pela Figura 2.6, onde $G(s)$ é a função de transferência de um sistema linear invariante no tempo do tipo SISO (uma única entrada e uma única saída),

$H(s)$ é a função de transferência do ramo de realimentação e K é um número real (PEREIRA E Haffner, 2009).

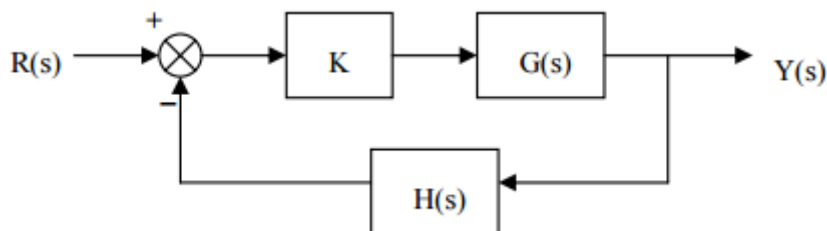


Figura 2.6 – Diagrama de blocos de um sistema de controle realimentado

A análise proposta por Evans é realizada com base nas possíveis raízes da equação característica do sistema, em malha fechada. Para controlar um sistema em malha fechada, é introduzido no controlador um ganho K variável para que seja possível uma sintonia da malha de controle. O efeito da introdução desse ganho é a alteração das raízes do denominador da função de transferência em malha fechada.

2.3 – Lógica Fuzzy

2.3.1 – Fundamentos de Lógica Fuzzy

Segundo Simões e Shaw (2007), a lógica clássica cujo fundador foi o filósofo grego Aristóteles, estabeleceu um conjunto de regras rígidas, para que conclusões pudessem ser logicamente válidas e aceitas. Esta lógica assume atributos de bivalência, isso significa a utilização de dois valores: algo é verdadeiro ou não verdadeiro, preto ou branco, ou é um ou zero. Ou seja, na lógica clássica espera-se que determinada afirmação seja verdadeira ou falsa.

A lógica *fuzzy* surgiu em 1965 com a publicação de um artigo sobre a teoria dos conjuntos *fuzzy* por L.A. Zadeh, com o objetivo de fornecer um ferramental matemático para tratamento de informações de caráter vago ou impreciso, pois no mundo real existem muitos tons de cinza entre o preto e o branco, muitos graus de incerteza entre o verdadeiro e o falso. Ou seja, o mundo real não é bivalente, é na realidade multivalente com infinitos espectros de opções em vez de duas (SOUZA, 2012).

Lógica *fuzzy*, redes neurais artificiais, sistemas especialistas e algoritmos genéticos fazem parte de um novo paradigma conhecido por sistemas inteligentes. Estes sistemas

procuram fornecer respostas que solucionam problemas de forma apropriada às situações específicas dos mesmos, mesmo sendo novas ou inesperadas. A operação destes sistemas inspira-se, em geral, em sistemas biológicos. A capacidade criativa dos seres humanos, de raciocinar de maneira incerta ou difusa contrasta com a forma de operar de computadores e máquinas, regidos por raciocínio binário e preciso. No momento em que estas máquinas transcendessem a esta restrição, tornar-se-iam inteligentes, podendo raciocinar de forma difusa. Esta forma de raciocínio é conhecida em inglês por *fuzzy*, tendo como tradução em português nebuloso, difuso, (AZEVEDO; BRASIL; OLIVEIRA, 2000).

2.3.2 – Conjuntos Nebulosos

Conjuntos convencionais têm apenas os critérios de pertinência “pertence” ou “não pertence”, e “está contido” ou “não está contido”, ou seja, um elemento não pode pertencer parcialmente a conjunto, da mesma forma que um conjunto não pode estar parcialmente contido em outro.

Na teoria dos conjuntos *fuzzy* existe um grau de pertinência de cada elemento a um determinado conjunto. Por exemplo, considere os conjuntos abaixo:

- Conjunto das pessoas com alta renda.
- Conjunto das pessoas altas.

Pode-se verificar que não existe uma fronteira bem definida para decidirmos quando um elemento pertence ou não ao respectivo conjunto nos exemplos acima. Com os conjuntos *fuzzy* pode-se definir critérios e graus de pertinência para tais situações.

A função característica (crisp sets) pode ser generalizada de modo que os valores designados aos elementos do conjunto universo U pertençam ao intervalo de números reais de 0 a 1, isto é $[0,1]$.

$$\mu_A \longrightarrow [0,1]$$

Estes valores indicam o grau de pertinência dos elementos do conjunto U em relação ao conjunto A , isto é, quanto é possível para um elemento x de U pertencer ao conjunto A .

2.3.3 – Operações com Conjuntos Nebulosos

A teoria dos conjuntos *fuzzy* é uma extensão da teoria dos conjuntos tradicionais. Assim, as principais operações e relações entre conjuntos *fuzzy* são definidas como extensão das operações e relações tradicionais, como pode ser visto na Tabela 2.3.

Tabela 2.3 – Operações e Relações *Fuzzy*

Nº	Operação	Representação	Natureza
1	Complemento	$\neg A(x) = 1 - A(x)$	Operação
2	Diferença	$(A \neq B)$ se $A(x) \neq B(x)$ para pelo menos um elemento de $x \in X$	Relação
3	Igualdade	$(A = B)$ se $A(x) = B(x)$ para todo $x \in X$	Relação
4	Inclusão	$(A \subseteq B)$ se $A(x) \leq B(x)$ para todo $x \in X$	Relação
5	Intersecção	$A \cap B = A(x) \cap B(x) = \min [A(x), B(x)]$	Operação
6	União	$A \cup B = A(x) \cup B(x) = \max [A(x), B(x)]$	Operação

Vale ressaltar, a título de citação que, além das operações e das relações os conjuntos *fuzzy* possuem algumas características especiais. Entre tais características encontram-se: Corte α , conjunto de níveis, suporte, altura e normalização.

O corte α é um conjunto *fuzzy* A corresponde ao conjunto tradicional que contém todos os elementos do conjunto universo X com grau de pertinência em A maior ou igual a α , enquanto que o corte α forte ($A^{\alpha+A}$) contém todos os elementos em um conjunto universo X com grau maior que α , onde $\alpha \in [0,1]$.

O conjunto de níveis de um conjunto *fuzzy* A corresponde a um conjunto que contém todos os valores correspondidos entre 0 e 1, e que representam cortes de A distintos.

O Suporte de um conjunto *fuzzy* A , em um conjunto universo X , é o Conjunto tradicional que contém todos os elementos de X que possuem grau de pertinência diferente de zero em A . A Altura (h) de um conjunto *fuzzy* A corresponde ao seu maior grau de pertinência, entre todos os elementos do conjunto.

Um conjunto *fuzzy* A é chamado de normal quando a sua ‘Altura’ é igual a 1, ou seja, pelo menos um grau de pertinência, dos elementos do conjunto, possui valor máximo, enquanto que os conjuntos que não possuem ‘Altura’ igual a um são chamados de subnormal.

Caso um conjunto fuzzy possua apenas um elemento com grau de pertinência igual a um, este elemento é denominado protótipo do conjunto. Um conjunto fuzzy não normalizado pode ser normalizado por meio da divisão dos graus de pertinência de cada elemento, pelo maior grau de pertinência encontrado no conjunto.

2.3.4 – Variáveis Linguísticas

Uma variável linguística é uma variável cujos valores são nomes de conjuntos *fuzzy*. Por exemplo, a temperatura de um dado processo poderia ser uma variável linguística assumindo valores baixa média, alta etc. Estes valores são descritos por intermédio de conjuntos fuzzy conforme a Figura 2.7.

Generalizando, os valores de uma variável linguística podem ser sentenças em uma linguagem especificada. Para ilustrar, os valores da variável linguística temperatura poderiam ser expressos como alta, não alta, muito alta, bastante alta, não muito alta, alta mas não muito alta. Neste caso, os valores da variável são sentenças formadas a partir do nome alta, da negação não, dos conectivos ‘e’ e ‘mas’, e dos modificadores muito e bastante.

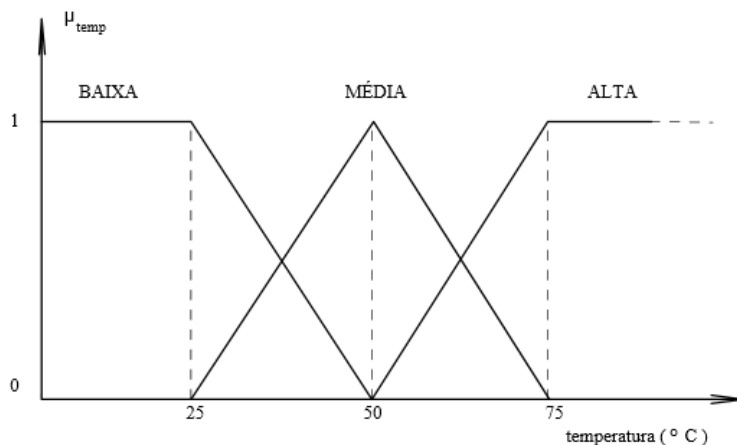


Figura 2.7 – Variável Linguística: Temperatura

Para gerar estes valores compostos, utilizam-se diversos termos que podem ser divididos nas seguintes categorias:

- Termos Primários: nomes de conjuntos *fuzzy* especificados em um determinado universo (por exemplo: alto, baixo, pequeno, médio, grande, zero);

- Conectivos Lógicos: A negação NÃO, conectivos E e OU, e conectivos mascarados, como mas, porém;
- Modificadores como, muito, pouco, levemente, extremamente;
- Delimitadores, como parênteses.

2.3.5 – Funções de Pertinência

Segundo Simões e Shaw, funções de pertinência fuzzy representam os aspectos fundamentais de todas as ações teóricas e práticas de sistemas fuzzy. Uma função de pertinência é uma função numérica gráfica ou tabulada que atribui valores de pertinência fuzzy para valores discretos de uma variável, em seu universo de discurso. Embora na maioria das vezes as funções de pertinência sejam triangulares ou trapezoidais, isto não é obrigatório. A quantidade de funções em um universo de discurso e seu formato é escolhida com base na experiência, na natureza do processo a ser controlado, ou numa entrevista com um operador humano especializado, que realize as funções de controle manualmente. De modo geral, esta não é uma tarefa trivial. A Figura 2.8 apresenta exemplos de funções de pertinência onde o eixo vertical representa o intervalo de $[0,1]$ e o eixo horizontal o universo de discurso.

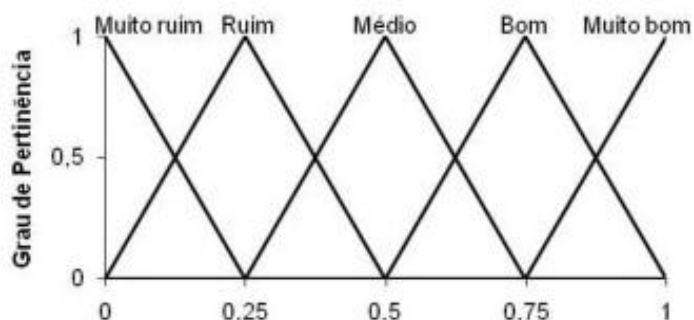


Figura 2.8 – Exemplos de funções de pertinência

2.3.6 – Controladores fuzzy

O controle fuzzy se aplica através de algoritmos o conhecimento humano e especialista na solução de problemas com incertezas, no caso as não linearidades e atrasos de transporte. Uma vantagem do método é que o mesmo não precisa inicialmente ser modelado matematicamente, (FENG et al., 2002).

Segundo Simões e Shaw (2007), um controlador fuzzy é composto dos seguintes blocos funcionais: Fuzzyficação, base de conhecimento, lógica de tomada de decisões e defuzzyficação.

Por meio de Souza (2012), sabe que a interface de fuzzyficação faz a identificação dos valores das variáveis de entrada. Estes valores são “fuzzyficados” em conjuntos *fuzzy* para que possam se tornar instâncias de variáveis linguísticas. A base de conhecimento representa o modelo do sistema a ser controlado, consistindo de uma base de dados e uma base de regras. A base de dados fornece as definições numéricas às funções de pertinências usadas no conjunto de regras fuzzy. A base de regras caracteriza os objetivos de controle e a estratégia de controle utilizada por especialistas na área, por meio de um conjunto de regras de controle, em geral linguísticas. Lógica de tomada de decisões é a etapa que é gerada a ação de controle a partir da estrutura de base de regras são decisões que simulam a atitude de um ser humano controlando o sistema. A defuzzyficação consiste em obter-se um único valor discreto, utilizável numa ação de controle concreta no mundo real, a partir de valores fuzzy de saída obtidos. A obtenção destes valores fuzzy de saída é realizada através de dois princípios básicos de defuzzyficação. O primeiro é baseado no centróide e o segundo em valores máximos. Conjuntos *fuzzy* permitem que seus elementos possuam um certo “grau de pertinência” associado, sendo esta propriedade conhecida como “multivalência”. Isto permite a aproximação com o mundo real que não é bivalente, é na realidade multivalente com um vasto número de opções ao invés de somente duas. A lógica fuzzy, então, permite trabalhar com tais incertezas de fenômenos naturais de forma rigorosa e sistemática. A determinação do grau de pertinência, para conjuntos fuzzy contínuos, se dá pela análise de “funções de pertinência”. Estas funções possibilitam o cálculo do grau de pertinência de acordo com o valor assumido pela variável. Elas representam os aspectos fundamentais de todas as ações teóricas e práticas de sistemas fuzzy.

2.3.7 – Vantagens de controladores industriais fuzzy baseados em regras

Controladores fuzzy baseados em regras têm um grande número de vantagens práticas. Segundo Shaw e Simões 2002, o que os tornaram a mais popular configuração usada pelos *softwares* de sistemas de desenvolvimento deste tipo de controlador, dentre elas destacam-se:

- Regras de controle fuzzy são de fácil compreensão pelos trabalhadores da manutenção, na medida em que são baseados no senso comum, e o efeito ou resultado das regras pode ser facilmente compreendido;
- Geralmente as funções de controle associadas com uma regra podem ser testadas individualmente e isso aumenta a facilidade de manutenção;
- Regras individuais combinam-se para formar uma estrutura de onde se executa um controle complexo. Essa cooperação de regras, oriunda do processamento paralelo, permite à lógica fuzzy controlar sistemas complexos usando expressões relativamente simples. Adicionalmente, pode-se acrescentar regras para condições de alarme que disparam raramente e aumentam muito pouco o tempo de processamento do ciclo de controle. Tanto funções de controle lineares quanto não-lineares podem ser implementadas por um sistema baseado em regras, usando o conhecimento de um especialista em termos linguísticos;
- Na maioria das aplicações industriais, controladores fuzzy baseados em *softwares* dão decididamente rápidos o bastante para gerenciar as tarefas, e ainda permanecer flexível e transparente ao projetista;
- Controladores fuzzy são inerentemente confiáveis e robustos, resistentes a perturbações externas e desgaste ao envelhecimento de componentes internos. E como cada regra é processada independentemente, em caso de falha parcial do sistema, a performance do controlador não será significativamente deteriorada.

3 – PLANTA DE NÍVEL

3.1 Metodologia e Materiais

Para a realização da primeira etapa do trabalho foi utilizada uma bancada com dois tanques didáticos acoplados, localizados no Laboratório de Máquinas Elétricas da Escola de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto, conforme apresentado na Figura 3.1, a bancada possui um conjunto moto bomba composto por um motor de corrente contínua como o atuador do sistema, um dissipador de calor e uma caixa de engrenagens acoplada ao eixo do motor. O atuador é acionado por um módulo de potência, cuja entrada é um sinal analógico de 0 a 10 Vcc, e cuja saída é um sinal modulado por largura de pulsos (PWM) de 0 a 12 Vcc, um transmissor de pressão diferencial para medir o nível do tanque e um controlador lógico programável (CLP) para realizar a aquisição do sinal do sensor de nível e enviar o sinal de controle para o módulo de potência.

Os dois tanques deste sistema são montados de forma que o fluxo de saída do tanque superior (2) flua para dentro do tanque inferior (1) e o fluxo de saída do tanque inferior (1) flua para dentro do reservatório, configurando desta forma um sistema fechado, onde a massa permanece constante durante o processo (BRITO, 2014).

A medição de nível dos tanques é indireta, sendo realizada pela pressão diferencial por meio do sensor MPXM2010GS da Motorola. Este sensor é baseado no efeito piezo-resistivo e possui compensação de temperatura e sua saída é linear em uma faixa de 0 a 10 kPa. O sensor possui um encapsulamento MPAK, que permite que um tubo lhe seja conectado, isolando-o do contato direto com a água. (JÚNIOR, 2009)

3.2) Comunicação OPC

Segundo Fonseca, 2002 a comunicação OPC (OLE for Process Control) proporciona uma forma de conexão entre os dispositivos de campo, sistemas de controle e *softwares* para gerenciamento, visto que a integração desses níveis utilizando efetivamente a informação disponível em cada um deles é de fundamental importância para a indústria. Esta tecnologia possui, dentre outras, a capacidade de conectar aplicações *Windows* e equipamentos de controle de processos, oferecendo ao usuário final, certa liberdade de escolha dos equipamentos independente da disponibilidade de *drivers* de comunicação.

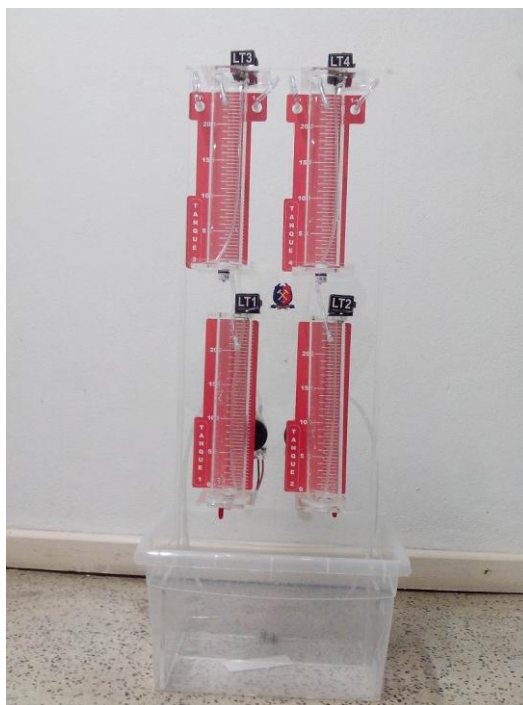


Figura 3.1 – Sistema de tanques acoplados

O componente OPC é constituído de Cliente OPC e Servidores OPC. Um cliente OPC é tipicamente um usuário dos dados tais como uma interface de operação ou um sistema supervisório. Um servidor OPC é uma fonte de dados que coleta ou gera dados a partir de um processo, disponibilizando-os aos Clientes OPC. O Cliente OPC interage com o Servidor OPC usando uma interface bem definida. Qualquer Cliente OPC pode se comunicar com qualquer Servidor OPC, independentemente do tipo de dispositivo e do fabricante. Neste trabalho, foi utilizado o servidor OPC KEPServerEx 5.3 do fabricante Kepware juntamente com o cliente OPC do MATLAB. A Figura 2.2 ilustra a configuração utilizada no servidor OPC, onde na parte superior esquerda situam-se as conexões com o CLP e na parte da direita, os itens que são coletados do CLP e enviados ao MATLAB. (BRITO, 2014).

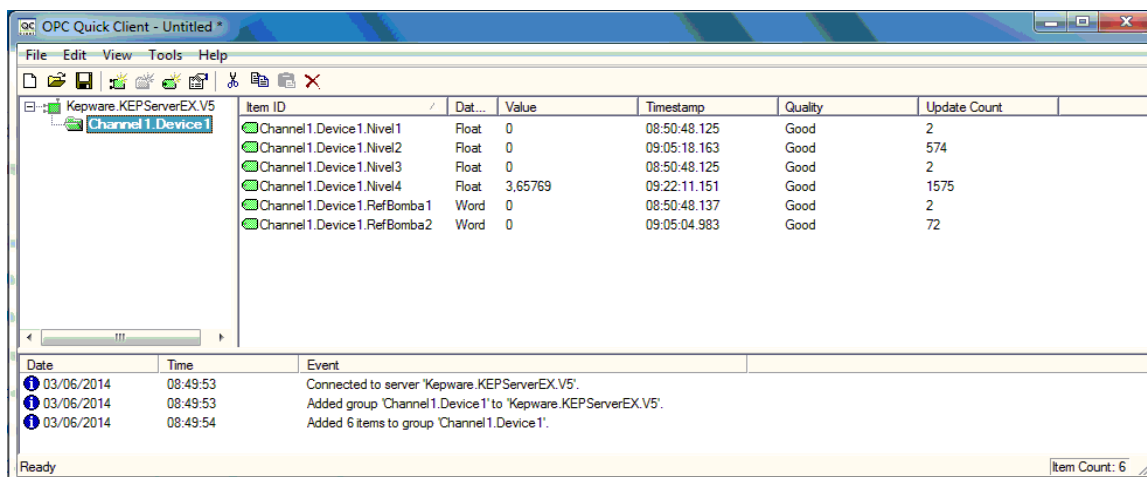


Figura 3.2 – Configuração OPC - server

3.3) Parâmetros do sistema

Para o sistema de dois tanques acoplados, foram identificados alguns parâmetros por meio de experimentos em malha aberta, como é o caso do parâmetro relacionado à parcela de fluxo direto (γ_1) da bomba para o tanque inferior (tanque 1), resultante dos estrangulamentos localizados no divisor de fluxo (conexão T) e o ganho da bomba (kb) que foram obtidos a partir de experimentos de carga de água dos tanques. Já os coeficientes de perda de carga nos drenos (k_{li}) foram estimados por comparação dos resultados experimentais com a simulação do sistema em regime permanente no ponto de operação. (JÚNIOR, 2009).

3.3.1 Parâmetros gerais

Abaixo, na Tabela 3.1, estão relacionados os parâmetros referentes às grandezas físicas e os ganhos do sistema.

3.3.2 Parâmetros identificados

Para simulação do processo, um ponto de operação de dois tanques acoplados é definido previamente, neste ponto são identificados alguns parâmetros que serão necessários para o cálculo do modelo linear do sistema. Para aquisição desses parâmetros, apresentados na Tabela 3.2, realiza-se dois ensaios na planta sendo eles: Ensaio do ganho em regime permanente da bomba, para determinar o gamma, e o ensaio de perda de carga.

Tabela 3.1 – Parâmetros Gerais

Símbolo	Valor [unid.]	Descrição
A_1, A_2	1.506,7 mm ²	Área da seção transversal dos tanques
a_1	232,01 mm ²	Área da seção transversal do dreno do tanque 1
a_2	122,71mm ²	Área da seção transversal do dreno do tanque 2
$d_{1,e}$	17,18 mm	Diâmetro de estrangulamento do fluxo da bomba na entrada do tanque 1
$d_{2,e}$	12,5 mm	Diâmetro de estrangulamento do fluxo da bomba na entrada do tanque 2
g	9,81 m/s	Aceleração da gravidade

3.3.2.1 Modelo para carga de um tanque sem dreno

O ensaio do ganho da bomba em regime permanente consiste em tampar as saídas dos tanques 1 e 2 enchendo-os por um determinado tempo até um dado ponto de equilíbrio da bomba medida em volts, e comparando os valores de tempo e altura máxima da coluna de água para o cálculo do K_B e do gamma (BRITO, 2014). É importante ressaltar que o ponto de operação adotado é levado até o fim do trabalho. Considerando a água um fluido incompressível, o princípio da conservação da massa pode ser aplicado ao volume, portanto temos que:

$$\frac{dV}{dt} = q_e - q_s \quad (3.1)$$

Onde:

V = volume ocupado pela água no tanque;

q_e = vazão volumétrica de entrada;

q_s = vazão volumétrica de saída;

Visto que o intuito é encontrar a variação da altura da coluna de água (h) em função do tempo conforme apresentado no esquema da Figura 3.3, da equação 3.1 temos que:

$$\frac{dV}{dt} = q_e$$

pois $q_e = 0$ (considerando o tanque fechado).

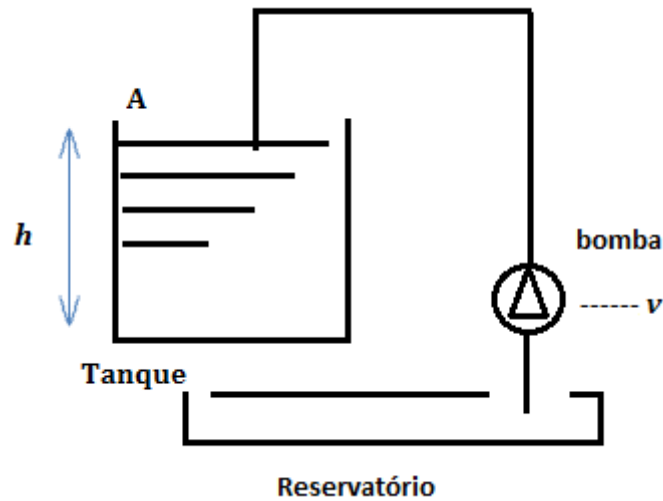


Figura 3.3 – Modelo para carga de um tanque sem dreno

Sendo que:

$$q_e = A \cdot \frac{dh}{dt} = k \cdot v \quad (3.2)$$

Onde:

K_B = ganho da bomba

v = tensão média aplicada no motor (sáida do módulo)

Da equação 3.1 e 3.2, e isolando o termo h , temos:

$$\frac{dh}{dt} = \frac{k}{A} \cdot v \quad (3.3)$$

Considerando q_e constante, ou seja, $v(t)$ constante para todo t pode-se encontrar o tempo t_f para a carga de água no tanque pela integral da equação 3.3, como apresentado:

$$A \int_{h_i}^{h_f} dh = k \cdot v \int_{t_i}^{t_f} dt$$

$$t_f = \frac{A}{Kv} \cdot (h_f - h_i) \quad (3.4)$$

3.3.2.1 Modelo para descarga de um tanque grande

O ensaio de perda de carga é feito de forma a se colocar a bomba na tensão de operação por determinado período de tempo. Neste caso, o tempo adotado foi de 600 segundos, tempo este definido após executar alguns cálculos, norteados pelas equações que logo serão apresentadas.

A equação de Bernoulli pode ser deduzida a partir da 2ª Lei de Newton, sendo denominada em mecânica dos fluidos como conservação do momento linear. Para o escoamento compressível não permanente temos que:

$$\int dp + \int \rho g dh + \int \rho \frac{1}{2} dv^2 = cte \quad (3.5)$$

Considerando, portanto o escoamento incompressível ($\rho = cte$) e não permanente, temos que:

$$P + \rho gh + \frac{\rho v^2}{2} = cte \quad (3.6)$$

A equação de Bernoulli apresenta o mesmo valor para qualquer ponto em uma mesma linha de corrente, portanto para dois pontos de uma mesma linha podemos escrever:

$$P_1 + \rho gh_1 + \frac{\rho v_1^2}{2} = P_2 + \rho gh_2 + \frac{\rho v_2^2}{2} \quad (3.7)$$

A partir de então se aplica a equação 3.7 para a drenagem de água de um tanque grande aberto para a atmosfera conforme esquema mostrado na Figura 3.4:

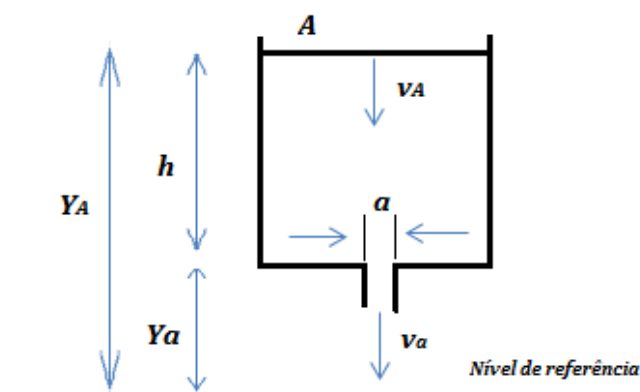


Figura 3.4 – Modelo para descarga de um tanque com dreno

Sendo:

A = área da seção transversal do tanque;

a = área da seção transversal do dreno;

v_A = velocidade do fluido na superfície do dreno;

v_{Aa} = velocidade do fluido na superfície livre;

Y_A = altura da superfície do fluido em relação ao nível de referência;

Y_a = altura do orifício de saída em relação ao nível de referência;

Considerando o fluido incompressível, o volume que atravessa a seção A em um dado intervalo tempo Δt é exatamente o mesmo volume que atravessa a seção a no mesmo intervalo. Sendo assim a relação das vazões é dada por:

$$v_A \cdot A = v_a \cdot a \quad (3.8)$$

Segundo Libbi (2003), para escoamentos de fluidos em tanques onde $a \ll A$, pode-se empregar a hipótese de escoamento sem atrito em regime quase permanente, o que possibilita o emprego da Equação de Bernoulli no centro da superfície do fluido e no centro da seção do dreno, levando à seguinte equação:

$$P_A + \rho g Y_A + \frac{1}{2} \rho v_A^2 = P_a + \rho g Y_a + \frac{1}{2} \rho v_a^2 \quad (3.9)$$

Como $P_a = P_A = P_{atm}$, estes podem ser eliminados da equação 3.9 e fazendo $h = Y_A - Y_a$ e isolando v_a , temos que:

$$v_a = A \sqrt{\frac{2gh}{A^2 - a^2}} \quad (3.10)$$

Se a vazão volumétrica de saída é dada por $Q = a \cdot v_a \cdot dt$, para o mesmo Δt a variação do volume no tanque é igual ao volume saindo do tanque, portanto:

$$-A \frac{dh}{dt} = a \cdot v_a \quad (3.11)$$

Substituindo a equação 3.10 na 3.11 e integrando a fração da altura no intervalo $[h_i, h_f]$ para o período $[t_i, t_f]$, obtém-se a expressão da altura da coluna de água em função do tempo:

$$\sqrt{h_i} - \sqrt{h_f} = \left(\frac{a}{2} \cdot \sqrt{\frac{2gh}{A^2 - a^2}} \right) t_f \quad (3.12)$$

Se $h_f = 0$, obtém-se o tempo para descarga total do tanque:

$$t_f = \sqrt{\left(\frac{A^2}{a^2} - 1 \right)} 2h_i / g \quad (3.13)$$

Munidos dos dados coletados, conforme apresenta a Tabela 3.2, é possível estimar os valores de perda de carga para os tanques 1 e 2 de modo que os dados teóricos coincidam com os dados experimentais.

Tabela 3.2 – Parâmetros Identificados da Planta

Símbolo	Valor [unid.]	Descrição
h_1	153,6 [mm]	Nível do tanque 1 no ponto de operação
h_2	132,6 [mm]	Nível do tanque 2 no ponto de operação;
$v_{1,0}$	6,352 [v]	Tensão média aplicada no motor da bomba (saída do módulo de potência) para o ponto de operação.
$\mathfrak{D}_{1,0}$	6,56 [v]	Tensão média aplicada na entrada do módulo de potência para o ponto de operação.
K_b	3.365,5 [mm ³ / V.s]	Ganho da bomba.
K_{mod}	0,9682	Ganho do módulo;
γ_1	0,5381	Parcela do Fluxo de água da bomba para o tanque 1.
K_{I1}	0,897	Constante de perda de carga do dreno do tanque 1.
K_{I2}	0,843	Constante de perda de carga do dreno do tanque 2.

3.4 Modelagem do processo de dois tanques acoplados

Embora os sistemas reais apresentem características não lineares, muitos sistemas podem ser descritos por modelos lineares dentro de uma faixa de operação. Modelos lineares podem ser obtidos por uma aproximação linear na vizinhança de um ponto de operação, por exemplo, utilizando a expansão por série de Taylor.

O modelo não linear que descreve a dinâmica do nível dos tanques em função das vazões de entrada e de saída é obtido a partir da lei de conservação para escoamentos incompressíveis e da lei de Bernoulli, conforme mostrado nas Equações 3.14 e 3.15.

$$\frac{dh_2}{dt} = \frac{(1-\gamma)}{A_2} k_b \vartheta_1 - k_{l2} \frac{a_2}{A_2} \sqrt{2gh} \quad (3.14)$$

$$\frac{dh_1}{dt} = k_{l2} \frac{a_2}{A_2} \sqrt{2gh_2} + \frac{\gamma_1}{A_1} k_b \vartheta_1 - k_{l1} \frac{a_1}{A_1} \sqrt{2gh_1} \quad (3.15)$$

Dessa forma, o modelo linear mostrado nas Equações 3.16 e 3.17 pode ser obtido pela expansão em série de Taylor das equações 3.14 e 3.15, desprezando-se os termos de segunda ordem e superiores, e assumindo-se as variáveis de desvio $x_i = x_{i,h} - h_{i,0}$ e $u_i = u_{i,h} - \vartheta_{i,0}$ (BRITO, 2014).

$$\frac{dx_2}{dt} = \frac{(1-\gamma_1)}{A_2} k_b u_2 - k_{l2} \frac{a_2}{A_2} \sqrt{\frac{g}{2h_{2,0}}} x_2 \quad (3.16)$$

$$\frac{dx_1}{dt} = k_{l2} \frac{a_2}{A_2} \sqrt{\frac{2g}{2h_{2,0}}} x_2 + \frac{\gamma_1}{A_1} k_1 u_1 - k_{l1} \frac{a_1}{A_1} \sqrt{\frac{g}{2h_{1,0}}} x_1 \quad (3.17)$$

Uma vez aplicada a transformada de Laplace nas Equações 4.3 e 4.4, é possível encontrar a função de transferência de cada tanque, que podem ser expressa por:

$$\frac{X_2(S)}{U_1(S)} = \frac{(1-\gamma)c_2}{T_2s+1} \quad (3.18)$$

$$\frac{X_1(S)}{U_1(S)} = \frac{\gamma_1 c_1 T_2 s + c_1}{(T_2 s + 1)(T_1 s + 1)} \quad (3.19)$$

Sendo:

$X_1(S)$ = Transformada de Laplace do sinal de entrada referente ao nível do tanque 1;

$X_2(S)$ = Transformada de Laplace do sinal de entrada referente ao nível do tanque 2;

$U_1(S)$ = Sinal de entrada no sistema referente à tensão aplicada na bomba;

$$C_1 = \frac{k_b k_c T_1}{A_1};$$

$$C_2 = \frac{k_b k_c T_2}{A_2};$$

$$T_i = \frac{A_i}{k_{ii} a_i} \sqrt{\frac{2h_{i,0}}{g}}, i = 1, 2$$

4 – IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

4.1 Conceito

Um dos grandes desafios na história da ciência tem sido obter sistemas análogos aos processos e fenômenos observados no universo. Por sistema análogo entende-se um sistema capaz de reproduzir algumas características do fenômeno observado, assim como uma maquete reproduz as escalas, proporções e cores de uma construção real. Quando o análogo é um sistema matemático, ele constitui um modelo matemático do fenômeno observado. (AGUIRRE et al., 1998)

A identificação de sistemas busca a obtenção de uma relação de causa e efeito presente nos dados de forma aproximada e em partes para a obtenção do modelo matemático válido. Após a coleta de dados, é necessário definir um modelo de representação matemática do sistema, bem como sua estruturação e a escolha de um algoritmo para a determinação de seus parâmetros. Ao se ter obtido um modelo candidato a um modelo matemático representativo do sistema, o mesmo deve ser submetido a testes e comparações para a sua validação (AGUIRRE, 2007).

Segundo Ljung (1987) a modelagem a partir de testes é conhecida como identificação de sistemas, sendo que as técnicas de modelagem de sistemas podem ser agrupadas em três grupos: modelagem caixa branca, modelagem caixa preta e modelagem caixa cinza.

A modelagem caixa branca é a modelagem baseada integralmente na natureza ou na física que rege o processo. Já a modelagem caixa preta é uma modelagem empírica onde nada se conhece sobre a física ou natureza que rege o processo. Este tipo de modelagem tenta suprir de certa forma as limitações presentes em uma modelagem clássica. A modelagem caixa cinza é um meio termo entre a modelagem caixa branca e a modelagem caixa preta, portanto, consiste em uma modelagem semi-empírica onde pouco se conhece sobre a física ou natureza que rege o processo, mas não o suficiente para se utilizar técnicas de modelagem clássica. São utilizadas técnicas de estimação de parâmetros com auxílio do conhecimento do sistema existente (BRITO, 2014).

Entretanto para se utilizar técnicas de identificação de sistemas, é necessário obter um conjunto de dados de entrada e de saída provenientes de um sistema real que sejam capazes de representar fatores importantes de sua dinâmica. Segundo Ljung (2009) e Diniz (2011), um bom experimento consiste na medição das variáveis certas, em

entradas que excite o sistema de forma adequada, em uma duração necessária para a obtenção das constantes de tempo, em um tempo de amostragem de medição de dados e de uma configuração de um sistema de aquisição de dados para uma minimização de ruídos.

4.2 – Identificação de sistemas *fuzzy* baseados em regras

Sistemas *fuzzy* baseados em regras traduzem expressões qualitativas, vagas e imprecisas, provenientes de observações de operadores humanos. Tais regras possibilitam formulações que permitem controlar os sistemas em questão (SIMÕES; SHAW, 1999). Ao se formular regras de controle é o operador humano que está sendo identificado, enquanto está controlando a planta, assim as regras de um algoritmo de controle *fuzzy* constituirão a relação inversa entre as entradas e saídas da planta. Segundo Simões e Shaw as formulações possíveis de se construir sistemas baseados em regras *fuzzy* vai além de apenas entrevistar o operador, havendo ainda a alternativa de fazer uma avaliação de princípios físicos envolvidos e em alguns casos por meio de variáveis inerentemente *fuzzy*.

A resposta de controladores convencionais é frequentemente especificada em termos de comportamento do sistema em malha fechada e de desempenho transitório, tal como o erro em regime permanente e a excitação ao degrau, respectivamente. Da mesma forma, as regras de controle *fuzzy* podem também ser especificadas por intermédio de um comportamento desejado em regime permanente e de uma resposta transitória expressa em termos *fuzzy*, tais como o ‘tempo de subida rápido’, ‘sobre-sinal mínimo’ e erro em regime permanente praticamente nulo. No caso de entrevista ao operador humano, em geral, o mesmo conhece bem a planta em que se pretende automatizar e quanto mais detalhes se conhece do processo mais regras e conseqüentemente um número maior de funções de pertinência podem ser implementadas, podendo o controle cada vez mais eficiente. Em determinados processos o projetista terá que ater apenas às avaliações físicas que ele mesmo fizer com respeito ao sistema, como é o caso do pêndulo invertido, por exemplo. Já nos casos em que as variáveis do sistema não permitem nenhum dos dois métodos citados, geralmente se enquadram em variáveis intrinsecamente *fuzzy*, ou seja, não há quantidades reais que possam ser estabelecidas. O projetista deve assumir funções de pertinência para tais variáveis, por exemplo, um tipo de piso pode ser liso, grosso ou tapete, ou a substância “pó” pode ser do tipo poeira,

granulado ou fios longos. A questão é que o projetista deve escolher o método de identificação que lhe permita adquirir o maior número de informações possíveis da planta para que possa gerar regras que satisfaçam o controle fuzzy.

5 – DESENVOLVIMENTO

5.1- Projetos de Controladores PI

5.1.1 – Sintonia por Ziegler-Nichols

Para todos os métodos Ziegler-Nichols e Cohen-Coon utilizados neste trabalho no projeto de controladores PI, na planta didática em questão, fez-se o seguinte procedimento: com a planta em malha aberta, foi colocado de forma manual o nível do tanque 1 no ponto de operação. Ou seja, a saída da planta foi colocada em $\vartheta_{1,0}$ para uma entrada da planta dada por $\vartheta_{1,0}$. Após alcançado o nível de operação, aplicou-se um degrau na entrada da planta de 1 V no fundo de escala, que alterou o sinal de entrada de $\vartheta_{1,0}$ para $\vartheta_{1,1}$.

Como resultado, obteve-se uma curva com formato em “S”, similar à da Figura 2.5, que é conhecida como curva de reação do processo. A partir dessa curva, pode-se identificar o ganho direto (K_0), o atraso (L) e a constante de tempo (T) do sistema.

Com o sistema em regime permanente no ponto de operação, aplicou-se um degrau na entrada do módulo de potência de 6,352 Vcc para 7,352 Vcc no instante $t = 305$ segundos. A aplicação deste degrau deu origem a curva de reação apresentada na Figura 5.1.

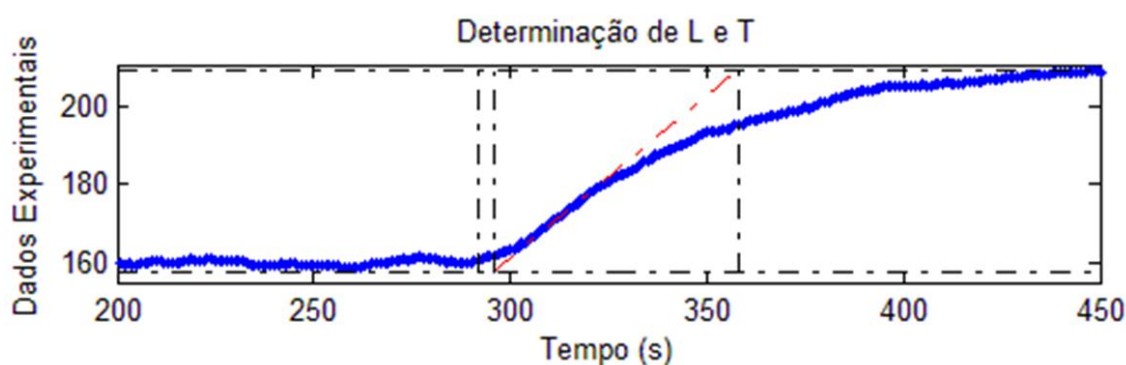


Figura 5.1 - Determinação do atraso e da constante de tempo do sistema

Com base na curva de reação do processo obtida após a filtragem dos dados experimentais, determinou-se o atraso de 4,16 segundos, e a constante de tempo de

61,77 segundos. A partir das constantes K_0 , L e T , pode-se determinar os parâmetros do controlador para alcançar um amortecimento particular na resposta em malha fechada do sistema. Dessa forma, os parâmetros do controlador PI encontrados por esse método foram: $K_p = 6,158$ e $\tau_i = 12,50s$.

5.1.2 – Sintonia por Cohen-Coon

Analogamente aos passos iniciais já mencionados, porém com uma dependência menor em relação a razão do atraso L e a constante de tempo T , obtivemos a curva em S apresentada na Figura 5.2.

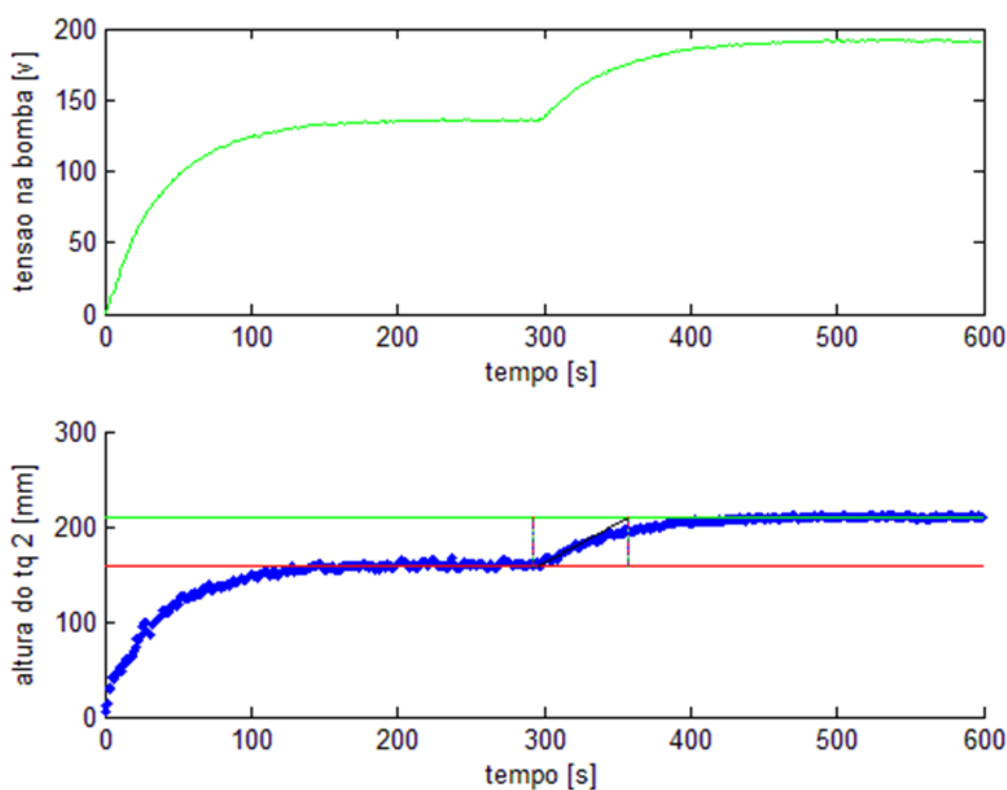


Figura 5.2 - Determinação do atraso e da constante de tempo do sistema para o método Cohen-Coon

Determinou-se assim o atraso de 4,16 segundos, e a constante de tempo de 61,77 segundos e logo $K_p = 6,14$ e $\tau_i = 12,16s$.

5.1.3 – Sintonia por Lugar Geométrico das Raízes

Por meio da equação 3.18 é possível determinar a função de transferência do sistema em malha aberta. Essa função foi utilizada para esboçar o lugar das raízes desse sistema como

mostrado na Figura 5.3. O sistema resultante é estável, possuindo o lugar das raízes no semi-plano esquerdo.

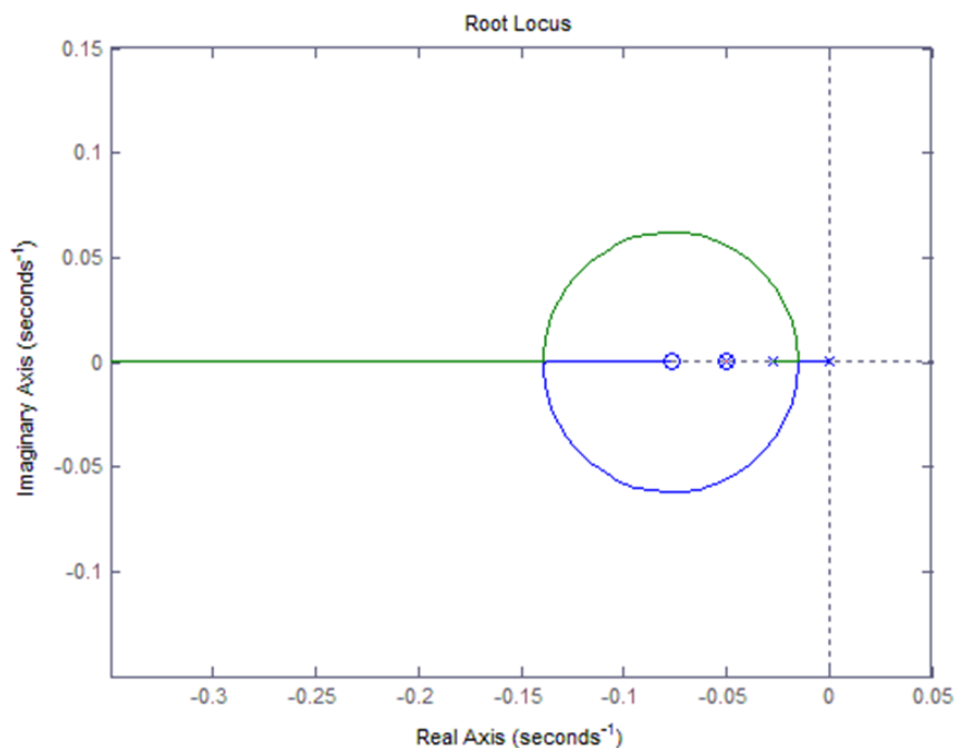


Figura 5.3 - Lugar das raízes do sistema compensado

Para a compensação do sistema, foi escolhido um zero em 0,0503 e um na origem para anular o pólo dominante. Ao analisar os resultados necessários encontrou-se a constante do tempo de integração ($\tau_i = 13,00\text{s}$), onde $\tau_i = -\frac{1}{z}$, sendo z dado por $z = -0,0769$.

5.1.4 – Sintonia Deadbeat

Os critérios do projeto para resposta Deadbeat podem ser resumidos em resposta rápida, com tempo de subida e de acomodação mínimos, com máximo sobressinal inferior a 2%.

Esses critérios podem ser alcançados, ao determinar um controlador ($G_c(s)$) que resulte em uma resposta em malha fechada do sistema igual à função de transferência desejada ($T_D(s)$) para o sistema de controle projetado pelo método Deadbeat. Nesse caso obteve-se uma constante $\tau_i = 7,028\text{s}$ e $K_p = 2.412$.

5.2 – Projeto do controlador nebulos *fuzzy*

Após analisar as características específicas da planta, inicia-se o trabalho de sintonia para o controlador fuzzy. Utilizando o toolbox *Fuzzy* do Matlab 7.10.0, foi possível montar toda a base de regras do controlador. Estas regras são apresentadas a seguir e um estudo mais detalhado pode ser feito averiguando as Figuras 5.4 e a superfície 2D gerada pela Figura 5.5 após implementação do controlador fuzzy.

Regras *Fuzzy* para a planta de nível:

- 1^a) Se o erro na saída for muito positivo (MP) \longrightarrow Conjunto moto-bomba atua com vazão de 100% acima do ponto de operação;
- 2^a) Se o erro na saída for positivo (P) \longrightarrow Conjunto moto-bomba atua com vazão de 75% acima do ponto de operação;
- 3^a) Se o erro na saída for pouco positivo (PP) \longrightarrow Conjunto moto-bomba atua com vazão de 50% acima do ponto de operação;
- 4^a) Se o erro na saída for muito pouco positivo (MPP) \longrightarrow Conjunto moto-bomba atua com vazão de 25% acima do ponto de operação;
- 5^a) Se o erro na saída for nulo \longrightarrow Conjunto moto-bomba atua com vazão de 0% acima do ponto de operação, ou seja, nível do tanque se mantém constante;

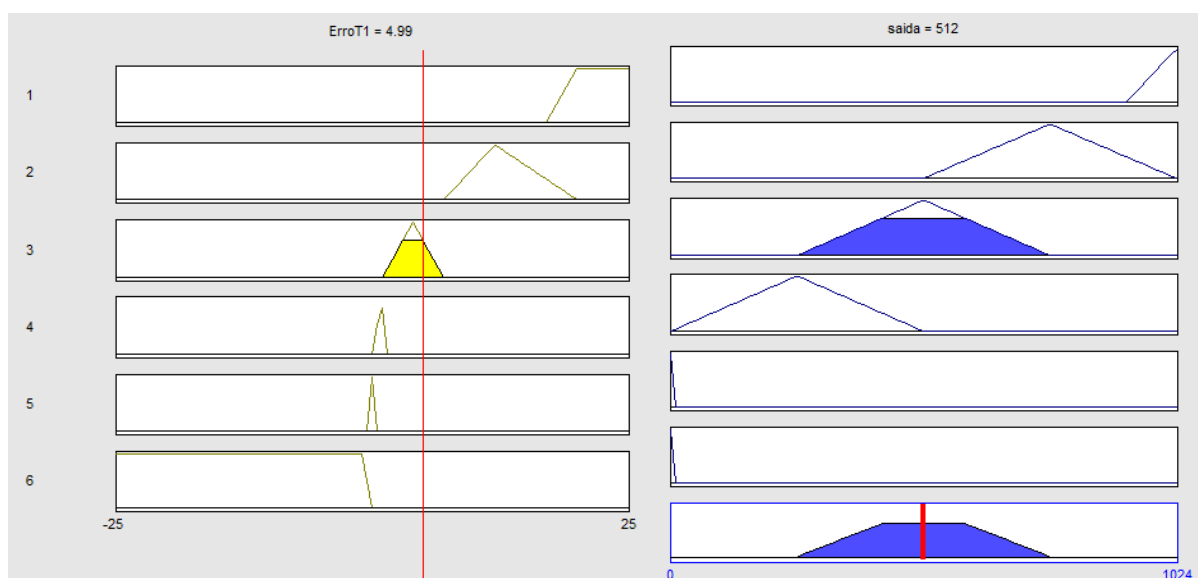


Figura 5.4 – Regras do Controlador Fuzzy em um determinado instante de tempo

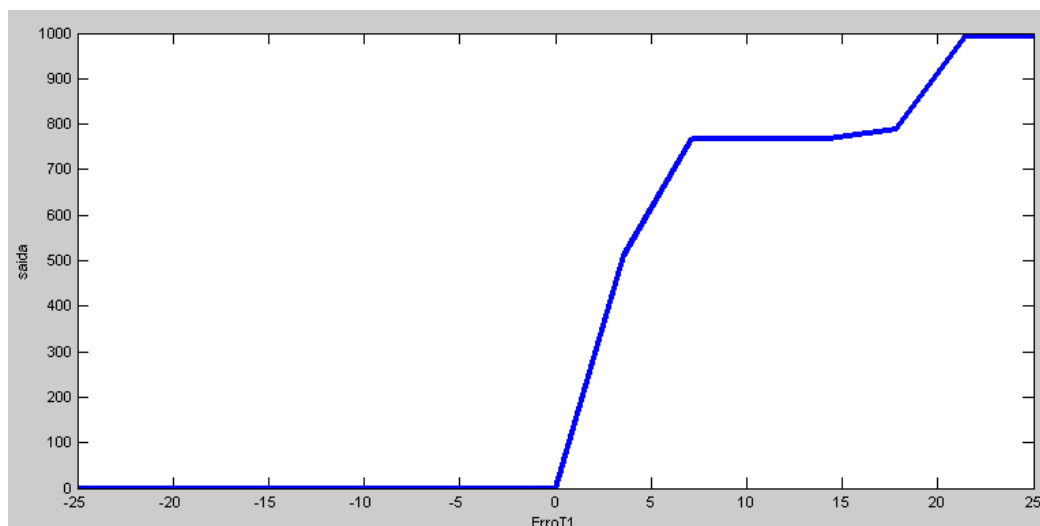


Figura 5.5 – Superfície 2D das regras do controlador *fuzzy*

Para montagem do circuito, que simula a planta didática, utiliza-se o software *Simulink*, vinculado ao Matlab 7.10.0. Como se pode ver na Figura 5.6 foi realizada uma adaptação no modelo contido no pacote, que pode ser chamado na linha de comando do Matlab digitando a palavra ‘*sltank*’.

Com esse modelo foi possível fazer uma adaptação para o sistema e assim realizar a simulação do controlador fuzzy utilizando os dados reais obtidos na identificação paramétrica da planta. No circuito foi adicionado um gerador de sinal que por meio de um switch define se o sistema irá trabalhar com o controlador fuzzy ou controlador PID.

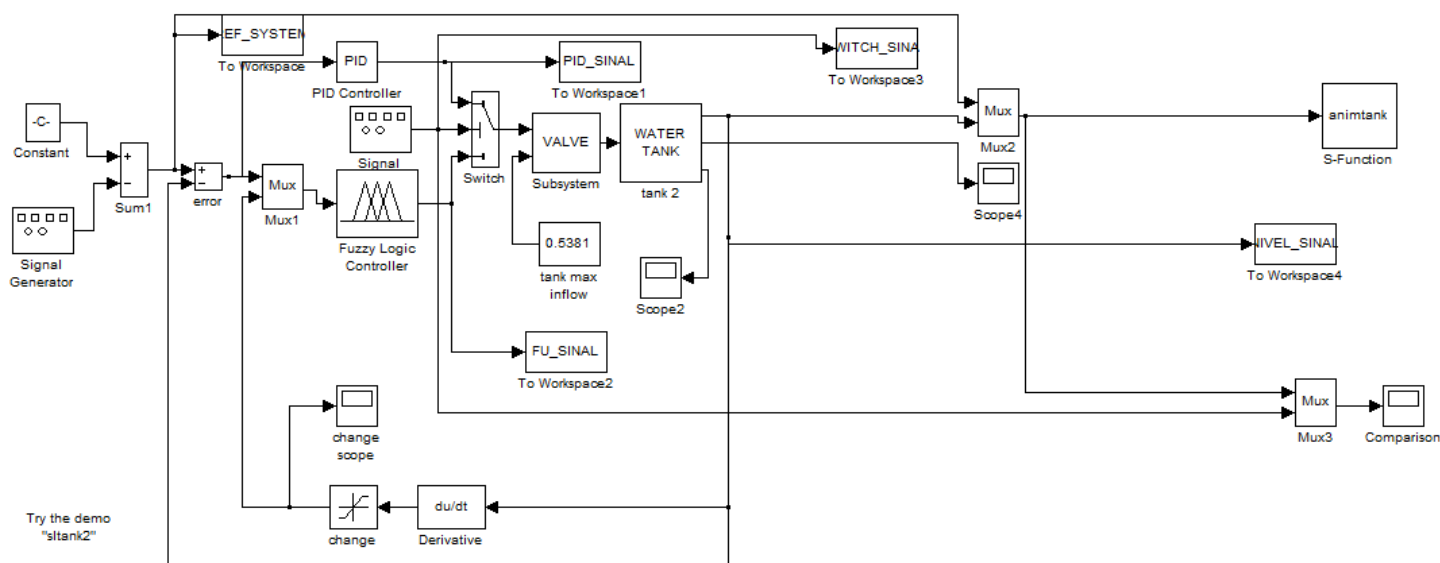


Figura 5.6 – Diagrama da planta no *Simulink* – *Sltank.mdl* adaptado

O sinal de controle fuzzy para a simulação pode ser visto na Figura 5.7 e a resposta de ambos os controladores pode ser comparado ao sinal de controle do PID sintonizado pelo método DeadBeat, conforme o switch atuava, pode ser analisado por meio da Figura 5.8.

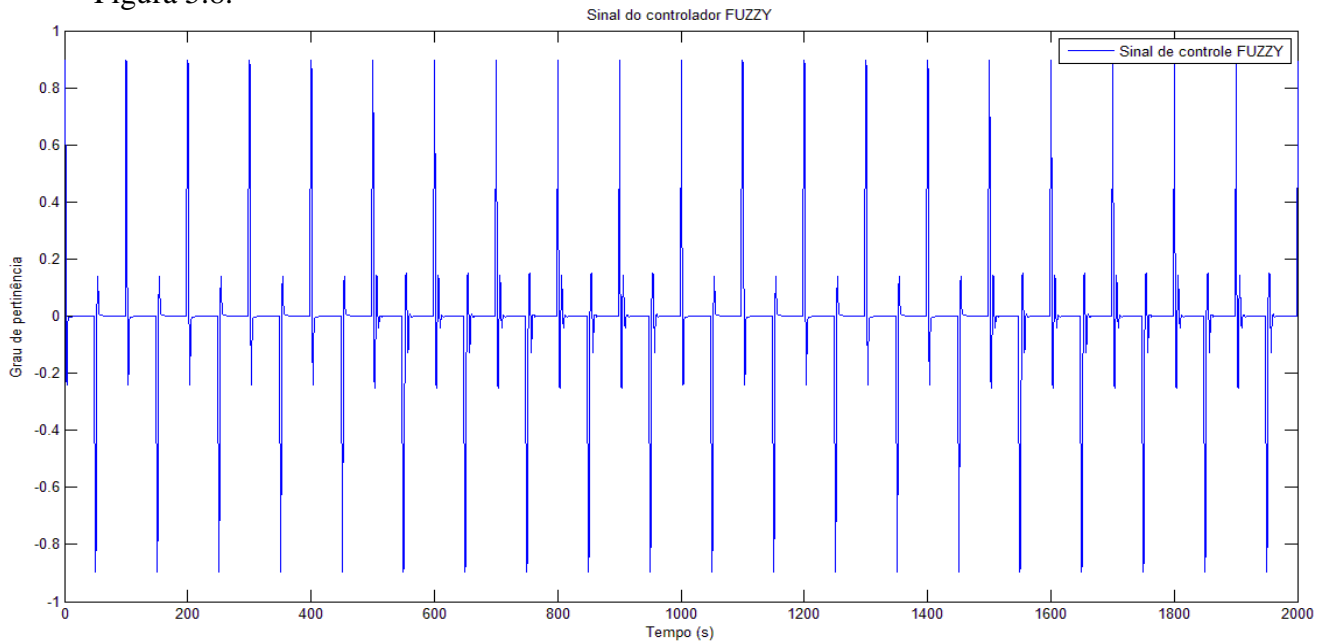


Figura 5.7 – Sinal do Controlador *Fuzzy* - *Sltank.mdl* adaptado

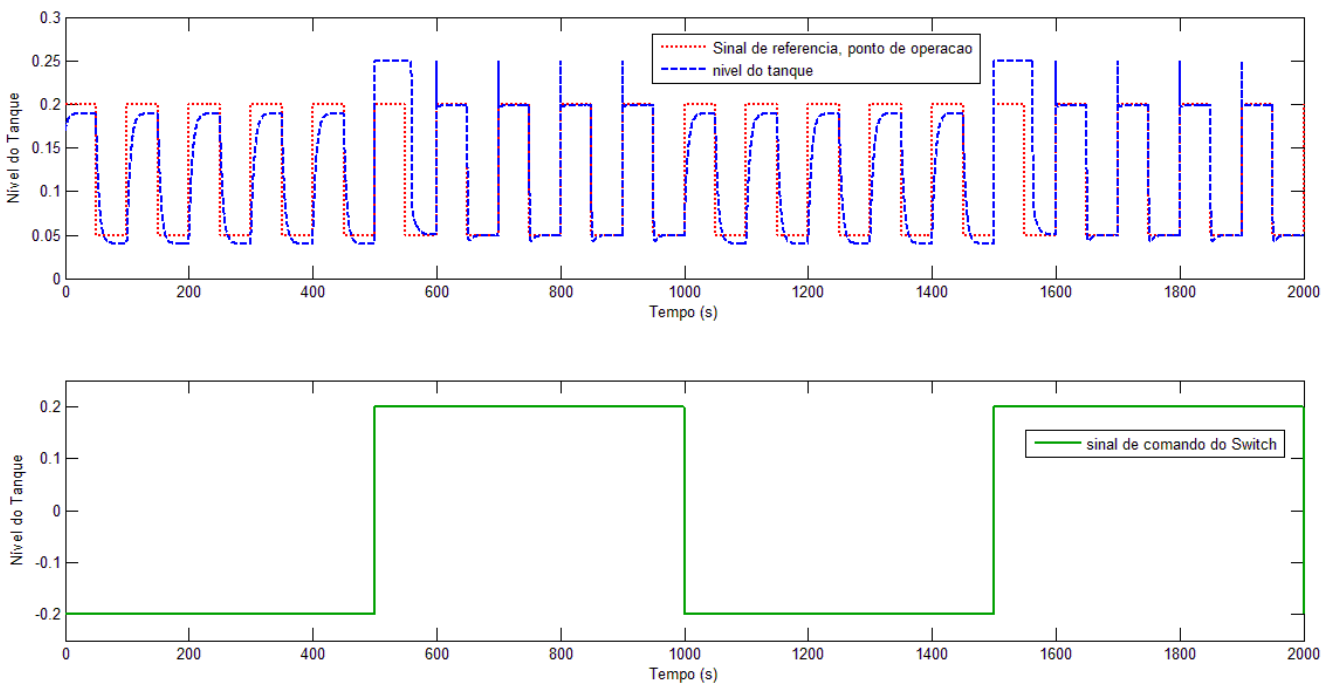


Figura 5.8 – Sinal de referência, nível do tanque - *Sltank.mdl* adaptado

6 – RESULTADOS E DISCUSSÕES

Uma vez projetados os ganhos dos controladores pelos métodos supracitados, e efetuados os ensaios e simulações necessários, é possível analisar o desempenho dos controladores.

Na Tabela 6.1, tem-se as respostas dos sistemas de controle obtidos pelo controlador *fuzzy* e pelos métodos da curva de reação por Ziegler-Nichols, Cohen-Coon, DeadBeat e Lugar das Raízes, respectivamente. Os parâmetros utilizados para a análise do desempenho dos controladores foram o máximo sobressinal (M_p) e o tempo de acomodação (T_s) para o critério de 2%.

Tabela 6.1 – Valores de máximo M_p e T_s para os controladores propostos

Método	Sobressinal	Tempo de Acomodação
<i>Fuzzy (simulado)</i>	0	16 s
Ziegler-Nichols	0	22 s
Cohen-Coon	0	21 s
DeadBeat	2,55%	21s
Lugar das Raízes	1,56%	21 s

7 – CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

A proposta deste trabalho foi realizar um estudo comparativo de desempenho entre técnicas de controle ditas convencionais e um controlador nebuloso fuzzy para o controle de nível de uma planta didática de dois tanques acoplados encontrada no laboratório de Máquinas Elétricas da Universidade Federal de Ouro Preto - Escola de Minas.

Apresentou-se uma revisão sobre teoria de controle de sistemas, modelagem matemática e análises gráficas dos métodos de sintonias propostos. Os métodos ditas convencionais realizados por meio do método da curva de reação são amplamente utilizados na indústria para o controle de processos e realmente se mostrou confiável. Dentre os controladores PID o método de sintonia por Cohen-Coon obteve o melhor resultado, diante das variáveis analisadas.

No caso do controlador fuzzy, a simulação demonstrou quão eficiente é esta técnica inovadora. As aplicações dos sistemas de controle baseadas em inteligência artificial dependem da verificação real das vantagens agregadas com sua utilização, logo este trabalho visa dar uma singela contribuição neste sentido, quando a comparamos com os sistemas de controle clássico. Acredita-se que o controlador fuzzy quando testado na planta real apresentará um resultado satisfatório diante do seu bom comportamento durante a simulação. Certamente que com os estudos e experimentos realizados, torna-se ainda mais motivador estudar técnicas de controle baseados em Inteligência Artificial pois as mesmas são relativamente práticas e eficientes diante de técnicas PI.

Para trabalhos futuros, é sugerido:

- i) Realizar o teste do controlador fuzzy na planta didática de dois tanques acoplados encontrada no laboratório de Máquinas Elétricas da Universidade Federal de Ouro Preto - Escola de Minas.
- ii) No caso do controlador fuzzy neste trabalho, fechamos a malha no tanque de cima (tanque 1), este sistema se comportou como de 1ª ordem, sugere-se que

a malha seja fechada no tanque 2 para que o sistema se comporte como de 2ª ordem.

- iii) Realizar o estudo de desempenho do controlador nebuloso fuzzy aplicado a um sistema de quatro tanques acoplados;
- iv) Realizar estudos comparativos em relação à outras opções de controladores disponíveis como reguladores lineares quadráticos ou controladores preditivos;

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIRRE, L.A. **Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. 3ª Ed. rev. e ampliada. Belo Horizonte: UFMG, 2007.

BRITO, R.P. **Análise de Desempenho de Um Neurocontrolador Par o Controle de Nível de Um Sistema de Dois Tanques Acoplados**.

CARGAS, B. M. T. **Controle de nível de um sistema de tanques acoplados utilizando redes neurais artificiais**. 2013. Monografia (Graduação em Engenharia de Controle e Automação) – Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2013.

COCOTA, J. A. N. **Notas de aula da disciplina Controle Aplicado a Sistemas Térmicos e Fluidomecânicos ministradas na Escola de Minas, UFOP aos alunos do curso de graduação em Engenharia de Controle e Automação**.

DINIZ, D. R. M. **Análise da aplicabilidade de um neurocontrolador adaptativo por modelo de referência: um estudo de caso**. 2011. Monografia (Graduação em Engenharia de Controle e Automação) – Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2011.

FONSECA, M. O. **Comunicação OPC - Uma abordagem prática**. VI Seminário de Automação de Processos, Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais. Vitória-ES, 2002.

FONSECA, Fábio F.; REIS, Agnaldo J. R.; Amaral, Mônica. **Identificador neural de comandos vocais para o acionamento sem fios de um robô lego mindstorms**. 2009. Anais do IX Congresso Brasileiro de Redes Neurais /Inteligência Computacional (IX CBRN) - Sociedade Brasileira de Redes Neurais, Ouro Preto, 2009.

PEREIRA, L. F. A. **Sintonia de Controladores PID**, Departamento de Engenharia Elétrica da PUC

NISE, N. S. **Engenharia de Sistemas de Controle**. Trad. Bernardo Severo da Silva Filho. 3. Ed. Rio de Janeiro, 2002.

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**, 4ª Edição. In: Modelagem Matemática de Sistemas Dinâmicos. São Paulo: Prentice Hall, 2003.

OLIVEIRA, J. C. P. **Avaliação de controle neural a um processo de quatro tanques acoplados**. 2009. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, 2009.

OLIVEIRA, T. **Projeto de Simulação de Um Controlador de Uma Plataforma Experimental**, CEFET – PB/ UNED, 2002.

ROSÁRIO, J. M. **Princípios de Mecatrônica**. Editora Pearson Prentice Hall, São Paulo, 2005.

SOARES, L. H. G. **Neurocontrolador Preditivo Aplicado a um Sistema Mecânico Massa-Mola Não Linear**. 2009. Monografia (Graduação em Engenharia de Controle e Automação) – Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2009.

SHAW, I. S.; SIMÕES, M. G. **Controle e Modelagem Fuzzy**. FAPESP, São Paulo, 2002.