



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



HUGO AZEVEDO SOARES

COMPARAÇÃO DE DIFERENTES ESTRATÉGIAS DE CONTROLE DE
VELOCIDADE EM MOTORES DE CORRENTE CONTÍNUA

MONOGRAFIA DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE
E AUTOMAÇÃO

Ouro Preto, 2019

HUGO AZEVEDO SOARES

COMPARAÇÃO DE DIFERENTES ESTRATÉGIAS DE CONTROLE DE VELOCIDADE EM MOTORES DE CORRENTE CONTÍNUA

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: Agnaldo J. R. Reis

Coorientadores: Hugo Rafael Gomes e Vinicius Marinho Silva

Ouro Preto
Escola de Minas - UFOP
Dezembro/2019

A comissão avaliadora constituída pelos professores Agnaldo José da Rocha Reis, Wolmar Araujo Neto e André Almeida Santos atesta que a monografia intitulada “Comparação de Diferentes Estratégias de Controle de Velocidade em Motores de Corrente Contínua” foi defendida e aprovada em 17 de dezembro de 2019.



Prof. Dr. Agnaldo José da Rocha Reis – Orientador



Prof. Dr. Wolmar Araujo Neto – Professor Convidado



Prof. Dr. André Almeida Santos – Professor Convidado

RESUMO

Este trabalho tem como principal objetivo realizar uma comparação analítica quantitativa entre diferentes métodos de controle aplicados a motores elétricos de baixa tensão. Os métodos de controle abordados, além do clássico PID (Proporcional, Integral, Derivativo), são Fuzzy e Neurofuzzy, através da abordagem ONFC (Online Neurofuzzy Controller). Para desenvolver os controladores, é proposta uma abordagem experimental para que haja a obtenção dos parâmetros eletro-mecânicos do motor. Em tal abordagem, um microcontrolador Arduino e circuitos eletrônicos são empregados, junto de técnicas apresentadas na literatura sobre medição e observação de características de motores. A partir dos citados parâmetros, é proposto um modelo matemático que represente o motor em suas características dinâmicas de funcionamento, seguindo a literatura específica do tema. A partir deste momento, é possível realizar simulações com os diferentes tipos de controle a observar o seu comportamento, extraindo assim métricas de performance, como o tempo de acomodação, overshoot máximo e tempo de resposta.

Palavras-chave: Motores, controle, comparativo

ABSTRACT

The main objective of this work is to perform a quantitative analytical comparison between different control methods applied to low voltage electric motors. The control methods approached, besides the classic PID, are Fuzzy and Neurofuzzy, through the ONFC approach, or Online Neurofuzzy. To develop the controllers, an experimental approach is proposed to obtain the electro-mechanical parameters of the motor. In such an approach, an Arduino microcontroller and electronic circuits are employed, along with techniques presented in the literature on measuring and observing motor characteristics. In possession of these parameters, a mathematical model is proposed that represents the engine in its dynamic operating characteristics, following the specific literature of the subject. From this moment, it is possible to perform simulations with the different types of controls to observe their behavior, thus extracting performance metrics such as settling time, maximum overshoot and response time.

Keywords: Motors, control, comparative

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	Justificativa e motivação do trabalho	11
1.2	Objetivos	11
1.2.1	Objetivo geral	11
1.2.2	Objetivos específicos	11
1.3	Organização do texto	12
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
2.1	Teoria de Controle	13
2.1.1	Controlador Proporcional - P	14
2.1.2	Controlador Proporcional Integral - PI	15
2.1.3	Controlador Proporcional Derivativo - PD	15
2.1.4	Controlador Proporcional Integral Derivativo - PID	15
2.2	Sistema Fuzzy	17
2.2.1	Fundamentos	17
2.2.2	Variáveis linguísticas	18
2.3	Neuro-Fuzzy	19
3	METODOLOGIA	21
3.1	Escolha do motor	21
3.1.1	Montagem experimental	22
3.1.2	Medição de parâmetros elétricos e mecânicos do motor	22
3.2	Modelo matemático do motor	24
3.3	Parâmetros e regime de comparação	27
3.3.1	Overshoot	27
3.3.2	Settling time	28
3.3.3	Tempo de correção após distúrbio	28
4	DESENVOLVIMENTO	29

4.1	Controlador PI	29
4.1.1	Ziegler-Nichols	30
4.1.2	Análise de desempenho do controlador PI contínuo	31
4.1.3	Lugar das raízes	31
4.1.4	Malha de Controle	32
4.1.5	Controlador PI contínuo	34
4.2	Controlador Fuzzy	35
4.3	Controlador Online Neurofuzzy	38
5	RESULTADOS	40
6	CONCLUSÕES	42
	REFERÊNCIAS	44

LISTA DE FIGURAS

2.1.1	Descrição simplificada de um sistema de controle.	13
2.1.2	Diagramas de blocos de sistema em malha aberta.	14
2.1.3	Diagramas de blocos de sistema em malha fechada.	14
2.1.4	Diagrama de blocos controlador PID.	17
2.2.1	Funções de pertinência para a variável temperatura.	18
2.3.1	Estrutura em diagrama de blocos de um processo controlador por ONFC.	20
3.1.1	Ponte H	22
3.1.2	Queda de tensão no desligamento	23
3.2.1	Curva de resposta de um sistema de primeira ordem	25
3.2.2	Curva de Reação do Motor	26
3.3.1	Representação do overshoot e do tempo de acomodação	27
4.1.1	Regra de sintonia de Ziegler-Nichols baseada na resposta ao degrau	30
4.1.2	Lugar das raízes	32
4.1.3	Malha de controle	33
4.1.4	Resposta ao setpoint 500rad/s	34
4.1.5	Modelo do motor de segunda ordem	35
4.1.6	Resposta ao setpoint 500rad/s do controlador contínuo	35
4.2.1	Funções de pertinência da entrada de erro	36
4.2.2	Regras de pertinência da saída de tensão	37
4.2.3	Curva de ação do controlador Fuzzy	37
4.2.4	Resposta ao setpoint 500rad/s do controlador Fuzzy	38
4.3.1	Resposta ao setpoint 500rad/s do controlador ONFC	39

LISTA DE TABELAS

1	Parâmetros do Motor	24
2	Parâmetros da função de transferência do motor	25
3	Parâmetros do controlador pelo método do lugar das raízes	33
4	Valores obtidos do sistema com controlador PI contínuo	35
5	Valores obtidos do sistema com controlador ONFC	39
6	Comparação entre os controladores	40

1 INTRODUÇÃO

Máquina elétrica é o nome dado às máquinas e equipamentos elétricos capazes de realizar a transformação da energia mecânica em energia elétrica, ou da energia elétrica em mecânica, tendo a corrente elétrica a forma alternada ou contínua.

Estas máquinas são de suma importância para o desenvolvimento da sociedade atual, visto que podem ser utilizadas em um grande número de aplicações e processos, devido a sua simplicidade, confiabilidade e tamanho reduzido, quando comparadas às máquinas a vapor ou que se utilizem de efeitos termo-dinâmicos em seu funcionamento.

Segundo (FITZGERALD; KINGSLEY, 2014), máquinas de corrente contínua, doravante denominadas máquinas CC, caracterizam-se por sua versatilidade. Através de combinações de enrolamentos de campo e conexões elétricas, podem ser projetadas a atuar com ampla variedade de características em diferentes regimes. Dentre as máquinas CC, pode-se citar os motores e os geradores de corrente contínua.

(CHAPMAN, 2013) diz que um motor CC é uma máquina elétrica de corrente contínua utilizada como motor, ao contrário do gerador CC que compreende a mesma máquina física funcionando como gerador. O que difere o funcionamento dos equipamentos citados é o sentido de fluxo da potência que circula através da máquina, onde o motor realiza a transformação da energia elétrica em energia mecânica e o gerador realiza a transformação da energia mecânica em elétrica, ambos utilizando campos magnéticos internos e/ou externos no processo.

Diversos processos industriais necessitam de operar com velocidades de rotação variáveis (FUENTES, 2005). Dentre as soluções disponíveis, podem ser realizadas trocas de polias, caixas de redução e uso de sistemas de fricção, porém, estas técnicas não se fazem adequadas, visto que necessitam de modificação do maquinário e a parada do processo na qual estão submetidas.

Controlar a velocidade e posição de motores CC se faz necessário no âmbito industrial

e em suas aplicações. Devido a isso, técnicas de controle de velocidade de motores são extensamente analisadas dentro da academia. Neste âmbito, surge a Engenharia de Controle, que busca satisfazer o entendimento sobre a análise matemática e física de sistemas para assim descreve-los e modela-los. Esta análise matemática se baseia em modelos que são criados para descrever o comportamento físico de sistemas e assim simular um sistema de controle real.

É dito por (DORF; BISHOP, 2011) que um sistema de controle consiste em componentes interconectados para alcançar um objetivo comum. Ao longo da história, estes sistemas incorporavam ideias de controle por realimentação que ainda são aplicadas em processos modernos.

Segundo (OGATA, 2010), o controle automático tem papel primário no avanço da engenharia e das ciências, tendo sua teoria aplicada à diversas áreas e no controle de diversas variáveis físicas, como temperatura, umidade e pressão. Além das citadas variáveis, modelos matemáticos podem ser utilizados para descrever o comportamento de máquinas elétricas e conseqüentemente motores CC.

Como é afirmado por (OGATA, 2010), o primeiro sistema de controle automático foi desenvolvido por James Watt no século XVIII e foi utilizado para controle de velocidade de uma máquina a vapor. Desde então, outros trabalhos significativos foram desenvolvidos por inúmeros engenheiros, dentre eles Minorsky, Hazen e Nyquist, já no século XX. O último, é valido citar, foi pai de técnicas para análise de critérios de estabilidade neste tipo de sistema.

Durante a década de 40 do século XII, os métodos de resposta em frequência com base em diagramas de Bode foram desenvolvidos e foi possibilitado aos engenheiros evoluir seus sistemas de controle linear em malha fechada para que cumprissem com aspectos de desempenho desejados (OGATA, 2010). Na mesma década, Ziegler e Nichols desenvolveram regras para o ajuste de controladores PID, foi criado então o chamado método de Ziegler-Nichols. Ao final da década, Evans desenvolve plenamente o método do lugar das raízes.

1.1 Justificativa e motivação do trabalho

Desenvolver diferentes métodos de controle, abordando o controle clássico (PI) e técnicas de controle moderno, como Fuzzy e o Neuro-Fuzzy traz uma comparação entre as técnicas utilizadas na indústria e ressalta seus pontos positivos e negativos aplicados a determinado domínio de uso, como o estudado, motores CC.

A comparação entre os métodos torna visível pontos analíticos e teóricos da implementação, trazendo assim um profundo entendimento de aplicação das técnicas em determinado domínio, assim, demonstrando qual pode ser o melhor tipo de controle a ser implementado quando determinada necessidade precisa ser cumprida.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Desenvolver e realizar a comparação entre três tipos de controladores de velocidade para motores CC utilizando as técnicas/controladores PI (Proporcional Integral), Fuzzy e Neurofuzzy. Além disso, realizar a determinação dos parâmetros eletro-mecânicos de um motor CC através da coleta de dados experimentais utilizando sensores eletrônicos e equipamentos de bancada.

1.2.2 Objetivos específicos

- Determinar os parâmetros de um motor CC;
- Desenvolver um controlador PI;
- Desenvolver um controlador Fuzzy;
- Desenvolver um controlador Neuro-Fuzzy;
- Realizar a comparação dos citados controles e de suas características base.
- Apresentar o melhor desempenho para o motor do ponto de vista de controle de velocidade, tempo de resposta e estabilidade.
- Escolher, dentre as propostas, o controle que mais se aproxima do objetivo final.

1.3 Organização do texto

O Capítulo 2 apresenta uma breve revisão da bibliografia referente aos assuntos de: Teoria de Controle 2.1 abordando controladores P, PI, e PID, Sistemas Fuzzy 2.2 citando seus fundamentos e funcionamento básico e Neuro-Fuzzy 2.3 detalhando a estratégia de controle e sua implementação.

O Capítulo 3 discute quais foram as abordagens utilizadas para a Escolha do motor 3.1, Modelagem matemática 3.2 e Aquisição dos parâmetros de comparação 3.3.

O Capítulo 4 demonstra os estudos realizados em cima dos controladores e sua implementação, divididos entre os controladores PI 4.1, Fuzzy 4.2 e Neuro-Fuzzy 4.3.

Capítulo 5 discute os resultados obtidos no Capítulo 4 e a performance dos controladores, fazendo uma análise crítica quantitativa e qualitativa dos parâmetros e características observados ao longo do estudo.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo são apresentados os temas Teoria de Controle (2.1), Fuzzy (2.2) e Neuro-Fuzzy (2.3), bem como uma breve introdução a cada um e uma contextualização geral do funcionamento e aplicação de cada estratégia de controle.

2.1 Teoria de Controle

Segundo (NISE, 2002) sistemas de controle estão inseridos em nossa sociedade moderna em diversas aplicações, como navegação e controle de mísseis e veículos espaciais, aviões e navios, além dos já citados objetos de controle. Além disso, define que um sistema de controle consiste em subsistemas e processos construídos com o objetivo de se obter uma saída desejada com um desempenho satisfatório, dada uma entrada especificada, demonstrado na Figura 2.1.1.

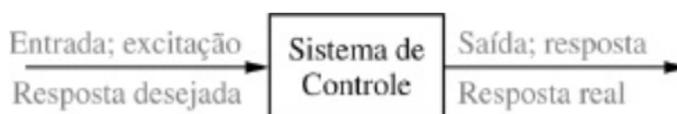


Figura 2.1.1 – Descrição simplificada de um sistema de controle.

Os sistemas de controle podem ser em malha aberta ou realimentado, como mostrado a seguir:

- Sistema em malha aberta: são sistemas onde uma entrada (ou excitação) é admitida em um processo e a sua grandeza resultante é medida e não comparada com a excitação que à causou, como mostrado na figura 2.1.2. Como é afirmado por (OGATA, 1998) são sistemas de controle onde a saída não tem efeito na ação de controle, ou seja, a saída não é comparada à entrada de referencia, não realizando correções nas perturbações.
- Sistema em malha fechada ou realimentado: são sistemas onde Segundo (OGATA, 1998) é aquele que o sinal de saída tem efeito direto na ação de controle. O erro é a diferença entre o sinal de entrada e o sinal realimentado é alimentado no controlador

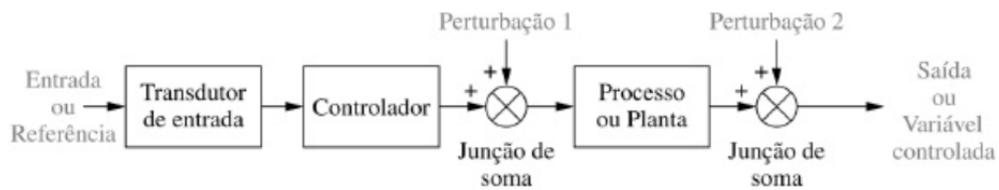


Figura 2.1.2 – Diagramas de blocos de sistema em malha aberta.

de forma a reduzir o erro e manter a saída do sistema em um valor desejado, como é mostrado na figura [2.1.3](#).

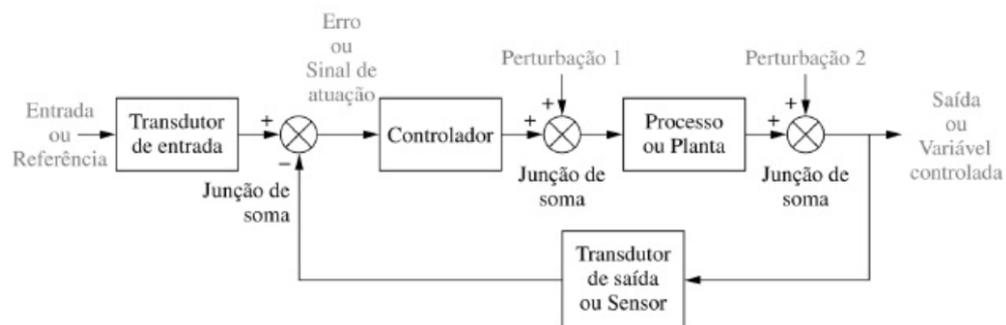


Figura 2.1.3 – Diagramas de blocos de sistema em malha fechada.

2.1.1 Controlador Proporcional - P

O Controlador Proporcional apresenta a relação entre o sinal de saída do controlador $u(t)$ e o sinal de erro atuante $e(t)$ definida pela seguinte equação:

$$u(t) = k_p e(t) \quad (2.1)$$

Onde k_p é denominado ganho proporcional.

Como visto em (IBRAHIM, 2006) para k_p elevado, o sistema poderá ficar instável e para ganhos baixos o sistema pode ficar distante do ponto de operação ou demore a responder ao erro.

2.1.2 Controlador Proporcional Integral - PI

O Controlador Proporcional Integral apresenta uma relação entre o sinal de saída do controlador e o sinal de erro atuante igual a equação a seguir:

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int e(t) dt \quad (2.2)$$

Onde K_i é denominado ganho integral.

Com base em (LOURENÇO, 1997) conclui-se que este controlador tem como características eliminar o erro em regime permanente, porque adiciona um polo na origem da função de transferência do controlador.

2.1.3 Controlador Proporcional Derivativo - PD

O Controlador Proporcional Derivativo apresenta a seguinte equação para a relação entre o sinal de saída do controlador e o sinal de erro atuante:

$$u(t) = k_p e(t) + k_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2.3)$$

Onde K_d é denominado ganho derivativo.

De acordo com (LOURENÇO, 1997) a ação de controle derivativa melhora a estabilidade do sistema, reduzindo o *overshoot* e melhorando a resposta transitória. Mesmo com a vantagem de ser antecipatória ao erro, a ação de controle derivativa tem a desvantagem de amplificar os sinais de ruídos e causar um efeito de saturação no atuador, como é afirmado por (OGATA, 1998).

2.1.4 Controlador Proporcional Integral Derivativo - PID

O Controlador Proporcional Integral Derivativo (Figura 2.1.4), comumente conhecido como PID é o tipo de controlador mais utilizado na indústria, alcançando diversos setores, como o automobilístico, químico, mineral, dentre outros. O que o leva a ser

amplamente utilizado é sua capacidade de tratar tanto do regime transitório quanto do regime permanente, corrigindo perturbações e instabilidades do processo como um todo.

A estrutura PID é formado por três parcelas:

$$u(t) = k_p e(t) + k_d \frac{de(t)}{dt} + k_i \int e(t) dt \quad (2.4)$$

A primeira parcela, corresponde ao controle proporcional, que age de acordo com erro em razão definida pelo ganho k_p .

A segunda parcela, corresponde ao controle derivativo, agindo sobre a derivada do erro e proporcionando a ação de controle preventiva, bem como impactando na performance geral do controlador em termos de tempo de resposta e tempo de acomodação. Esta ação de controle é realizada em função do ganho derivativo k_d .

Por sua vez, a terceira parcela corresponde ao controle integral, responsável por anular o erro em regime permanente. Esta ação é regulada pelo ganho integral k_i .

A partir da equação do controlador PID, aplicando-se a transformada de Laplace e considerando as condições de contorno inicial nulas, obtém-se:

$$G_c = \frac{U(s)}{E(s)} = k_p + k_d s + \frac{k_i}{s} \quad (2.5)$$

O processo de definição de cada uma dessas constantes é chamado de sintonia do controlador PID.

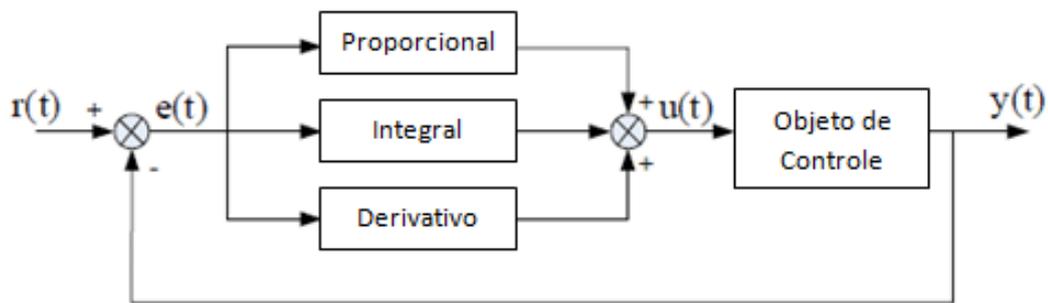


Figura 2.1.4 – Diagrama de blocos controlador PID.

2.2 Sistema Fuzzy

2.2.1 Fundamentos

A lógica Fuzzy é, segundo (GOMIDE; GUDWIN, 1994) a lógica que suporta um modelo aproximado e não exato de forma de raciocínio. A Modelagem e o controle Fuzzy de sistemas são uma coleção de técnicas utilizadas no tratamento de informações qualitativas, diferentemente das clássicas que focam em informações quantitativas.

Também chamada de lógica nebulosa, a lógica Fuzzy difere dos sistemas lógicos tradicionais e é baseada na teoria dos conjuntos Fuzzy, assumindo assim uma posição em sistemas lógicos multi-valores. Nestes sistemas, o valor verdade de uma proposição pode ser ou um elemento de um conjunto finito, num intervalo, ou representado através da álgebra Booleana (GOMIDE; GUDWIN, 1994). Além disso, dentro da lógica nebulosa, os valores são expressos de forma linguística, como *verdade*, *não verdade*, *muito verdade*, *falso*, ...

Segundo (TANSCHKEIT, 2018), a teoria clássica dos conjuntos apresenta o conceito de pertinência de um elemento a um conjunto de forma bem definida. Seja um conjunto A pertencente a um universo Y, os elementos deste universo pertencem ou não pertencem àquele conjunto. Isto é expresso pela função característica f_a :

$$f_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se, e somente se } x \in R \\ 0 & \text{se, e somente se } x \notin R \end{cases} \quad (2.6)$$

2.2.2 Variáveis linguísticas

Como citado anteriormente, os valores dentro da lógica nebulosa são expressos por variáveis linguísticas, assim podendo representar estados do sistema observado. Por exemplo, (TANSCHHEIT, 2018) demonstra variáveis Fuzzy utilizadas para o controle de temperatura, nos quais os valores assumidos são de *alta*, *média* e *baixa*. Dados os valores, estes são descritos por intermédio de conjuntos Fuzzy e representados por funções de pertinência, como mostrado na Figura 2.2.1.

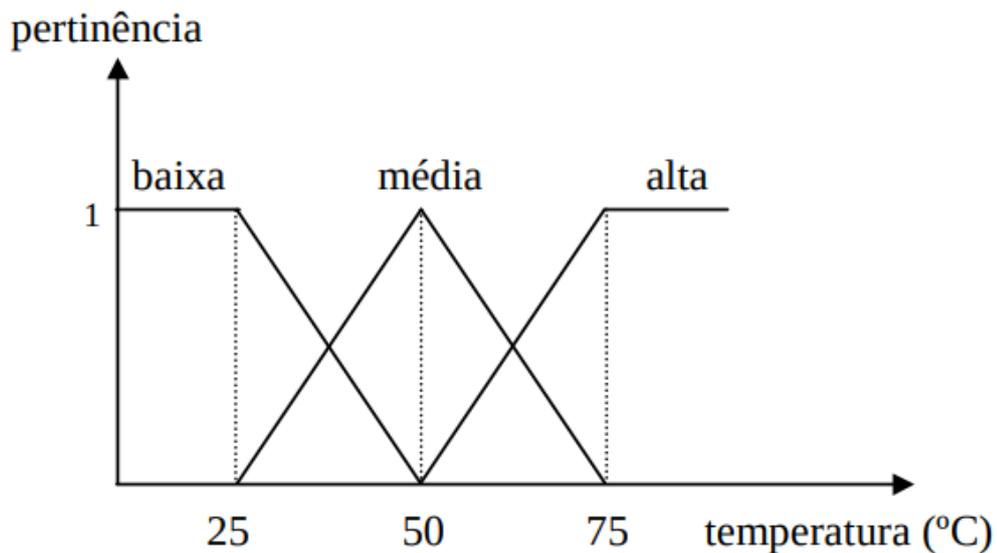


Figura 2.2.1 – Funções de pertinência para a variável temperatura.

(TANSCHHEIT, 2018)

Além dos termos primários que compõem as variáveis linguísticas, estas podem receber modificadores (*muito, pouco, demais*), conectivos lógicos (*não, e ou*) e delimitadores, como parênteses. Em essência, o uso destas variáveis é fornecer uma maneira sistemática para caracterização aproximada de fenômenos por vezes complexos ou mal definidos (TANSCHHEIT, 2018).

2.3 Neuro-Fuzzy

Um sistema Neurofuzzy (SNF) é um sistema que se utiliza de estratégias de inteligência artificial, mais especificamente, aprendizado de máquinas, a partir do comportamento de redes neurais para encontrar os parâmetros de controle determinados pelos conjuntos =Fuzzy. Este tipo de abordagem, une processamento linguístico e a adaptação a mudanças proveniente das características das redes neurais (LUCCHESI; ROVEDA,).

A motivação por traz de um SNF é a criação de um Sistema de Inferência Fuzzy (SIF) que possa utilizar dos poderes de aprendizagem de uma rede neural (RN) para ajustar os parâmetros do SIF.

O trabalho atual foca na implementação Online NeuroFuzzy Controller (ONFC), proposto por Gouvêa (2005).

O controlador Online Neurofuzzy (ONFC) abordado baseia-se numa estrutura simples de controle, com poucos parâmetros, que agrega características de controles Fuzzy (nebulosos) e de redes neurais, trazendo assim para o controlador um aspecto adaptativo em relação a situações e condições do processo a ser controlado (GOMES, 2019).

Este tipo de controlador, empregado em sistemas SISO (Single Input, Single Output) equivale ao sistema de inferência de ordem zero proposto por Takagi e Sugeno (1985), apresentando duas regras Fuzzy.

As regras podem ser definidas através de dois conjuntos nebulosos A_1 e A_2 representados pelas funções de pertinência triangulares e complementares (GOMES, 2019), denominadas $\mu_1(e)$ e $\mu_2(e)$.

- Se erro (e) é A_1 , então a ação u é $u_1 = w_1$
- Se erro (e) é A_2 , então a ação u é $u_2 = w_2$

Onde u é a ação de controle, e é o erro, w_1 o peso dado a regra da função de pertinência $\mu_1(e)$ e w_2 o peso dado a regra da função de pertinência $\mu_2(e)$.

Obtém-se o erro e comparando a entrada desejada com o valor atual da variável controlada, assim como na maioria dos controladores, porém, além de utilizar o valor do erro como entrada para uma ação de controle, o controlador ONFC utiliza-o como parâmetro de ajuste para o próprio controlador, trazendo assim a sua característica adaptativa.

Um processo controlador por um ONFC pode ser visto na Figura 2.3.1.



Figura 2.3.1 – Estrutura em diagrama de blocos de um processo controlador por ONFC.
(PIRES, 2007)

3 METODOLOGIA

3.1 Escolha do motor

Para atender a proposta do desenvolvimento e comparação das técnicas de controle, buscou-se um motor que possa ser facilmente trabalhado em bancada, de fácil acoplamento eletrônico em microcontroladores e de baixa potência.

Assim, o motor escolhido para a implementação do trabalho foi um motor elétrico CC 12V e suas características foram obtidas experimentalmente.

Em posse do motor, os equipamentos necessários para se realizar os testes e coleta de dados foram listados de acordo com os requisitos físicos de controle. Optou-se por utilizar uma placa Arduino para que a lógica de controle seja implantada, um encoder para medir a velocidade de rotação do eixo do motor e uma ponte H para realizar o acionamento do motor e manter o circuito de potência desacoplado do circuito de controle. Além disso, uma fonte de bancada caseira foi utilizada como fonte de potência para o motor. No mais, equipamentos comuns de laboratórios de eletrônica foram utilizados, sendo a lista completa de materiais a seguinte:

- Placa Arduino UNO
- Encoder de 334 ranhuras acoplado ao motor CC
- CI ponte H TI L293
- Multímetro
- Protoboard
- Fonte de alimentação externa (-12/0/+12)V
- Fios de diversos tamanhos

O acionamento do motor é feito através de um CI de ponte H com diodos de roda livre. O motor é conectado ao pino de saída do CI e ao terra (comum à placa Arduino). A ponte H é alimentada com tensão contínua e com o sinal de PWM para controle de velocidade.

3.1.1 Montagem experimental

A ligação da ponte H, conforme o datasheet do fabricante, possui a ligação apresentada pela Figura 3.1.1.

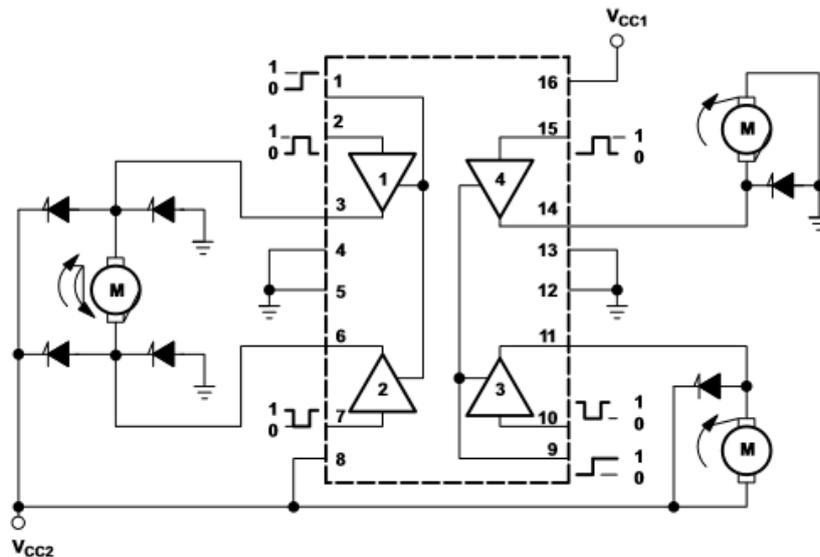


Figura 3.1.1 – Ponte H
(TEXAS INSTRUMENTS, 2016)

Em que V_{cc1} é a alimentação fornecida pelo Arduino, V_{cc2} é uma ligação da fonte externa de tensão. O pino que recebe o sinal de PWM é o pino 9, enquanto o pino 15 recebe um sinal alto (HIGH ou “1”), para ligar o motor

3.1.2 Medição de parâmetros elétricos e mecânicos do motor

A primeira medição realizada foi a de resistência de (R_a) do motor. Para tal medição, o circuito de acionamento do motor foi a “aberto”, utilizando um multímetro na função amperímetro ligado em série “fechando o circuito”. Posteriormente, o motor foi acelerado até uma velocidade constante e então o seu eixo foi travado manualmente. A corrente máxima alcançada e visualizada no multímetro foi a utilizada para fazer o cálculo da

resistência de armadura através da Lei de Ohm, apresentada pela Equação [3.1](#).

$$I_a = \frac{V_a}{R_a} \quad (3.1)$$

Este método se justifica fisicamente por conta da força contra eletromotriz (E_g) apenas existir quando há rotação do eixo. Com o eixo travado, o motor se comporta como uma simples resistência e de valor igual à resistência de armadura, possibilitando o uso da Lei de Ohm para o seu cálculo. A indutância de armadura (L_a) foi definida através da avaliação do comportamento exponencial da corrente quando o MOSFET do chopper permanece em estado ligado, utilizando a relação apresentada pela Equação [3.2](#). Onde t_{on} é igual a 5ms, a resistência de armadura (R_a) é $21,9\Omega$, $I_{a(ton)}$ é 80mA e a força contra eletromotriz (E_g) é 1,2V.

$$L_a = -\frac{R_a * t_{on}}{\ln\left(1 - \frac{R_a * I_{a(ton)}}{V - E_g}\right)} \quad (3.2)$$

Para realizar o cálculo do momento de inércia do eixo (J), foi calculado o tempo de decrescimento de velocidade do motor através de um gráfico de velocidade, quando o motor após atingir regime permanente é subitamente desligado.



Figura 3.1.2 – Queda de tensão no desligamento

Trabalhando com o motor a vazio, é possível concluir que todas as perdas mecânicas são provenientes das perdas por atrito. A partir dessa relação, foi calculado o coeficiente de atrito viscoso (B).

Os parâmetros encontrados são apresentados na Tabela [1](#):

Tabela 1 – Parâmetros do Motor

Parâmetro	Valor Medido
E_g	1,2V
R_a	21,9 Ω
L_a	141,43mH
B	$3,52 * 10^{-7} Nms/rad$
J	$8,49 * 10^{-10} Nms^2/rad$
K_ϕ	3,69mVs/rad
I_a	31mA
$I_{a(ton)}$	80mA

3.2 Modelo matemático do motor

Com base nos parâmetros encontrados, foram realizadas simulações no software MATLAB© com o intuito de comprovar os dados encontrados experimentalmente. Por conta das condições não ideais de coleta dos parâmetros e por conta da baixa confiabilidade disponível nos equipamentos utilizados inicialmente, os resultados encontrados experimentalmente divergiram dos encontrados pela simulação.

Através de uma análise cuidadosa do problema, foi constatado que obter a curva de reação do motor a um degrau poderia gerar resultados mais condizentes com a realidade.

Utilizando um sistema de primeira ordem como representação para o motor CC, visto que o motor citado possui um baixo momento de inércia no eixo, e comparando com a curva tradicional deste tipo de sistema, pode-se extrair as informações necessárias para a sua modelagem.

A curva representada na Figura [3.2.1](#) é caracterizada, segundo ([CARNEIRO, 2019](#)), pela constante de atraso (L) e a constante de tempo (T). Para se obter estes valores, traça-se uma reta tangente ao ponto de inflexão da curva à interseção da reta $c(t) = K$. Este tipo de curva caracteriza um sistema de primeira ordem com atraso de transporte e é representada pela equação [3.3](#). A constante de atraso (L) foi denominada θ para que se

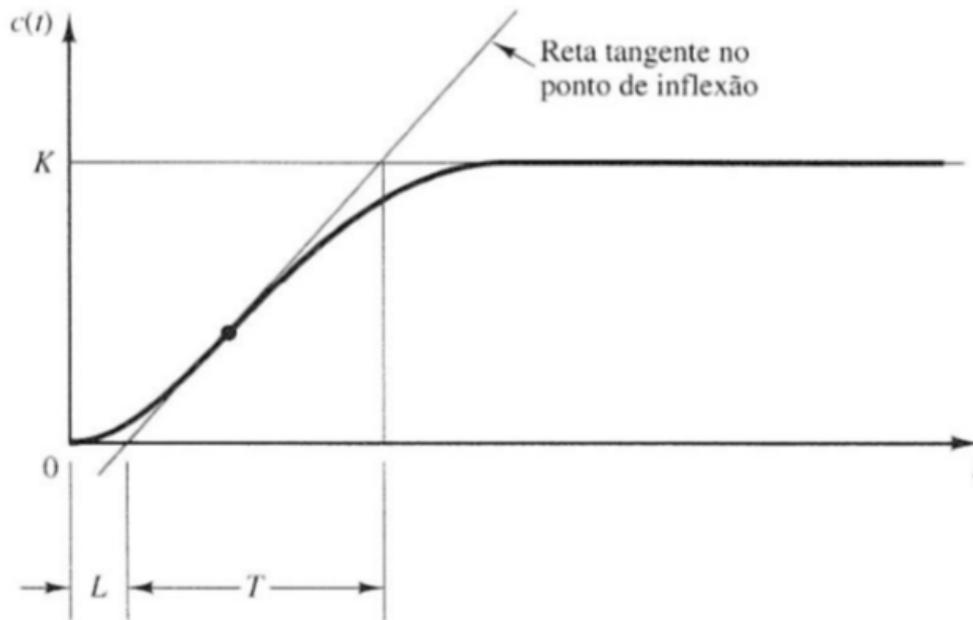


Figura 3.2.1 – Curva de resposta de um sistema de primeira ordem
(OGATA, 2010)

evitem trocas acidentais com demais variáveis abordadas no estudo.

$$M(s) = \frac{K e^{-\theta s}}{\tau s + 1} \quad (3.3)$$

Assim, foi feito o seguinte ensaio demonstrado na Figura 3.2.2, onde o motor foi submetido a um degrau de 12V e sua curva de velocidade foi acompanhada graficamente através do Arduino e do software SerialPlot.

A partir da curva de reação, os seguintes parâmetros disponíveis na tabela 2 referentes a curva de reação do motor foram encontrados.

Tabela 2 – Parâmetros da função de transferência do motor

Parâmetro	Valor
θ	10ms
τ	0.0375s
K	70.83rad/sV
T_{morto}	15ms

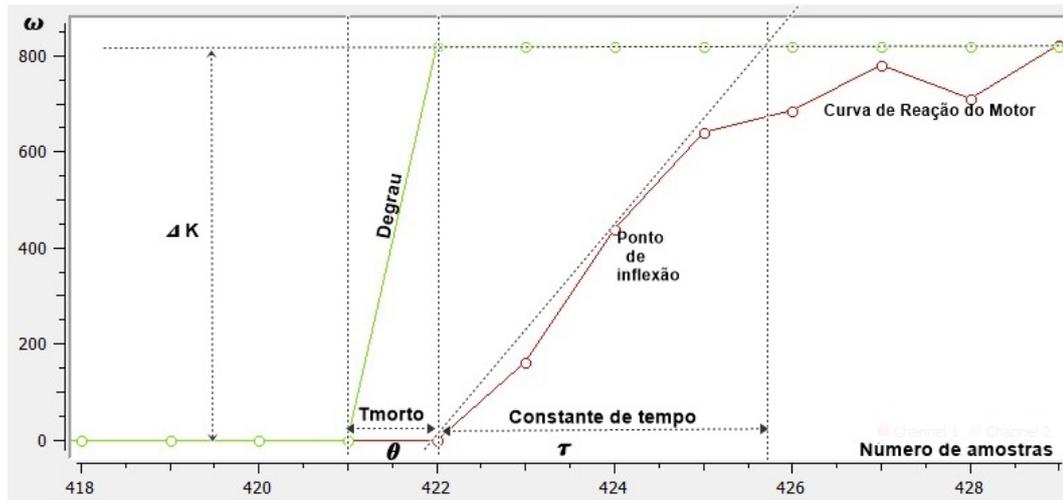


Figura 3.2.2 – Curva de Reação do Motor

(OGATA, 2010)

A função de transferência do motor com os parâmetros encontrados através do experimento pode ser vista na equação 3.4

$$M(s) = \frac{70.83e^{-0.01*s}}{0.0375s + 1} \quad (3.4)$$

3.3 Parâmetros e regime de comparação

Para que se obtenha uma comparação justa entre os tipos de controladores, foi adotado a mesma missão de controle, onde cada sistema (motor e controlador) será submetido a um degrau de 500rad/s no instante 1s . Após 4s , no instante 5s , uma carga será adicionada ao sistema como um distúrbio, representando um torque diretamente no eixo do motor sem sentido contrário ao de rotação. Este distúrbio tem o valor de 10^{-6}Nm .

A comparação entre as diferentes estratégias de controle estudadas neste trabalho, dentro do regime citado, abordará os seguintes três parâmetros de comparação inerentes à sistemas dinâmicos controlados:

3.3.1 Overshoot

Também chamado de Sobre Sinal, e muitas vezes representado por M_p , é a ocorrência de um sinal que excede o seu valor objetivo em uma resposta à uma excitação. Uma representação gráfica deste fenômeno pode ser compreendida na Figura [3.3.1](#).

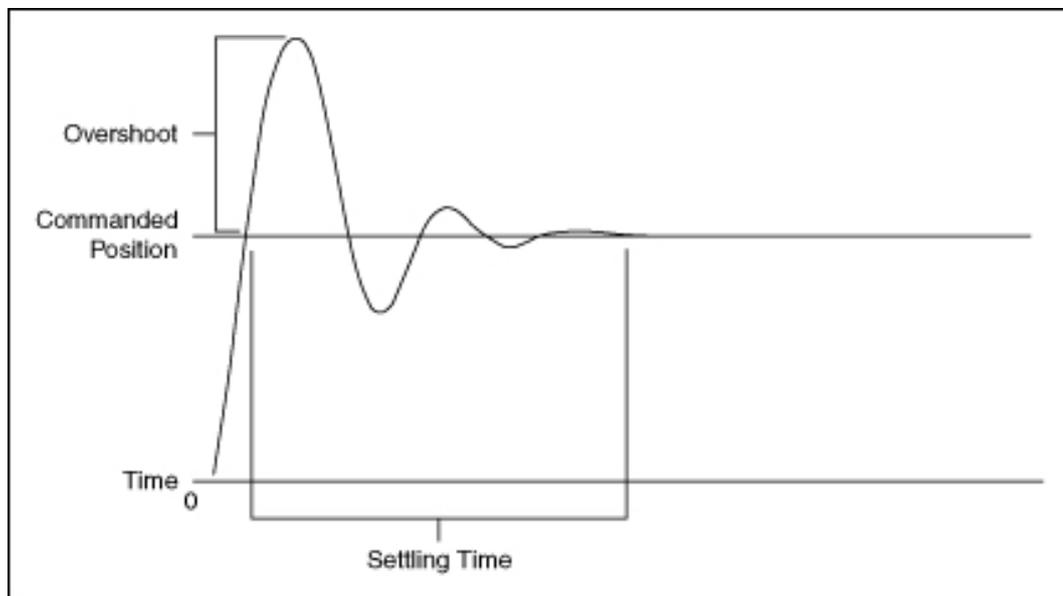


Figura 3.3.1 – Representação do overshoot e do tempo de acomodação

Um pequeno valor de overshoot é sempre preferível, pois representa uma menor discrepância, mesmo que momentânea, do valor da variável controlada do valor desejado. Além disso, em determinados sistemas, como em circuitos eletrônicos, um alto overshoot pode causar danos aos equipamentos elétricos e circuitos, quando a variável controlada é por exemplo tensão ou corrente elétrica.

Neste trabalho, o valor de overshoot analisado para cada controlador será estudado como uma porcentagem do valor desejado, assim, se o SP do sistema for de $500rad/s$ e o overshoot for de $50rad/s$, o valor de overshoot que será analisado será de 10%.

3.3.2 Settling time

Settling time, ou, Tempo de acomodação, é a métrica utilizada para descrever o tempo em que um sistema dinâmico necessita para se acomodar em um valor desejado após uma excitação. A Figura [3.3.1](#) demonstra graficamente o que é o settling time em uma resposta de um sistema dinâmico. Tempos de acomodação pequenos são desejados a todos os controladores, visto que representa a variável do sistema atingindo o seu valor desejado mais rápido. Este parâmetro será denominado T_s .

3.3.3 Tempo de correção após distúrbio

Tempo de correção após distúrbio neste trabalho foi definido como o tempo de acomodação do sistema (tempo até que o valor objetivo seja alcançado e estabilizado) após o distúrbio de carga ser adicionado ao sistema. Um menor tempo de correção representaria um controlador mais veloz e portanto uma vantagem técnica.

Por motivos de simplificação, este parâmetro doravante será denominado T_{rd} .

4 DESENVOLVIMENTO

A fim de desenvolver o controle de velocidade para o motor CC escolhido, foram estudadas as formas atuais e presentes no estado da arte, no que diz respeito a controle de velocidade. As técnicas escolhidas, como citado anteriormente, foram o controle PI, o controle Fuzzy e o controle Neurofuzzy (ONFC).

A escolha de ambas se deu por motivos não só técnicos mas também práticos. O controlador PI foi escolhido por eliminar o erro em regime permanente e ser amplamente estudado em toda a bibliografia referente à controle em geral.

Já o controlador Fuzzy foi escolhido por se tratar de uma abordagem de controle mais moderna e que não necessita de dados matemáticos e da modelagem do sistema físico em questão, bastando ao desenvolvedor do controle conhecer o domínio de aplicação do controle e de algumas características desejadas, se tornando um processo empírico e de simples aplicação.

O controlador Neurofuzzy se trata de um tipo de controlador que utiliza das técnicas de aprendizado de máquina juntamente com a modelagem Fuzzy. Assim, trazendo um controle resiliente a distúrbios e que possui a marcante característica de se adaptar a diferentes regimes.

4.1 Controlador PI

Para o desenvolvimento do controlador PI, foram estudadas as técnicas de sintonia proposta por Ziegler e Nichols (1942) e também o método de alocação de polos pelo lugar das raízes. Segundo (OGATA, 2010), sintonizar um controle significa ajustar os parâmetros de K_p , T_i e T_d , baseados em uma resposta experimental ao degrau ou ao valor de K_p que indique uma estabilidade marginal, quando somente a ação proporcional é utilizada.

4.1.1 Ziegler-Nichols

Ziegler e Nichols propõe dois métodos, onde o controlador obtido terá a configuração apresentada na equação [4.1](#)

$$G_c(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (4.1)$$

O primeiro método, que foi o escolhido para a implementação, consiste em excitar a planta em questão com um degrau unitário, e, a partir da curva obtida, que deve possuir um formato de 'S', extrair os coeficientes apresentados no Capítulo [3](#).

Em posse dos valores apresentados na tabela [2](#), Ziegler e Nichols sugeriram escolher os parâmetros do controlador de acordo com a imagem [4.1.1](#)

Tipo de controlador	K_p	T_i	T_d
P	$\frac{T}{L}$	∞	0
PI	$0,9 \frac{T}{L}$	$\frac{L}{0,3}$	0
PID	$1,2 \frac{T}{L}$	$2L$	$0,5L$

Figura 4.1.1 – Regra de sintonia de Ziegler-Nichols baseada na resposta ao degrau [\(OGATA, 2010\)](#)

Como foi definido no Capítulo [3](#), denomina-se por θ a variável L . Além disso, como foi adotado o modelo de controlador PI, utilizando a tabela representada na figura [4.1.1](#) obtém-se os valores de $K_p = 3,375$, $T_i = 0,0333$ r $T_d = 0$. Assim, a equação do controlador apresentada por Ziegler e Nichols se torna a equação [4.2](#)

$$G_c(s) = 3,375 \left(1 + \frac{1}{0,0333s} \right) = 3,375 + \frac{101,35}{s} \quad (4.2)$$

4.1.2 Análise de desempenho do controlador PI contínuo

Através do MATLAB, o controlador desenvolvido foi testado frente ao motor e não obteve resultados satisfatórios. Assim, pensando em uma possível implementação futura utilizando um micro-controlador, foi refeita a análise e um novo controlador foi desenvolvido utilizando uma técnica de modelagem discreta e o método do lugar das raízes.

Para tal, utilizou-se novamente a placa Arduino como base e restrição para requisitos, adotando um valor para o tempo de amostragem de $10ms$, visto que a placa se comportou bem com este intervalo de tempo, conseguindo entregar dados e realizar as computações necessárias sem atrasos.

4.1.3 Lugar das raízes

Primeiramente, a função $M(s)$ Equação 3.4 foi discretizada. Sua representação no domínio Z é demonstrada pela Equação 4.3, onde K_p é o ganho proporcional, K_i é o ganho integral e T_a é o tempo de amostragem.

$$PI = K_{pd} + K_i T_a \frac{z}{z - 1} \quad (4.3)$$

Após este procedimento foi analisado o lugar geométrico das raízes com o objetivo de projetar um controlador para a velocidade do motor que produzisse um tempo de acomodação 10 vezes maior que o tempo de amostragem, baixo overshoot e erro em regime permanente nulo.

Para que o resultado seja assertivo de acordo com as definições, optou-se pelo uso de um controlador PI (Proporcional e Integral), pois o mesmo permite que os objetivos estabelecidos sejam alcançados. O não uso de um controlador Derivativo se deve ao fato de o tempo de aquisição de dados ser relativamente baixo. O uso de um derivador na malha poderia acarretar em grandes erros devidos a baixas oscilações nas leituras.

É válido ressaltar a presença de um segurador de ordem zero embutida na própria função de transferência do controlador, uma vez que a planta está em regime contínuo e exige um sinal com esta característica.

A equação básica de um controlador PI discreto é demonstrada na Equação 4.4, onde K_{pd} é o ganho proporcional, K_i é o ganho integral e T_a é o tempo de amostragem.

$$PI = K_{pd} + K_i T_a \frac{z}{z - 1} \quad (4.4)$$

O lugar das raízes desejado é representado na Figura 4.1.2 e a função de transferência do controlador na Equação 4.5. Sendo o termo proporcional $K_{pd} = 3,4817 * 10^{-4}$ e o termo integral igual a $K_i = 0,0015$. Ambos os valores podem ser encontrados na tabela 3.

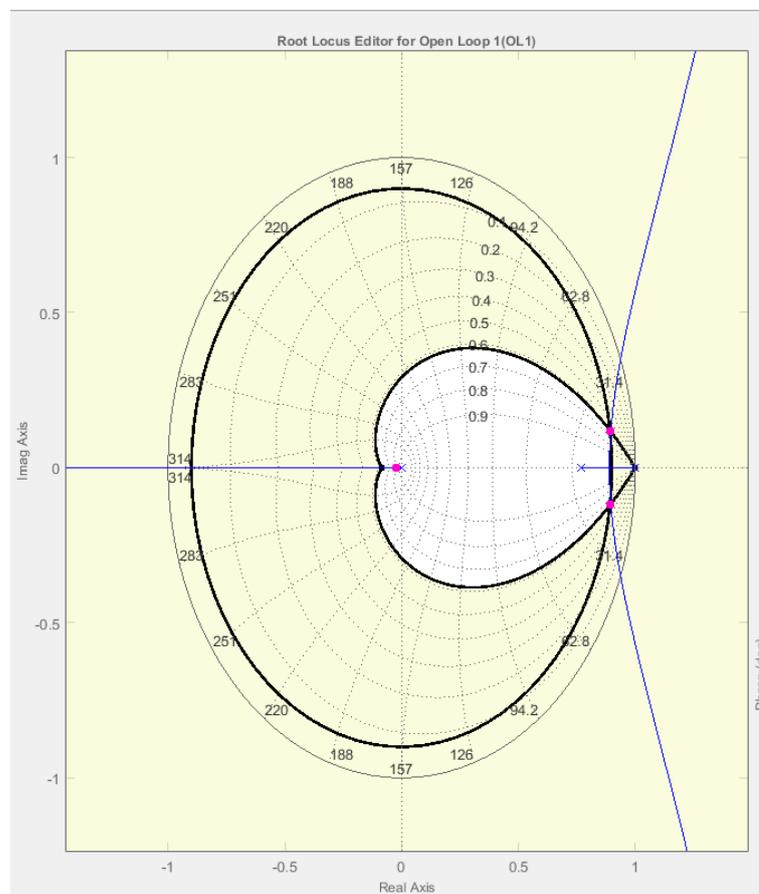


Figura 4.1.2 – Lugar das raízes

$$PI = \frac{0.0003482z + 0.001196}{z - 1} \quad (4.5)$$

4.1.4 Malha de Controle

Após a caracterização dos parâmetros do motor e a definição do controlador, foram realizadas simulações no software MATLAB - Simulink. A malha de controle simulada é

representada na Figura [4.1.3](#)

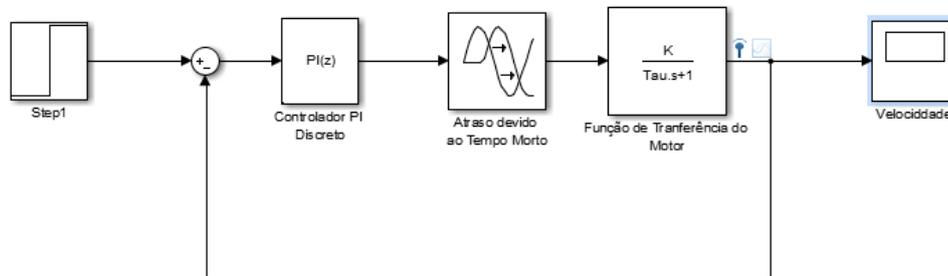


Figura 4.1.3 – Malha de controle

Tabela 3 – Parâmetros do controlador pelo método do lugar das raízes

Parâmetro	Valor
$K_p d$	$3,4817 * 10^{-4}$
K_i	0,0015
T_a	10ms

Ao definir na malha um setpoint de 500rad/s , a resposta do controlador se mostrou eficaz uma vez que o erro em regime permanente é nulo, o tempo de acomodação é pequeno, porém 37 vezes maior que o tempo de amostragem (o tempo mínimo recomendado seria de 100ms) e baixo overshoot (menos de 10%). A resposta do motor à excitação pode ser observada na Figura [4.1.4](#)

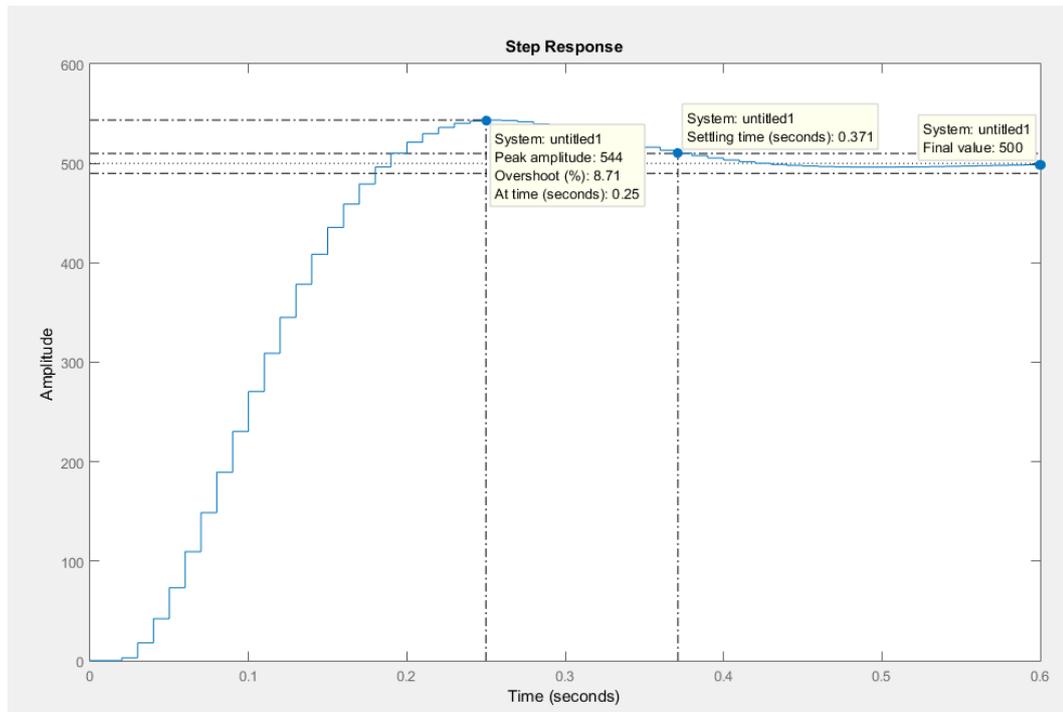


Figura 4.1.4 – Resposta ao setpoint 500rad/s

4.1.5 Controlador PI contínuo

Após a implementação real de um controlador PI discreto na placa Arduino, por motivos de comparação, também foi desenvolvido um controlador PI contínuo através do MATLAB. O controlador leva em consideração o modelo de segunda ordem do motor proposto, e foi modelado utilizando o Simulink assim como é apresentado na Figura [4.1.5](#).

Os parâmetros representados na Figura [4.1.5](#) estão descritos na Tabela [1](#).

A resposta do controlador pode ser observada na Figura [4.1.6](#).

Como observado na Figura [4.1.6](#), as medições de performance e características do sistema nos entregam os parâmetros de overshoot, settling time e tempo de correção ao distúrbio representados na Tabela [4](#).

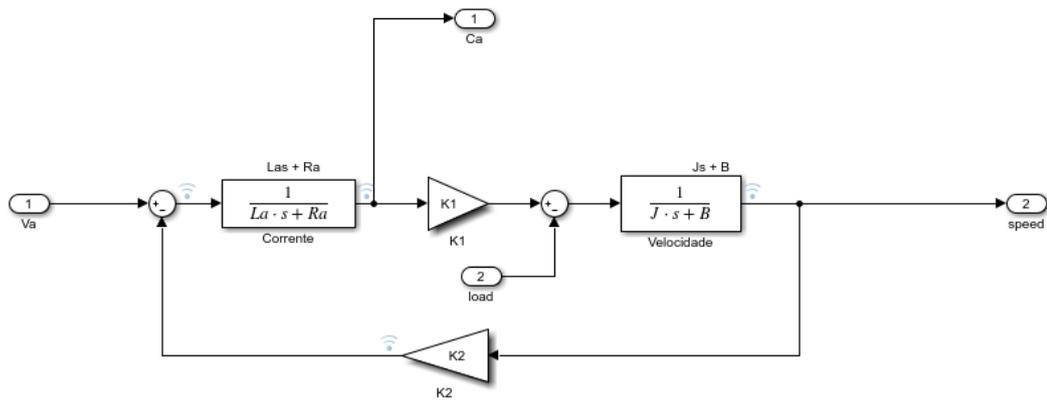


Figura 4.1.5 – Modelo do motor de segunda ordem

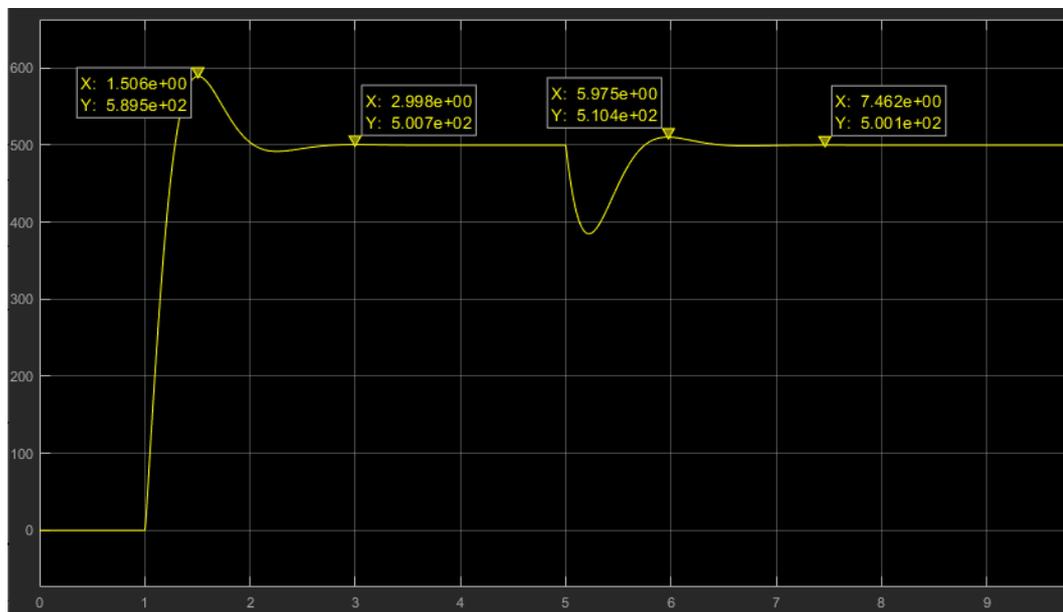


Figura 4.1.6 – Resposta ao setpoint 500rad/s do controlador contínuo

Tabela 4 – Valores obtidos do sistema com controlador PI contínuo

Parâmetro	Valor
M_p	18,452%
T_s	0,506ms
T_{rd}	2,4962ms

4.2 Controlador Fuzzy

Para se desenvolver o controlador utilizando uma técnica de modelagem Fuzzy e manter a mesma base comparativa das demais técnicas estudadas, o controlador foi desenvolvido como uma caixa preta responsável por desempenhar os papéis descritos pela técnica, que segundo (NETO, 2013) são: fuzzificação, tomada de decisão e de-fuzzificação. Como entrada, esta caixa preta recebe o erro atual do sistema em relação à variável controlada

(velocidade) e como saída retorna a tensão necessária para se aplicar ao motor para que o erro seja corrigido.

O controlador Fuzzy desenvolvido, utiliza-se do conjunto de regras de pertinência apresentados na Figura 4.2.1 e na Figura 4.2.2. Foram adotadas 7 regras de pertinência para o erro, sendo estas representadas por 'n', 5, 6, 7, 8, 9 e 'g'. A regra 'n' se traduz como um estado onde o erro é negativo e a regra 'g' um estado onde o erro é muito grande. As demais regras, são níveis intermediários de valores onde o erro do sistema pode ser mapeado.

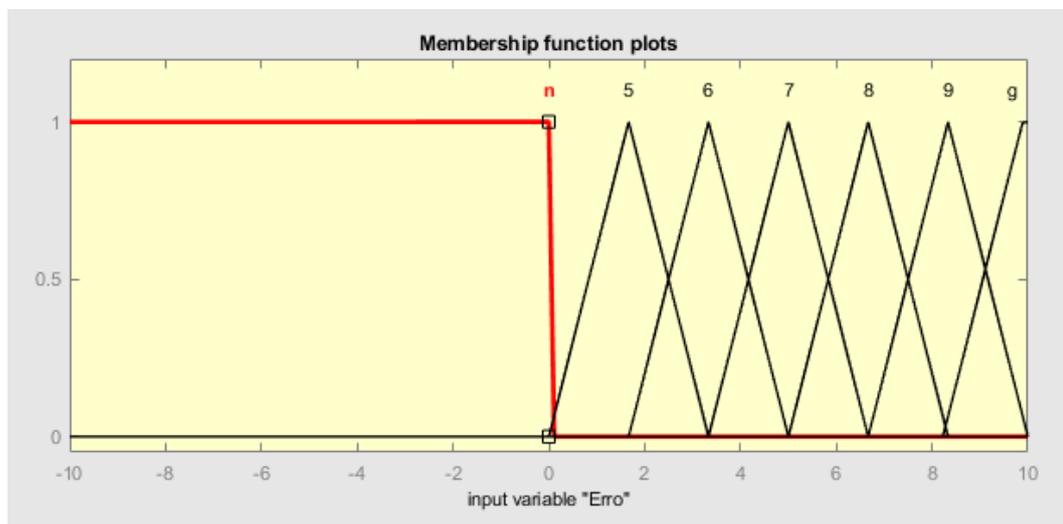


Figura 4.2.1 – Funções de pertinência da entrada de erro

Para a saída de tensão, também foram adotadas 7 regras: 'ok', 5, 6, 7, 8, 9 e 'r'. A função de pertinência representada por 'ok' indica que o motor não deve mais acelerar, pois possui velocidade acima do setpoint ou este mesmo é nulo. A regra 'r', representa o estado onde o motor se aproxima de sua velocidade e tensão de operação máxima, de 12V. As demais regras representam estados intermediários de velocidade.

A superfície, ou neste caso, a curva de ação do controlador pode ser observada na Figura 4.2.3.

Em posse do controlador desenvolvido, este foi submetido à análise na malha de controle com o motor estudado, obtendo a seguinte curva de reação apresentada na Figura 4.2.4 e os valores pertinentes à análise podem ser observados na Tabela ??

Como é evidenciado pela Figura 4.2.4, em nenhum momento o controlador Fuzzy foi

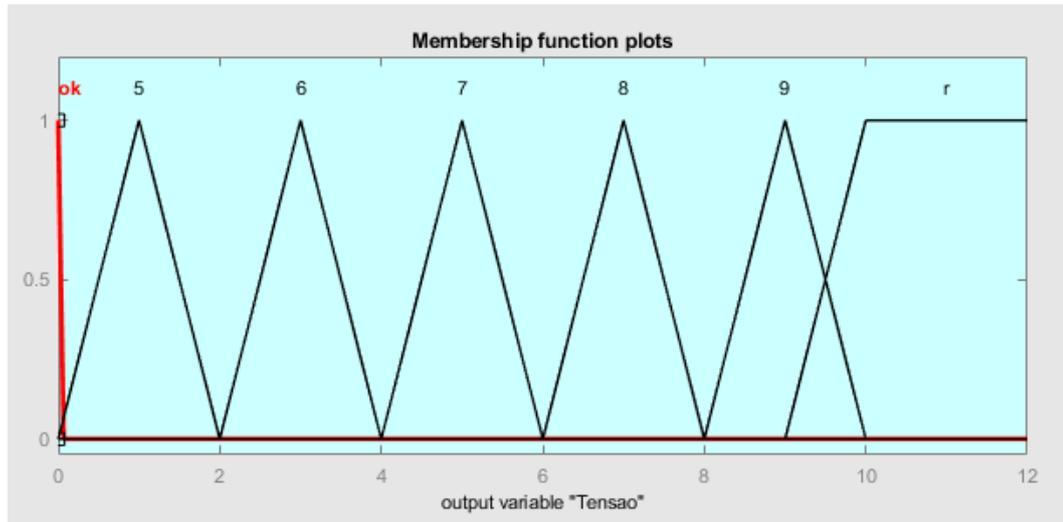


Figura 4.2.2 – Regras de pertinência da saída de tensão

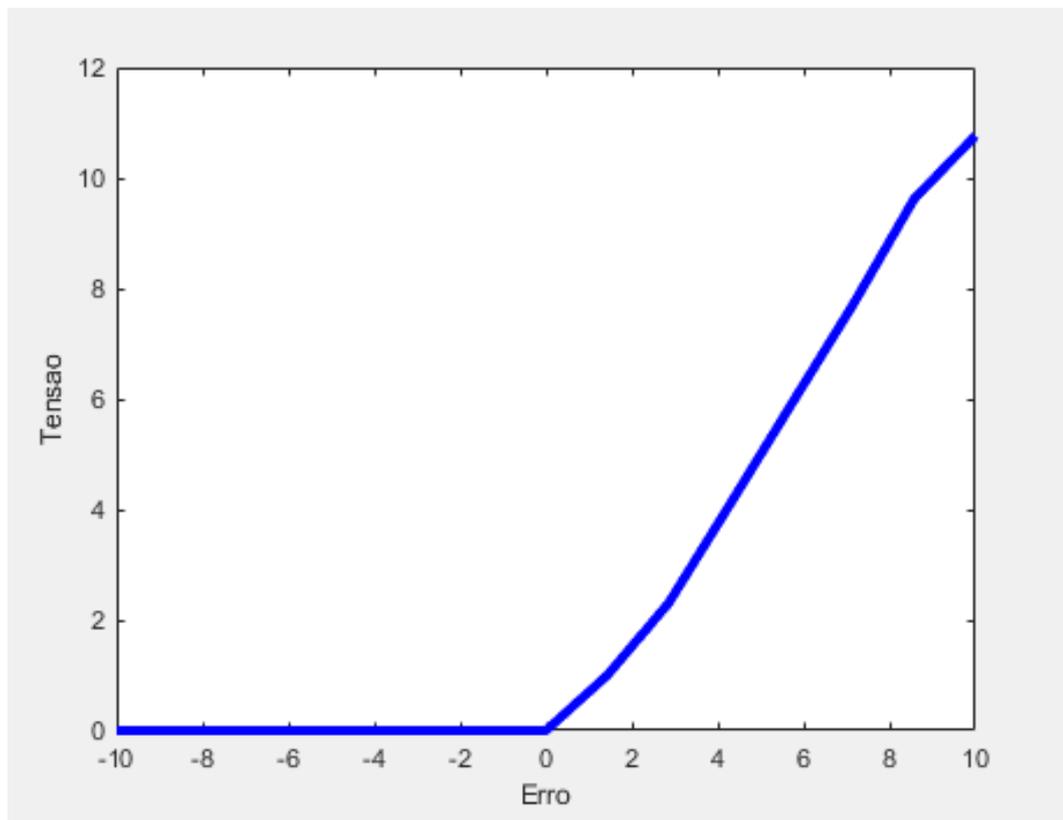


Figura 4.2.3 – Curva de ação do controlador Fuzzy

capaz de extinguir o erro em regime permanente, mantendo a velocidade do motor em cerca de 1% abaixo do setpoint de 500rad/s desejado. Após a adição da carga no sistema, é perceptível a queda de velocidade no motor, estabilizando em 491rad/s .

Analisando o valor estável de velocidade mais próximo atingido pelo controlador, é válido ressaltar também que seu pico de velocidade 1,53% acima do seu valor de estabilização,

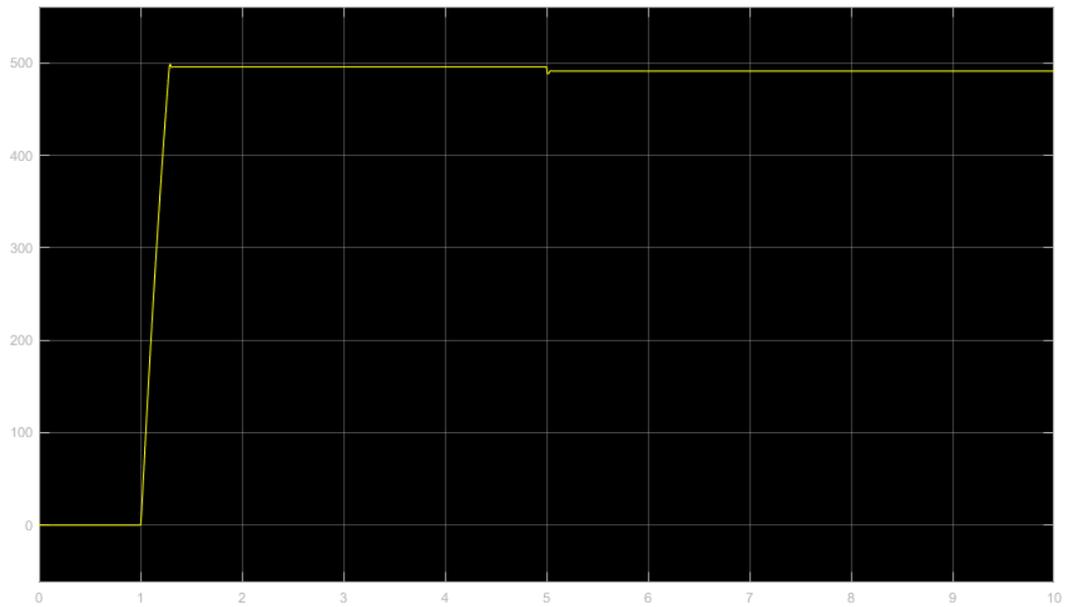


Figura 4.2.4 – Resposta ao setpoint 500rad/s do controlador Fuzzy

que mesmo levando em consideração o valor de pico de 498rad/s , se manteve abaixo do setpoint almejado. Por esta razão, este controlador não apresentou overshoot, visto que não atingiu sua meta. Além disso, o tempo de resposta, considerando novamente o valor estável, foi de 338ms .

4.3 Controlador Online Neurofuzzy

Para desenvolver o ONFC, parti-se da função de transferência do motor e da análise do sistema como um todo. Utilizando-se o MATLAB, foi desenvolvido a aprimorado um código que se comporta como um sistema caixa preta, seguindo os passos de Gomes (2019).

Este controlador, como se baseia no erro da variável controlada para realizar sua ação de controle e adaptação, necessita primariamente deste valores como entrada, teremos assim, y_k e y_{dk} representando respectivamente o valor atual da variável e o valor desejado. Ambos no caso, se referem a velocidade do motor.

Além disso, como este tipo de controle funciona com aprendizado, o estado anterior em um determinado tempo k , influencia na ação de controle e em sua adaptatividade, portanto, este controlador deve receber também os seus parâmetros de adaptação anteriores, os pesos $w_{1(k-1)}$ e $w_{2(k-1)}$.

Como no sistema desejado, não são providas mudanças no setpoint do sistema, o valor de setpoint anterior ($y_{d(k-1)}$) pode ser ignorado pelo controlador.

A taxa de aprendizado inicial α_0 foi estimada empiricamente como um valor de 10^{-3} , porém, em futuras análises este valor poderá ser melhor trabalhado.

Em posse destes parâmetros, o sistema com o novo controlador ONFC foi submetido a um degrau de 500 rad/s seguindo pela inserção de uma carga de $10^{-3}Nm$ no sistema, assim como citado para os controladores anteriores. A resposta pode ser observada na Figura [4.3.1](#).

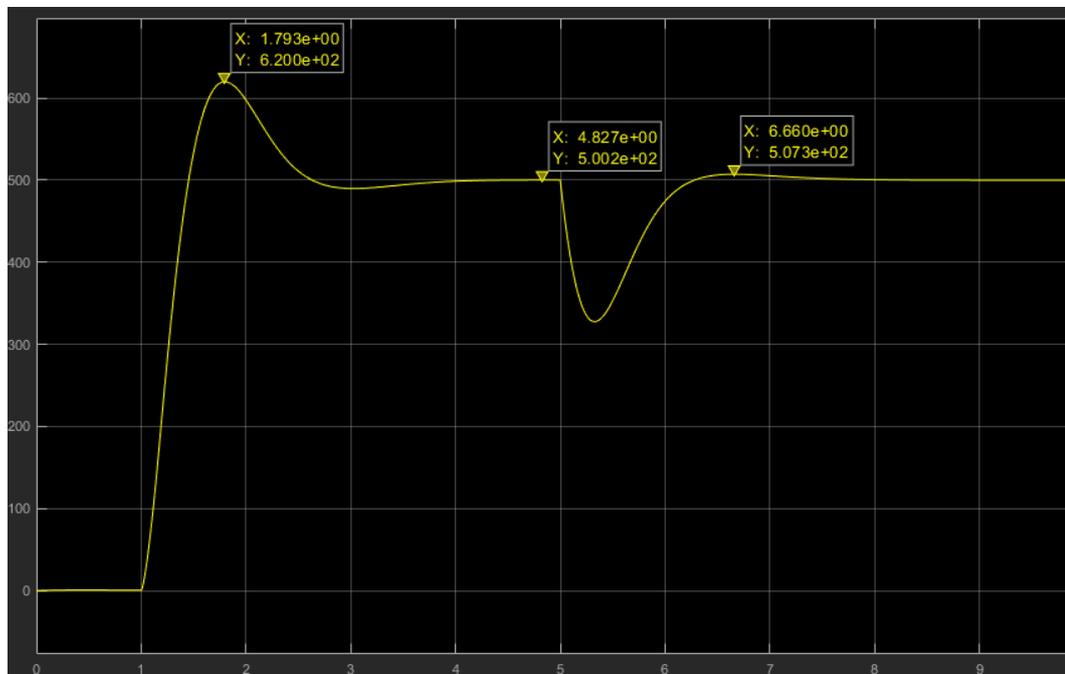


Figura 4.3.1 – Resposta ao setpoint 500rad/s do controlador ONFC

Como observado na Figura [4.3.1](#), as medições de performance a características do sistema nos entregam os parâmetros de overshoot, settling time e tempo de correção ao distúrbio representados na Tabela [5](#).

Tabela 5 – Valores obtidos do sistema com controlador ONFC

Parâmetro	Valor
M_p	24,375%
T_s	1,2ms
T_{rd}	> 5s

5 RESULTADOS

Compilando todos os resultados obtidos com os controladores abordados, obtém-se a seguinte tabela:

Tabela 6 – Comparação entre os controladores

Parâmetro	PI	Fuzzy	ONFC
M_p	18,452%	1.8%	24,375%
T_s	0,506ms	0,343ms	1,2ms
T_{rd}	2,4962ms	NA	> 5s

Os resultados de performance dos controladores obtidos, de acordo com o regime de teste proposto, mostra diferenças substanciais entre as técnicas de controle abordadas.

O controlador Fuzzy, que por natureza tem uma implementação mais simples e com menos recursos e rigor matemático obteve uma resposta satisfatória para com o sistema, não extinguindo o erro em regime permanente mas tornando a velocidade do motor muito próxima à desejada. Este erro em regime permanente se tornou mais pronunciado após a aplicação da carga no motor, por este motivo, na Tabela 6 esta informação se apresenta como "NA"(Não Aplicável).

A abordagem apresentada pelo controlador Neurofuzzy trouxe um comportamento similar ao do controlador PI, e que devido a sua natureza adaptativa, pode se tornar a melhor escolha, a depender somente da aplicação em que for empregada. Outro fator que se leva em consideração ao adotar este controlador é a implementação relativamente simples.

Já o controlador PI, comportou-se como esperado, demonstrando um bom comportamento durante a análise realizada e trazendo resultados satisfatórios, como é amplamente explicitado pela bibliografia. Porém, é válido ressaltar que para o desenvolvimento deste controle, são necessários métodos matemáticos mais avançados que os demais citados, assim, tornando a sua abordagem um pouco mais complexa. Além disso, sua alta dependência relacionada aos parâmetros do motor pode se tornar um ponto de erros caso seja aplicado em malhas onde os parâmetros podem variar no tempo.

Sendo assim, a partir do conteúdo apresentado, o controlador PI se demonstrou mais eficiente no contexto geral da análise, demonstrando erro nulo em regime permanente, overshoot e tempo de acomodação aceitáveis e boa resposta à mudança do regime de carga do motor.

6 CONCLUSÕES

A partir dos estudos realizados e apresentados neste trabalho, com base na bibliografia sobre o tema, foi possível realizar a comparação dentre as diferentes técnicas de controle propostas, obtendo assim dados qualitativos e quantitativos sobre o assunto estudado.

As técnicas utilizadas para a obtenção dos parâmetros do motor abordadas neste trabalho trouxeram vasto entendimento sobre o funcionamento do equipamento em si, bem como das áreas de eletrônica de potência e de sistemas micro controlados. Apesar da baixa precisão aferida na medição de muitos dados do regime dinâmico do motor, as metodologias empregadas se mostraram satisfatórias, ao permitir colher informações com grau de confiabilidade aceitável.

O método de comparação se provou eficiente ao permitir a análise em mais de um regime de trabalho do motor, exibindo tanto o seu período transitório, permanente e de correção, demonstrando assim características inerentes ao sistema e confirmando o que se esperava na modelagem de sistemas de segunda ordem propostos pela bibliografia.

Os controladores propostos, à exceção do Fuzzy, atenderam bem as expectativas e também se apresentaram resilientes à distúrbios, atingindo o valor de set point desejado em tempo satisfatório. Além disso, demonstraram sua viabilidade técnica como controladores em um sistema real. Melhorias que fogem ao escopo deste trabalho podem ser realizadas e estudadas sobre os métodos e técnicas utilizadas nesta análise.

Como trabalho futuro, seria pertinente a análise mais profunda dos diagramas de lugar das raízes para que o controlador PI proposto possa possivelmente reagir melhor e diminuir o seu overshoot. O controlador Fuzzy pode ainda ser analisado novamente adotando-se mais uma alimentação de dados provenientes do motor, como a derivada da velocidade, assim gerando uma superfície de ação e não mais uma curva.

O controlador Neurofuzzy proposto também pode ter seu desempenho aprimorado, buscando um melhor algoritmo para escolha do α_0 (taxa de aprendizado inicial), possível-

mente diminuindo o seu tempo de resposta e seu overshoot. Além disso, uma modelagem para α_0 que leve em consideração sistemas de segunda ordem também pode melhorar o desempenho total do controlador.

REFERÊNCIAS

- CARNEIRO, D. d. S. Aprimoramento de um sistema automático de secagem de produtos agrícolas para utilização como planta didática no curso de automação industrial no ifmg – campus ouro preto. Monografia apresentada ao Departamento de Controle e Automação e Técnicas Fundamentais, UFOP, 2019. 2019.
- CHAPMAN, S. J. **Fundamentos de Máquinas Elétricas**. 5. ed. [S.l.]: AMGH Editora LTDA, 2013. 464-465 p.
- DORF, R. C.; BISHOP, R. H. **Modern Control Systems**. 12. ed. [S.l.]: Pearson, 2011.
- FITZGERALD, A. E.; KINGSLEY, C. J. **Máquinas Elétricas**. 7. ed. [S.l.]: AMGH Editora LTDA, 2014. 412 p.
- FUENTES, R. C. **Apostila de Automação Industrial**. 2005. UFSM, http://w3.ufsm.br/fuentes/index_arquivos/CA05.pdf, visitado em: 04/03/2019.
- GOMES, H. R. N. Tese (Mestrado) - UFMG, **Online Neurofuzzy Controller: aplicação, análise de parâmetros e contribuições**. 2019.
- GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R. Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy. 1994.
- GOUVÊA, M. R. de. Tese (Doutorado).
- IBRAHIM, D. **Microcontroller based applied digital control**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2006.
- LOURENÇO, J. Sintonia de controladores pid. **Escola superior de tecnologia**, 1997.
- LUCCHESI, S.; ROVEDA, S. R. M. M. Sistemas neuro-fuzzy. Unesp, http://prope.unesp.br/cic/admin/ver_resumo.php?area=100066&subarea=19453&congresso=32&CPF=36892514863.
- NETO, J. T. de C. Dsp based fuzzy controller applied to a dc-dc boost converter. 2013.
- NISE, N. S. **Engenharia de sistemas de controle**. [S.l.]: LTC, 2002. v. 3.
- OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. [S.l.]: Prentice Hall do Brasil, 1998.
- OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. 5. ed. [S.l.]: Pearson Prentice Hall do Brasil, 2010.
- PIRES, A. V. Tese (Mestrado) - UFMG, **Controladores baseados em técnicas de inteligência computacional: análise, projeto e aplicações**. 2007.
- TAKAGI, M. S. T. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control.

TANSCHKEIT, R. Sistemas fuzzy. 2018. PUC-Rio, <<http://paginapessoal.utfpr.edu.br/sumar/ensino/sistemas-fuzzy/sistemas-fuzzy/ICA-Sistemas%20Fuzzy.pdf>>, visitado em: 05/03/2019.

TEXAS INSTRUMENTS. **L293x Quadruple Half-H Drivers**. [S.l.], 2016. <<http://www.ti.com/lit/ds/symlink/l293d.pdf>>, visitado em: 08/06/2019.