UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

FÁBIO DOS SANTOS ANTUNES

NICOLAS PEDROSO FRANZO

PEDRO IWANKIW GRUPPELLI

CONTROLE FUZZY EM MOTORES DE INDUÇÃO PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS

CURITIBA

2026

versão 11.0 (abr. 25)

FÁBIO DOS SANTOS ANTUNES
NICOLAS PEDROSO FRANZO
PEDRO IWANKIW GRUPPELLI

CONTROLE FUZZY EM MOTORES DE INDUÇÃO PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS

FUZZY CONTROL IN INDUCTION MOTORS FOR ELECTRIC VEHICLES

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Controle e Automação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.
Orientador(a): Prof. Dr. Narco Afonso Ravazzoli Maciejewski
Coorientador(a): Prof. Dr. Roberto Zanetti Freire

CURITIBA

2026

4.0 Internacional

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

FÁBIO DOS SANTOS ANTUNES
NICOLAS PEDROSO FRANZO
PEDRO IWANKIW GRUPPELLI

CONTROLE FUZZY EM MOTORES DE INDUÇÃO PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Controle e Automação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Data de aprovação: 17 de setembro de 2026

Narco Afonso Ravazzoli Maciejewski
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Rosângela Bach Rodrigues dos Santos
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Alexandre José Tuoto Silveira Mello
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

CURITIBA
2026

RESUMO

O avanço da mobilidade elétrica tem impulsionado o desenvolvimento de estratégias de controle mais eficientes para sistemas de propulsão veicular. Nesse contexto, os motores de indução se destacam pela robustez, baixo custo e confiabilidade, porém apresentam comportamento dinâmico não linear e sensível a variações de carga e velocidade, exigindo técnicas de controle adequadas para aplicações em veículos elétricos. Este trabalho apresenta uma análise comparativa entre um controlador convencional proporcional-integral (PI) e um controlador baseado em lógica fuzzy, aplicados ao controle vetorial por orientação de campo de um motor de indução trifásico simulado no ambiente MATLAB/Simulink. A metodologia compreendeu a modelagem e parametrização da planta, a implementação das malhas de controle de velocidade, torque e fluxo, o desenvolvimento do controlador fuzzy e a realização de ensaios em diferentes condições operacionais. Foram avaliados cenários de resposta ao degrau de velocidade, rejeição de carga mecânica e operação dinâmica combinada, considerando métricas como erro em regime permanente, Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), sobressinal, esforço de controle, torque eletromagnético e índice de aproveitamento. Os resultados demonstraram que ambos os controladores foram capazes de manter a estabilidade do sistema, porém o controlador fuzzy apresentou melhor desempenho global, com menor erro em regime permanente, maior robustez frente a perturbações mecânicas e menor energia de controle. No ensaio de carga, a estratégia fuzzy reduziu significativamente o erro de velocidade em relação ao controlador PI, enquanto na operação dinâmica combinada apresentou menor erro final, menor esforço de controle e maior eficiência na conversão da ação de controle em torque útil. Dessa forma, o trabalho contribui para a avaliação de estratégias inteligentes aplicadas ao acionamento de motores de indução em veículos elétricos, evidenciando o potencial da lógica fuzzy como alternativa viável ao controle PI convencional em sistemas de tração elétrica submetidos a condições variáveis de operação.

Palavras-chave: controle fuzzy; motor de indução; veículo elétrico; controlador pid.

ABSTRACT

The advancement of electric mobility has driven the development of more efficient control strategies for vehicular propulsion systems. In this context, induction motors stand out due to their robustness, low cost, and reliability; however, they present nonlinear dynamic behavior and are sensitive to load and speed variations, requiring suitable control techniques for electric vehicle applications. This work presents a comparative analysis between a conventional Proportional-Integral (PI) controller and a fuzzy logic-based controller applied to field-oriented control of a three-phase induction motor simulated in the MATLAB/Simulink environment. The methodology included the modeling and parameterization of the plant, the implementation of speed, torque, and flux control loops, the development of the fuzzy controller, and the execution of simulations under different operating conditions. The evaluated scenarios included speed step response, mechanical load rejection, and combined dynamic operation, considering performance metrics such as steady-state error, Root Mean Squared Error (RMSE), overshoot, control effort, electromagnetic torque, and utilization index. The results showed that both controllers were able to maintain system stability; however, the fuzzy controller presented better overall performance, with lower steady-state error, greater robustness against mechanical disturbances, and lower control energy. In the load disturbance test, the fuzzy strategy significantly reduced the speed error compared to the PI controller, while in the combined dynamic operation it achieved lower final error, lower control effort, and greater efficiency in converting the control action into useful torque. Therefore, this work contributes to the evaluation of intelligent control strategies applied to induction motor drives in electric vehicles, highlighting the potential of fuzzy logic as a viable alternative to conventional PI control in electric traction systems subjected to variable operating conditions.

Keywords: fuzzy control; induction motor; electric vehicle; pid controller.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquema funcional de BMS: monitoramento de parâmetros, proteção, balanceamento e comunicação. **17**
Figura 2 – Diagrama simplificado do *powertrain* BEV: módulos de bateria, inversor, motor e transmissão. **18**
Figura 3 – Mapa tipo de motores elétricos. **21**
Figura 4 – Diagrama em corte do motor de indução. **23**
Figura 5 – Simplificação do campo girante do motor de indução. **25**
Figura 6 – Regiões de operação do MIT velocidade x Torque. **26**
Figura 7 – Circuito do modelo de transformador para um motor de indução. **27**
Figura 8 – Vetor de Espaço da Corrente do Estator e suas componentes no referencial $\alpha\beta$ estacionário. **30**
Figura 9 – Vetor de Espaço da Corrente do Estator e Seus Componentes nos Referenciais (α, β) e no Referencial Rotativo (d, q). **31**
Figura 10 – Esquema do controle FOC em um MIT. **37**
Figura 11 – Diagramas de blocos de sistemas de controle: a) Sistema em malha aberta; b) Sistema em malha fechada. **38**
Figura 12 – Estrutura de blocos do controlador PID com as três ações de controle. **40**
Figura 13 – Curva de resposta em forma de S. **41**
Figura 14 – Oscilação sustentada com período P_{cr}. **42**
Figura 15 – Estrutura básica de um controlador fuzzy. **47**
Figura 16 – Exemplo de variável linguística com conjuntos fuzzy aplicados à velocidade. **50**
Figura 17 – Principais formatos de funções de pertinência fuzzy. **51**
Figura 18 – Planta de simulação implementada no MATLAB/Simulink. **54**
Figura 19 – Malha externa de velocidade implementada com controlador PI(z). **58**
Figura 20 – Malha de controle de torque por meio da corrente i_q. **61**
Figura 21 – Malha de controle de fluxo por meio da corrente i_d. **63**
Figura 22 – Editor do Fuzzy Logic Designer do Matlab. **70**
Figura 23 – Funções de pertinência da variável de entrada Erro. **71**
Figura 24 – Funções de pertinência da variável de entrada $\triangle$Erro. **72**
Figura 25 – Esquema do bloco do controlador Fuzzy. **73**
Figura 26 – Estrutura híbrida do controlador fuzzy no Simulink. **74**
Figura 27 – Modelo de controle FOC desenvolvido no MATLAB/Simulink. **79**
Figura 28 – Comparação da velocidade para os controladores PI e fuzzy. **81**
Figura 29 – Correntes, velocidade do motor, torque, erro, sinal de controle e correntes i_dq do controlador PI. **81**
Figura 30 – Correntes, velocidade do motor, torque, erro, sinal de controle e correntes i_dq do controlador fuzzy. **82**
Figura 31 – Erro acumulado dos controladores no ensaio de degrau de velocidade. **82**
Figura 32 – Energia mecânica acumulada no ensaio de degrau de velocidade. **83**
Figura 33 – Esforço de controle dos controladores no ensaio de degrau de velocidade. **83**
Figura 34 – Torque eletromagnético dos controladores PI e fuzzy no ensaio de degrau de velocidade. **84**
Figura 35 – Ganhos obtidos pelo controlador fuzzy no ensaio de degrau de velocidade. **86**

Figura 36 – Resposta de velocidade dos controladores PI e fuzzy ao degrau de carga mecânica. **87**
Figura 37 – Erro de velocidade dos controladores PI e fuzzy no ensaio de rejeição de carga mecânica. **88**
Figura 38 – Erro acumulado dos controladores no ensaio de rejeição de carga mecânica. **89**
Figura 39 – Torque eletromagnético dos controladores PI e fuzzy no ensaio de rejeição de carga mecânica. **89**
Figura 40 – Esforço de controle dos controladores no ensaio de rejeição de carga mecânica. **90**
Figura 41 – Energia mecânica acumulada no ensaio de rejeição de carga mecânica. . **91**
Figura 42 – Ganhos obtidos pelo controlador fuzzy no ensaio de rejeição de carga mecânica. **92**
Figura 43 – Grandezas do acionamento com controlador PI durante a operação dinâmica combinada. **93**
Figura 44 – Grandezas do acionamento com controlador fuzzy durante a operação dinâmica combinada. **94**
Figura 45 – Esforço de controle durante a operação dinâmica combinada. **94**
Figura 46 – Energia mecânica acumulada durante a operação dinâmica combinada. . **95**
Figura 47 – Erro acumulado durante a operação dinâmica combinada. **95**

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros obtidos pela 1ª abordagem de Ziegler-Nichols (curva de reação). **41**
Tabela 2 – Parâmetros obtidos pelo método de Ziegler-Nichols. **42**
Tabela 3 – Parâmetros de sintonia para controladores P, PI e PID. **42**
Tabela 4 – Comparação entre métodos de sintonia segundo Pires (2014). **43**
Tabela 5 – Parâmetros elétricos e mecânicos utilizados no motor de indução. **55**
Tabela 6 – Parâmetros utilizados no cálculo dos ganhos dos controladores PI. **65**
Tabela 7 – Ganhos finais dos controladores convencionais utilizados no FOC. **65**
Tabela 8 – Ganhos equivalentes da malha de velocidade para entrada em RPM. **66**
Tabela 9 – Base de regras utilizada no desenvolvimento do controlador fuzzy. **71**
Tabela 10 – Indicadores de desempenho para resposta ao degrau de velocidade. **80**
Tabela 11 – Indicadores de desempenho para resposta à aplicação de carga mecânica. **87**
Tabela 12 – Indicadores de desempenho para operação dinâmica combinada. **93**
Tabela 13 – Síntese comparativa dos indicadores de desempenho entre os controladores PI e fuzzy nos três cenários de simulação. **97**

LISTA DE SÍMBOLOS

PID	Proporcional–Integral–Derivativo
PI	Proporcional–Integral
BMS	*Battery Management System*
VE	Veículo Elétrico
BEV	*Battery Electric Vehicle*
ABVE	Associação Brasileira do Veículo Elétrico
MI	*Induction Motor*
MIT	Motor de Indução Trifásico
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
FOC	*Field-Oriented Control*
MPC	*Model Predictive Control*
DTC	*Direct Torque Control*
HEV	*Hybrid Electric Vehicle*
PHEV	*Plug-in Hybrid Electric Vehicle*
FCEV	*Fuel Cell Electric Vehicle*
V2G	*Vehicle-to-Grid*
V2L	*Vehicle-to-Load*
ECU	*Electronic Control Unit*
SOC	*State of Charge*
SMC	*Sliding Mode Control*
LTI	*Linear Time-Invariant*
PMSM	*Permanent Magnet Synchronous Motor*
SRM	*Switched Reluctance Motor*
fem	Força Eletromotriz
MATLAB	*Matrix Laboratory*
PWM	*Pulse Width Modulation*
SVPWM	*Space Vector PWM*
MIMO	*Multiple-Input Multiple-Output*
CLP	Controlador Lógico Programável
BELBIC	*Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller*
D	Controlador Derivativo
P	Controlador Proporcional
I	Controlador Integral
ISE	*Integral of the Squared Error*
IAE	*Integral of the Absolute Error*

ITAE	*Integral of Time-weighted Absolute Error*
RMSE	*Root Mean Square Error*
RMS	*Root Mean Square*
MAE	*Mean Absolute Error*
IMC	*Internal Model Control*
FIS	*Fuzzy Inference System*
DSP	*Digital Signal Processor*
ANFIS	*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*
NB	*Negative Big*
NM	*Negative Medium*
NS	*Negative Small*
ZE	*Zero*
PS	*Positive Small*
PM	*Positive Medium*
PB	*Positive Big*

SUMÁRIO

1	**INTRODUÇÃO**	**12**
1.1	**Objetivos**	**14**
1.1.1	Objetivo geral	14
1.1.2	Objetivos específicos	14
1.2	**Estrutura do trabalho**	**14**
2	**REVISÃO DA LITERATURA**	**16**
2.1	**Veículos elétricos: arquitetura e controle**	**16**
2.1.1	Desafios e estratégias de controle	19
2.2	**Motores de indução**	**20**
2.2.1	Princípio de funcionamento do motor de indução	22
2.2.2	Circuito do motor de indução	26
2.2.3	Modelagem do motor de indução	27
2.2.4	Premissas da modelagem	28
2.2.5	Equações fundamentais em coordenadas *abc*	28
2.2.6	Transformações Clarke e Park	29
2.2.7	Modelagem em *dq* síncrono	32
2.2.8	Modelo em espaço de estados	33
2.2.9	Sistemas de controle em motores de indução	36
2.2.10	Controle vetorial por orientação de campo	36
2.2.11	Controle preditivo por modelo	37
2.3	**Fundamentos de controle**	**37**
2.3.1	Controles convencionais	38
2.3.1.1	Controlador proporcional (P)	39
2.3.1.2	Controlador integral (I)	39
2.3.1.3	Controlador derivativo (D)	39
2.3.1.4	Controlador proporcional integral derivativo (PID)	39
2.3.1.5	Sintonia dos controladores PID	41
2.3.1.6	Aplicações em VEs	43
2.3.2	Controle fuzzy	45
2.3.2.1	Fundamentos da lógica fuzzy	46
2.3.2.2	Estrutura de um controlador fuzzy	47
2.3.2.3	Variáveis linguísticas e funções de pertinência	49
2.3.2.4	Aplicações em sistemas com motores de indução	51
2.3.2.5	Desvantagens e desafios	52
3	**METODOLOGIA**	**54**
3.1	**Parâmetros da planta e do motor**	**54**
3.2	**Controlador convencional PI**	**55**
3.2.1	Estrutura geral do controlador convencional no FOC	56
3.2.2	Formulação discreta do controlador PI	57
3.2.3	Malha externa de velocidade	58
3.2.4	Malha interna de torque	60
3.2.5	Malha interna de fluxo	62
3.2.6	Procedimento de sintonia dos ganhos	64
3.2.7	Ganhos finais utilizados	65
3.3	**Desenvolvimento do controlador fuzzy**	**66**
3.3.1	Variáveis de entrada e saída	67
3.3.2	Fuzzificação	68

3.3.3 Inferência 70
3.3.4 Defuzzificação 72
3.3.5 Desenvolvimento em ambiente do MATLAB/SIMULINK 73
3.4 Avaliação dos cenários simulados e métricas de desempenho 75
4 RESULTADO E DISCUSSÕES 79
4.1 Análise dos resultados 79
4.2 Resposta ao degrau de velocidade 80
4.3 Resposta à aplicação de carga mecânica 86
4.4 Operação dinâmica combinada 92
4.5 Discussão dos Resultados 96
5 CONCLUSÃO 99
REFERÊNCIAS 101
APÊNDICE A – Rotina de processamento dos sinais simulados 105

1 INTRODUÇÃO

O cenário global atual impõe desafios ambientais e energéticos que exigem respostas contundentes e eficazes. Neste contexto, a transição para uma mobilidade mais sustentável, centrada em tecnologias limpas e renováveis, emerge como um pilar essencial para o cumprimento das metas ambientais internacionais estabelecidas, como as do Acordo de Paris. Assinado em 2015, esse acordo visa limitar o aumento médio da temperatura global a valores bem abaixo de 2 ℃ acima dos níveis pré-industriais, com esforços para limitar esse aumento a 1,5 ℃, exigindo mudanças profundas em setores altamente dependentes de combustíveis fósseis, como é o caso do setor automotivo (GOV, 2017).

Nesse sentido, os veículos elétricos (VEs) se apresentam como uma solução tecnológica promissora, contribuindo significativamente para a redução das emissões de gases do efeito estufa, além de proporcionar uma menor dependência de recursos energéticos não renováveis. Segundo dados da International Energy Agency (2025), as vendas globais de VEs ultrapassaram 17 milhões de unidades somente em 2024, representando mais de 20% das vendas totais de automóveis no mesmo ano. Projeções indicam que essa participação deve continuar crescendo, alcançando um quarto de todos os veículos vendidos globalmente já a partir de 2025.

No Brasil, esse cenário também tem apresentado resultados promissores. Dados recentes da Associação Brasileira do Veículo Elétrico (ABVE, 2025) apontam que os VEs a bateria (BEVs) já representaram cerca de 33% das vendas de veículos eletrificados no primeiro trimestre de 2025, um aumento significativo de 22% em relação ao mesmo período do ano anterior. Esse crescimento vem acompanhado por investimentos substanciais em infraestrutura, como a instalação de milhares de pontos de recarga no país, reforçando a tendência de consolidação da mobilidade elétrica nacional.

A eficácia e a popularização dos VEs estão diretamente relacionadas ao desempenho e à eficiência de seus sistemas de propulsão, em especial aos motores elétricos. Dentre as tecnologias disponíveis, os motores de indução destacam-se como opções atrativas para VEs devido à sua robustez mecânica, simplicidade construtiva, confiabilidade operacional e custo competitivo, fatores essenciais para aplicações veiculares onde a manutenção e a durabilidade são críticas (Chapman, 2013; Umans, 2014).

Entretanto, apesar dessas vantagens, os motores de indução apresentam desafios consideráveis no que tange ao seu controle, principalmente em ambientes dinâmicos e altamente variáveis como os encontrados em aplicações automotivas. A complexidade dinâmica não linear desses motores exige estratégias avançadas de controle capazes de garantir precisão, estabilidade e eficiência energética diante de rápidas mudanças de carga, acelerações bruscas e frenagens regenerativas, condições típicas do cenário veicular (Baran; Legey, 2019; Noce, 2017).

Considerando essas particularidades do motor de indução em aplicações veiculares, é importante reconhecer que a indústria já consolidou um conjunto de estratégias de controle ca-

pazes de lidar com esse nível de exigência. Atualmente, técnicas como o *Field Oriented Control* (FOC) aparecem como uma das principais escolhas, especialmente pela forma como permitem separar o controle de torque e fluxo, tornando o comportamento do motor mais previsível e adequando-o às rápidas transições típicas da tração elétrica. Da mesma forma, o *Direct Torque Control* (DTC) ganhou relevância por oferecer respostas rápidas com uma estrutura relativamente simples, embora apresente o conhecido desafio das ondulações de torque. Nos últimos anos, métodos mais modernos, como o *Model Predictive Control* (MPC), vêm sendo explorados devido à capacidade de antecipar estados futuros do sistema e ajustar o controle de forma otimizada. Esse conjunto de soluções forma o panorama atual da indústria, servindo como referência para qualquer estudo que busque avaliar ou propor alternativas de controle para motores de indução aplicados a VEs (Klerk; Saha, 2021).

Os controladores tradicionais, como o controlador proporcional-integral (PI), são amplamente utilizados em ambientes industriais e automotivos devido à sua simplicidade, baixo custo computacional e eficácia em diversas aplicações. Entretanto, quando aplicados a sistemas não lineares e sujeitos a diferentes condições operacionais, como os motores de indução empregados em VEs, seus parâmetros podem apresentar desempenho distinto conforme a região de operação. Uma alternativa para lidar com essa variação é o método de gain scheduling, que permite ajustar os ganhos do controlador de acordo com as condições de operação do sistema. Essa abordagem não é explorada neste trabalho, sendo considerada uma possibilidade para trabalhos futuros (Zhu, 2023).

Nesse cenário, o controle baseado em lógica fuzzy surge como uma alternativa robusta e promissora para superar tais limitações. Introduzida inicialmente por Zadeh (1965), a lógica fuzzy é uma metodologia de controle que utiliza regras linguísticas baseadas no conhecimento empírico e heurístico, permitindo maior flexibilidade e adaptabilidade em contextos operacionais altamente dinâmicos e complexos. Pesquisas recentes têm demonstrado que controladores fuzzy são capazes de prover melhor desempenho dinâmico, maior estabilidade, robustez e eficiência energética em relação aos controladores PID tradicionais, especialmente em aplicações automotivas caracterizadas por alta variabilidade operacional (Beskardes *et al.*, 2024).

Mesmo diante da existência de técnicas modernas como FOC, DTC e MPC, o controlador PID permanece relevante devido à sua simplicidade e ampla aceitação industrial. No entanto, em aplicações como a tração veicular, onde o ambiente é altamente dinâmico, o PID tende a apresentar limitações significativas. O controle fuzzy, por outro lado, mostra-se mais adaptável, pois consegue incorporar o conhecimento do especialista e reagir de forma mais sensível às mudanças operacionais, mesmo sem depender de um modelo matemático rigoroso. Trabalhos recentes demonstram que controladores fuzzy aplicados a sistemas de tração atingem desempenho superior em estabilidade, resposta transitória e resistência a perturbações, reforçando sua pertinência como alternativa moderna de controle. Assim, a comparação entre PID e fuzzy realizada neste trabalho constitui uma forma clara e objetiva de avaliar o potencial das estratégias inteligentes frente aos métodos clássicos ainda amplamente utilizados (Salahuddin *et al.*, 2022).

Dessa forma, este trabalho justifica-se pela importância de analisar comparativamente as limitações dos controladores PID em relação às vantagens dos controladores fuzzy, buscando contribuir com o desenvolvimento de estratégias de controle mais eficazes e adaptáveis para motores de indução aplicados à mobilidade elétrica. A análise aqui proposta possui relevância acadêmica e prática, oferecendo subsídios importantes para avanços tecnológicos na área, com impacto direto na eficiência energética e na redução de emissões, alinhando-se aos objetivos globais de sustentabilidade.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Analisar o desempenho de controladores PI e fuzzy no controle simulado de motores de indução aplicados a VEs.

1.1.2 Objetivos específicos

- Revisar os fundamentos dos motores de indução e sua aplicação em sistemas veiculares;
- Desenvolver a modelagem matemática do motor de indução a ser simulado;
- Implementar controladores PI e fuzzy em ambiente de simulação;
- Simular diferentes cenários operacionais representativos da tração veicular;
- Avaliar os resultados com base em critérios de desempenho como tempo de resposta, estabilidade, robustez e eficiência energética.

1.2 Estrutura do trabalho

Este trabalho está organizado em cinco capítulos:

- **Capítulo 1 – Introdução:** apresenta a contextualização do tema, a justificativa da pesquisa, o problema abordado, o objetivo geral, os objetivos específicos e a estrutura do trabalho;
- **Capítulo 2 – Revisão da literatura:** aborda os conceitos fundamentais relacionados aos VEs, motores de indução, modelagem matemática da máquina, estratégias de controle, controle vetorial por orientação de campo, controladores convencionais PI/PID e controle fuzzy;

- **Capítulo 3 – Metodologia:** descreve a planta de simulação, os parâmetros elétricos e mecânicos do motor de indução, a implementação do controle vetorial no MATLAB/-Simulink, a estrutura do controlador PI, o procedimento de sintonia dos ganhos e o desenvolvimento do controlador fuzzy, incluindo suas variáveis de entrada e saída, funções de pertinência, base de regras, inferência e defuzzificação;
- **Capítulo 4 – Resultados e discussões:** apresenta a análise comparativa entre os controladores PI e fuzzy, considerando os ensaios de resposta ao degrau de velocidade, aplicação de carga mecânica e operação dinâmica combinada, bem como os indicadores de desempenho utilizados na avaliação;
- **Capítulo 5 – Conclusão:** apresenta as considerações finais do trabalho, destacando os principais resultados obtidos, as contribuições da pesquisa, as limitações identificadas e sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Veículos elétricos: arquitetura e controle

VEs são definidos como sistemas automotivos nos quais a tração é promovida por motores elétricos, alimentados por fontes como baterias ou células a combustível. De acordo com Ferreira e Dias (2022), os VEs podem ser classificados em quatro principais categorias: a bateria (*Battery Electric Vehicle* - BEV), os híbridos (*Hybrid Electric Vehicle* - HEV), os híbridos plug-in (*Plug-in Hybrid Electric Vehicle* - PHEV) e os movidos a célula de combustível (*Fuel Cell Electric Vehicle* - FCEV). Este trabalho tem como foco os BEVs, que utilizam exclusivamente energia elétrica armazenada em baterias para sua propulsão. O crescimento do mercado de VEs tem sido impulsionado por uma combinação de fatores econômicos, ambientais e tecnológicos. A busca por alternativas mais sustentáveis aos combustíveis fósseis, aliada ao desenvolvimento de tecnologias de armazenamento de energia e eletrônica de potência, tem contribuído significativamente para a popularização dos VEs, tanto no cenário global quanto no Brasil (Baran, 2012).

No contexto brasileiro, a composição da matriz elétrica constitui um aspecto relevante para a expansão da mobilidade elétrica, uma vez que os impactos ambientais associados aos veículos elétricos dependem, em parte, das fontes utilizadas na geração da eletricidade destinada ao carregamento das baterias. Segundo a Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2025), as fontes renováveis representaram 88,2% da matriz elétrica brasileira em 2024, enquanto as fontes eólica e solar responderam conjuntamente por 23,7% da geração de eletricidade. Essa elevada participação de fontes renováveis representa uma característica favorável ao desenvolvimento da eletromobilidade no país, contribuindo para ampliar o potencial de redução das emissões associadas ao uso de veículos elétricos. Dessa forma, a disponibilidade de uma matriz elétrica predominantemente renovável reforça o potencial estratégico da eletromobilidade no Brasil (ABVE, 2026).

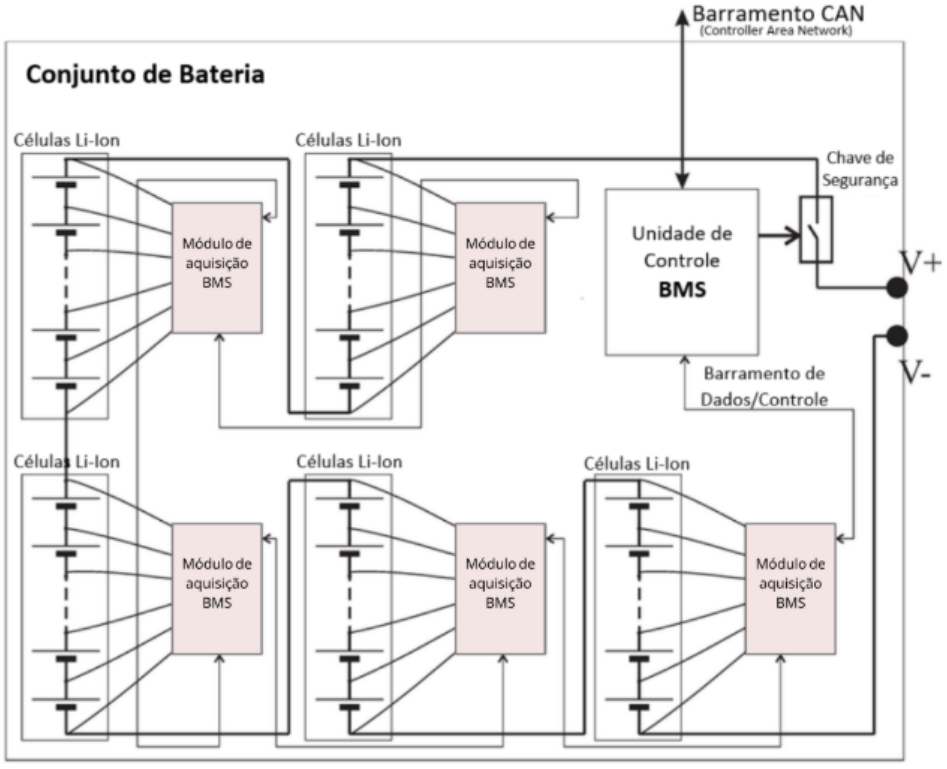
Segundo a Associação Brasileira do Veículo Elétrico (ABVE, 2025), em março de 2025 os BEVs representaram aproximadamente 33% das vendas de veículos eletrificados, totalizando 4.801 unidades, um aumento de 22% em relação ao mesmo período do ano anterior. A infraestrutura de recarga elétrica também evolui com rapidez, alcançando quase 15 mil pontos de recarga no país, com crescimento de 22% nos três primeiros meses do ano. Projeções da ANFAVEA, em parceria com o Boston Consulting Group, indicam que os BEVs e HEVs poderão superar os modelos a combustão até 2030, atingindo mais de 90% da frota nacional até 2040 (ANFAVEA, 2024). Além disso, investimentos como a instalação da fábrica da BYD em Camaçari (BA) e o comprometimento de montadoras como Stellantis, GM e Volkswagen com a eletrificação reforçam a expectativa de consolidação dos BEVs no cenário nacional (Reuters, 2024; Caram, 2024; Teixeira, 2025).

A arquitetura dos BEVs é composta por quatro subsistemas fundamentais: o sistema de armazenamento de energia, o sistema de tração, o sistema de carregamento e a unidade

de controle. O sistema de armazenamento é normalmente composto por baterias de íon-lítio, que se destacam por oferecerem alta densidade energética, longa vida útil e desempenho estável sob diferentes condições operacionais. Esses acumuladores são responsáveis por fornecer energia elétrica aos sistemas de tração e auxiliares do veículo, sendo sua eficiência e segurança gerenciadas por meio da atuação do *Battery Management System* (BMS). Esse sistema gerencia continuamente o estado de carga (SOC), a temperatura, a corrente e as tensões das células, assegurando a proteção contra sobrecargas, aquecimento excessivo e desequilíbrios internos, o que contribui significativamente para a durabilidade e confiabilidade do conjunto (Noce, 2017; Malaquias, 2022).

Na Figura 1, que apresenta a estrutura funcional de um BMS, destacando os principais elementos envolvidos no monitoramento e gerenciamento das baterias, as células de íon-lítio formam o conjunto de baterias, enquanto os BMS realizam o monitoramento das células e o envio das informações para a unidade de controle do BMS. Esta unidade processa os dados e realiza as funções de gerenciamento do sistema. O barramento de dados e controle e o barramento CAN permitem a comunicação entre os diferentes elementos, enquanto a chave de segurança representa o seccionamento do circuito de potência. Os terminais V+ e V- correspondem aos polos positivo e negativo do conjunto de baterias. Assim, a figura apresenta de forma simplificada os principais elementos envolvidos no monitoramento, controle e proteção do conjunto de baterias (Aiello, 2020).

Figura 1 – Esquema funcional de BMS: monitoramento de parâmetros, proteção, balanceamento e comunicação.

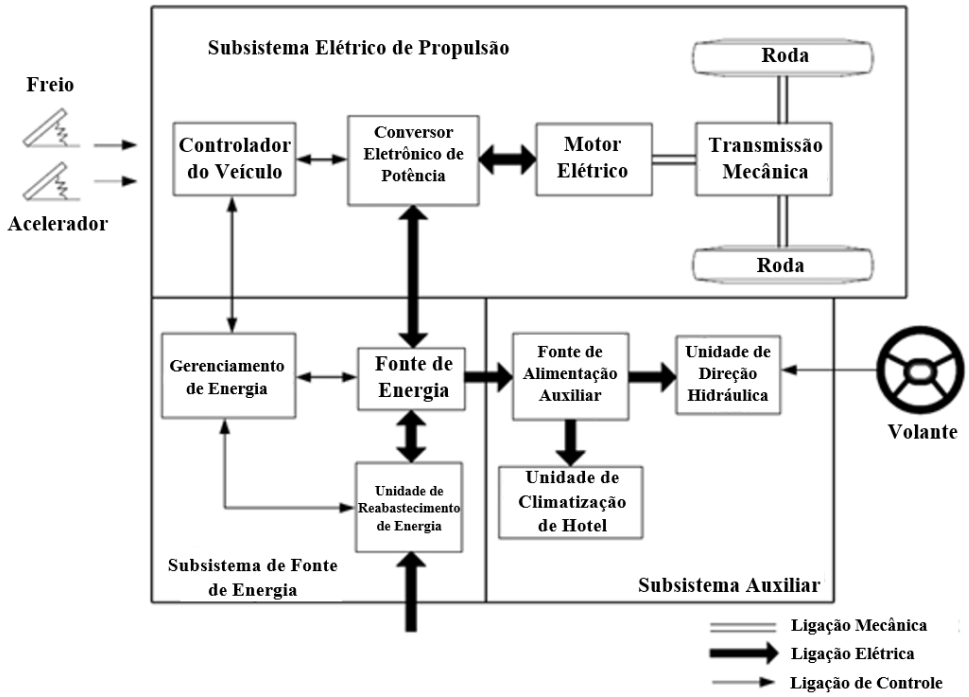


Fonte: Adaptado de Aiello (2020).

A tendência atual nas montadoras é a modularização dos pacotes de bateria, permitindo maior escalabilidade, facilidade de manutenção e flexibilidade no projeto de plataformas comuns entre diferentes modelos de veículos (Baran; Legey, 2019). Além disso, a integração entre os componentes da arquitetura possibilita o gerenciamento eficiente da energia, reduz perdas e otimiza a performance geral do sistema, especialmente quando associada a estratégias inteligentes de controle e ao uso de inversores eficientes que integram o conjunto de tração elétrica (Noce, 2017). A arquitetura dos BEVs compreende ainda o sistema de tração, composto por inversores eletrônicos, motores elétricos e redutores mecânicos.

O inversor desempenha papel essencial ao converter a corrente contínua (CC) da bateria em corrente alternada (CA) trifásica, controlando frequência e amplitude para regular o torque e a velocidade do motor. Recentemente, tem-se observado o emprego crescente de dispositivos de potência com semicondutores de carbeto de silício (SiC), capazes de operar em altas temperaturas e frequências, resultando em menores perdas e maior eficiência energética (Malaquias, 2022). A integração dos componentes da cadeia de tração, como motor, inversor e redutor, em um único módulo, prática adotada em plataformas como a Ultium da General Motors, contribui para a otimização de espaço, a redução de massa e o aumento da eficiência global do veículo. A Figura 2, apresenta o fluxo de energia na cadeia de tração dos BEVs, evidenciando a integração entre a bateria, o inversor, o motor e o redutor (Baran; Legey, 2019).

Figura 2 – Diagrama simplificado do *powertrain* BEV: módulos de bateria, inversor, motor e transmissão.



Fonte: Adaptado de Aiello (2020).

Outro subsistema fundamental dos BEVs é o sistema de carregamento, que pode operar em modos CA (lento) ou CC (rápido), de acordo com o tipo de infraestrutura disponível. O carregador embarcado converte a CA da rede em CC compatível com a bateria, enquanto

sistemas externos de carregamento rápido entregam CC diretamente, reduzindo significativamente o tempo de recarga. Adicionalmente, novas soluções de integração com a rede elétrica, como *Vehicle-to-Grid* (V2G) e *Vehicle-to-Load* (V2L), têm sido incorporadas em arquiteturas modernas, permitindo que o BEV atue também como unidade de armazenamento de energia distribuída (Baran; Legey, 2019). A modularidade da arquitetura ainda permite que os fabricantes configurem diferentes variantes de tração (por exemplo, com um ou dois motores), adaptando os veículos a perfis urbanos, comerciais ou de alta performance, como demonstrado em plataformas como *e-TNGA* da Toyota e *E-GMP* do grupo Hyundai-Kia.

O sistema de carregamento permite a reposição da energia das baterias, podendo ocorrer por meio de fontes externas em CA, que utilizam um carregador embarcado para realizar a conversão para CC, ou diretamente por meio de carregadores rápidos em CC, que se conectam diretamente ao sistema de armazenamento, reduzindo significativamente o tempo necessário para a recarga. Essa flexibilidade operacional amplia a adaptabilidade dos BEVs a diferentes perfis de uso e infraestrutura elétrica disponível. Além disso, a crescente implementação de tecnologias como o carregamento bidirecional, incluindo conceitos como V2G, reforça o papel dos VEs como elementos ativos no sistema energético nacional (Baran; Legey, 2019).

Por sua vez, a unidade de controle eletrônico (ECU) realiza a gestão centralizada dos subsistemas, incluindo tração, frenagem regenerativa, monitoramento energético e funções de segurança, sendo um componente fundamental para a operação eficiente e segura dos VEs (Baran; Legey, 2019).

2.1.1 Desafios e estratégias de controle

Nos sistemas de tração elétrica, o motor de indução destaca-se por combinar robustez mecânica, baixo custo e boa eficiência global. Entretanto, tais vantagens só podem ser exploradas plenamente quando o motor é acompanhado por estratégias de controle capazes de lidar com sua dinâmica não linear, dependente da carga, da velocidade e das condições elétricas da bateria. Assim, a qualidade do controle torna-se determinante para o desempenho global do veículo, influenciando aceleração, estabilidade e consumo energético (Malaquias, 2022).

A dinâmica do VE impõe variações contínuas às grandezas elétricas e mecânicas, como torque resistente, temperatura, estado de carga e inclinação da via, exigindo técnicas de controle capazes de manter o desempenho mesmo sob perturbações significativas. Como observado por Noce (2017), a operação estável do sistema depende da integração eficiente entre seus blocos funcionais, em especial o controlador responsável pelo acionamento do motor. Modelos computacionais mais completos, como o apresentado por Baran e Legey (2019), evidenciam que a capacidade do controlador em reagir rapidamente a essas variações tem impacto direto na resposta dinâmica e na segurança veicular.

Nesse contexto, a escolha do tipo de motor influencia diretamente a estratégia de controle adotada. Motores de indução são amplamente empregados em VEs devido à durabilidade e à simplicidade construtiva; contudo, apresentam forte acoplamento entre fluxo e torque, exi-

gindo técnicas como o FOC ou DTC para garantir desempenho adequado (Noce, 2017; Baran; Legey, 2019).

Controladores lineares clássicos, como o PID, continuam sendo utilizados pela indústria devido à sua simplicidade. Entretanto, sua eficácia é limitada em sistemas altamente variáveis como a tração elétrica, nos quais a sintonia obtida em um ponto de operação pode tornar-se inadequada diante de alterações de carga, temperatura ou parâmetros elétricos (Noce, 2017). Essas limitações motivam a adoção de técnicas inteligentes que ofereçam maior adaptabilidade.

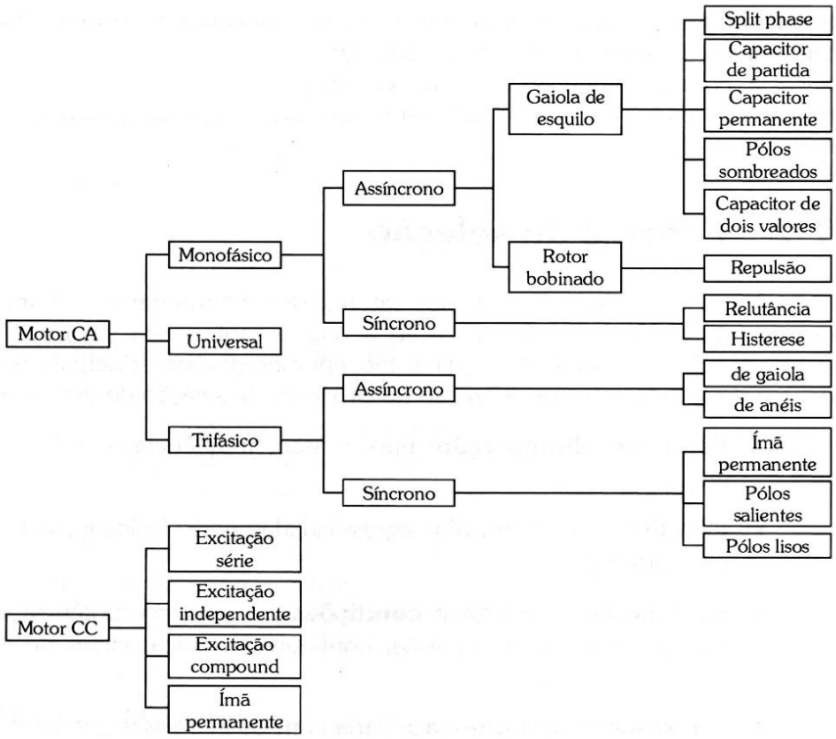
Entre essas alternativas, a lógica fuzzy tem recebido destaque, pois utiliza regras linguísticas capazes de incorporar conhecimento heurístico e lidar com incertezas de forma mais natural. Tal característica aumenta a robustez do controle mesmo quando o sistema opera distante das condições nominais (Malaquias, 2022). A literatura recente indica que controladores fuzzy apresentam melhor desempenho transitório, menor sensibilidade a perturbações e maior estabilidade quando comparados ao PID em cenários dinâmicos típicos da tração elétrica (Salahuddin *et al.*, 2022).

Apesar da existência de métodos avançados, como MPC, técnicas baseadas em modos deslizantes (SMC), redes neurais e estratégias adaptativas baseadas no próprio FOC ou DTC, a escolha do controlador fuzzy neste trabalho justifica-se por equilibrar simplicidade de implementação, robustez frente a incertezas e boa resposta dinâmica, sem demandar modelo matemático tão preciso ou capacidade computacional elevada. Essa combinação favorece tanto aplicações práticas em sistemas embarcados quanto estudos em ambiente de simulação, tornando o fuzzy uma solução tecnicamente consistente e de viabilidade real para o controle de motores de indução em VEs.

2.2 Motores de indução

Os motores elétricos são máquinas elétricas capazes de converter energia elétrica em energia mecânica e podem também funcionar como geradores que convertem energia mecânica em energia elétrica e são fundamentais em aplicações de sistemas de tracionamento (Chapman, 2013). Esses motores são classificados quanto ao tipo de corrente de alimentação a qual são submetidos, podendo ser CC ou CA. A Figura 3 apresenta um mapa de classificação dos motores elétricos, destacando as principais famílias de motores de CC e CA, bem como suas subdivisões com base no tipo de excitação, construção e número de fases.

Figura 3 – Mapa tipo de motores elétricos.



Fonte: Adaptado de Vieira (2009).

As máquinas CA dividem-se em duas categorias principais: máquinas síncronas e máquinas assíncronas. A distinção entre elas baseia-se na velocidade relativa do rotor em relação ao campo magnético do estator: nas síncronas, a rotação do rotor coincide com a do campo (velocidade síncrona), enquanto nas assíncronas o rotor gira a uma velocidade inferior, o que caracteriza o fenómeno do escorregamento. Conforme ilustrado na Figura 3, enquanto a secção inferior agrupa as tipologias de Motor CC pelas suas formas de excitação (série, independente, compound e ímã permanente), o ramo dos motores CA trifásicos assíncronos — subdividido nas configurações de gaiola e de anéis — corresponde precisamente aos motores de indução.

Do ponto de vista construtivo e operacional, ambas compartilham o princípio de geração de torque por interação magnética, mas diferem na alimentação do campo do rotor. Nas máquinas síncronas, a corrente de campo é fornecida diretamente por fonte CC ao rotor (geralmente por anéis coletores ou ímãs permanentes), já as máquinas de indução geram o campo do rotor exclusivamente por meio de indução eletromagnética a partir dos enrolamentos do estator. As máquinas de indução têm sua aplicação preferível na utilização como motores ao invés de geradores por conta das suas características de funcionamento e construção simples.

Os motores CA apresentam ainda a vantagem de possuírem menos componentes rotativos, o que reduz falhas mecânicas e facilita a manutenção. Eles também oferecem maior flexibilidade em estratégias de regeneração de energia, como a frenagem regenerativa, amplamente empregada em VEs. Entre os tipos de motores CA utilizados estão os motores de indução, os motores síncronos de ímãs permanentes (PMSM) e os motores de relutância comutada (SRM). Dentre esses, o motor de indução é preferido devido ao seu baixo custo, robustez, simplicidade e alta eficiência. Estima-se que cerca de 90% dos motores aplicados na indústria sejam do tipo

indução, principalmente por serem facilmente mantidos, confiáveis e adequados a uma ampla gama de aplicações (Firdaus *et al.*, 2021).

O desenvolvimento de técnicas de acionamento de máquinas CA e a viabilidade econômica são fatores que favorecem a substituição de motores CC por motores de indução (Honda, 2001).

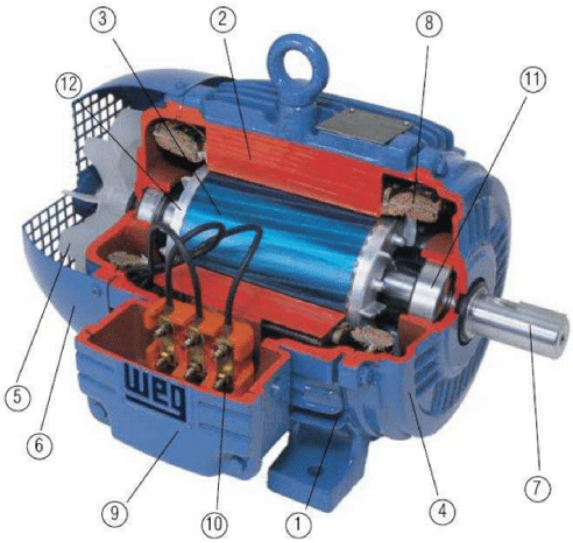
A escolha dos motores de indução como solução para tração elétrica, em detrimento dos motores CC e dos motores síncronos, baseia-se em um conjunto de características que os tornam mais adequados a aplicações que exigem robustez, simplicidade, desempenho estável e baixo custo de manutenção. Comparados aos motores CC, os motores de indução eliminam a necessidade de escovas e comutadores, elementos sujeitos a desgaste que comprometem a confiabilidade e a continuidade de operação, especialmente em ambientes industriais e automotivos. Já em relação aos motores síncronos, embora estes apresentem maior eficiência em regime estacionário e controle de torque mais preciso, eles requerem ímãs permanentes ou fontes de CC no rotor, o que eleva os custos e limita a flexibilidade de operação. Os motores de indução, por sua vez, aliam viabilidade econômica, boa resposta dinâmica, facilidade de construção e operação confiável sob diferentes condições de carga, o que torna o estudo vantajoso na procura de otimização do controle e consumo de energia (Lana, 2013).

No contexto do atual trabalho e dos VEs, compreendendo a necessidade da escolha de motores cujas características estejam de acordo com as necessidades de funcionamento exigidos pelas condições de operação destes motores, o atual capítulo traz uma revisão do funcionamento e conceituação de elementos dos motores de indução com o objetivo de estabelecer preceitos que serão utilizados na modelagem desses motores para simulação e controle utilizando a lógica fuzzy.

2.2.1 Princípio de funcionamento do motor de indução

Os motores de indução em sua grande maioria são rotativos, ou seja, são constituídos de um estator e um rotor, este segundo podendo ser um rotor de gaiola de esquilo, ou um rotor bobinado. O estator é a componente estática do motor e será responsável por induzir correntes através de um campo ao rotor, componente este que sofre a rotação mecânica, isento de um acoplamento mecânico com o estator. A Figura 4 apresenta os principais componentes do motor, com destaque para os itens 2) e 3) que são os responsáveis fundamentais do funcionamento elétrico e mecânico do motor.

Figura 4 – Diagrama em corte do motor de indução.



Fonte: Brito e Tavares (2016).

Um motor de indução possui fisicamente o mesmo estator de uma máquina síncrona, composto por um núcleo construído com chapas de material magnético e recebe o enrolamento de campo, cujas espiras são colocadas em ranhuras (Umans, 2014). O enrolamento de campo pode ser mono ou trifásico e a maneira como esse enrolamento é construído determina o número de polos do motor.

O núcleo magnético do estator, representado pelo item 2) da Figura 4, é composto por chapas de aço empilhadas sistematicamente, espaçadas uniformemente na circunferência interna do cilindro. Essas chapas são isoladas entre si para reduzir perdas por correntes parasitas (Umans, 2014). Nas ranhuras internas desse núcleo são inseridos os enrolamentos trifásicos do estator, distribuídos espacialmente com defasagem de 120 graus elétricos, o que permite a criação de um campo magnético girante ao aplicar-se uma alimentação CA.

O rotor do motor de indução, representado pelo item 3) da Figura 4, é a parte girante da máquina e também apresenta um núcleo ferromagnético construído com chapas cujas ranhuras são preenchidas por barras condutoras (Chapman, 2013). Existem dois tipos de rotores de motores de indução, o rotor do tipo gaiola de esquilo e o rotor bobinado, cada um com características construtivas e operacionais distintas.

O rotor tipo gaiola de esquilo é formado por barras condutoras axiais, geralmente de alumínio ou cobre, inseridas nas ranhuras do núcleo do rotor e curto-circuitadas nas extremidades por anéis condutores. Essa construção confere grande robustez mecânica, simplicidade estrutural e baixa necessidade de manutenção, pois dispensa escovas e anéis coletores. Os motores de indução trifásico (MITs) com rotor tipo gaiola são amplamente utilizados em VEs devido à sua robustez mecânica, ausência de escovas e excelente relação torque/potência (Larminie; Lowry, 2021).

O rotor bobinado é construído com enrolamentos trifásicos distribuídos em ranhuras no núcleo do rotor, de maneira similar ao estator. As três fases do rotor são geralmente ligadas em estrela e suas extremidades são conectadas a anéis deslizantes montados no eixo do rotor,

que, por sua vez, mantêm contato com escovas condutoras. Permite a inserção de resistências externas no circuito do rotor, o que possibilita maior controle do torque de partida e da corrente de rotor, sendo útil em aplicações específicas que exigem controle fino em baixos regimes de rotação. Possuem custo maior que os de gaiola de esquilo e exigem maior frequência de manutenção, por conta do desgaste das escovas e anéis (Umans, 2014).

O princípio de funcionamento do motor de indução está fundamentado na Lei de Faraday, da Indução Eletromagnética, que estabelece que uma tensão eletromotriz (fem) é induzida em um condutor quando este está imerso em um campo magnético variável. Essa variação ocorre no estator, onde correntes alternadas trifásicas criam um campo magnético girante. Pela Lei de Lenz, a corrente induzida no rotor cria um campo magnético que se opõe à causa da indução, o que gera a força de interação magnética que resulta no torque. A equação é demonstrada na Equação (1), em que $\mathcal{E}$ é a fem induzida e λ é o fluxo magnético ligado ao enrolamento do rotor e t corresponde a variável de tempo contínuo.

$$\mathcal{E} = -\frac{d\lambda}{dt}. \tag{1}$$

Seu funcionamento é similar ao de um transformador, em que o estator assume o papel do circuito primário e o rotor o circuito secundário (Umans, 2014). O motor de indução possui diversas bobinas distribuídas de forma radial no corpo do estator que permitem que, ao ser aplicado um conjunto de tensões ao estator, o resultado seja um conjunto de correntes que passam a circular no circuito do estator, e um campo magnético é gerado com giro no sentido anti-horário, sendo composto pela resultante dos campos gerados por cada bobina (Chapman, 2013). As bobinas são distribuídas de maneira a criar uma rotação do campo.

A velocidade de rotação do campo magnético é determinada pela frequência da alimentação e pelo número de polos do motor, conforme mostra a Equação (2):

$$n_{\text{sinc}} = \frac{120f}{p}, \tag{2}$$

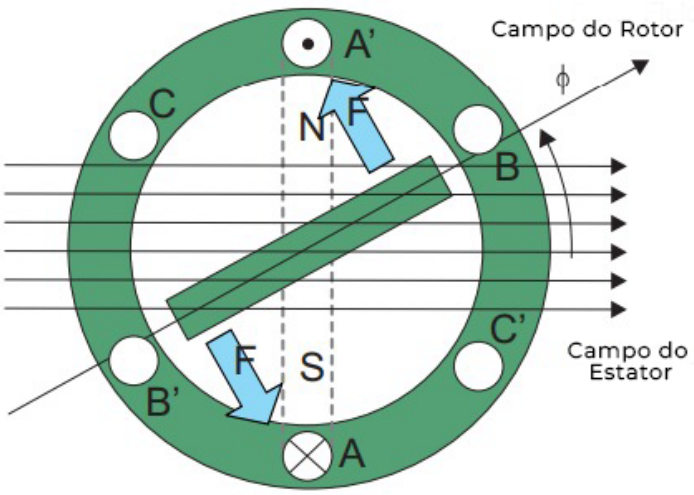
em que n_{sinc} é a velocidade síncrona (em RPM), f é a frequência da rede elétrica (em Hz) e p é o número de polos do motor.

O número de polos é definido de acordo com a configuração dos enrolamentos do estator, determinando a frequência com que o campo gira. Este campo gerado no estator induz uma tensão no circuito do rotor.

A Figura 5 apresenta o motor de indução, mostrando os campos magnéticos gerados no estator e no rotor. As letras A, B e C, e seus pares A', B' e C', identificam os terminais das três fases do enrolamento do estator, cuja disposição espacial é responsável pela formação do campo magnético girante. As letras N e S, por sua vez, indicam os polos norte e sul do campo magnético do rotor, resultante da corrente induzida pela ação do campo girante do estator. O campo do estator é criado pela alimentação trifásica, gerando um campo magnético girante no entreferro, indicado pelas linhas horizontais que atravessam o rotor. Esse campo é variável

no tempo e no espaço, e sua existência é explicada com base na Lei de Faraday da Indução Eletromagnética, que estabelece que uma variação de fluxo magnético induz uma fem.

Figura 5 – Simplificação do campo girante do motor de indução.



Fonte: Adaptado de Akin e Bhardwaj (2013).

Quando o campo girante intercepta as barras condutoras do rotor (como no tipo gaiola de esquilo), uma fem é induzida no rotor de acordo com a Lei de Lenz, resultando na circulação de uma corrente elétrica. Esta corrente, por sua vez, interage com o campo magnético do estator, criando forças (representadas pelas setas $\vec{F}$) sobre os condutores do rotor. Essas forças são descritas pela regra da mão esquerda de Lorentz, sendo perpendiculares tanto ao campo quanto à corrente. O resultado líquido é o torque que provoca a rotação do rotor.

A defasagem entre o campo do estator e o campo do rotor, representada pelo ângulo ϕ, é essencial para o funcionamento contínuo do motor. O rotor tende a alinhar-se com o campo girante, mas como o campo do estator está em constante movimento, o rotor nunca o alcança completamente. Para motores de ímã permanente a velocidade síncrona e a velocidade do rotor são a mesma, porém para motores de indução ocorre o fenômeno do escorregamento, que é a diferença percentual da velocidade do campo n_{sinc} e a velocidade do eixo do rotor. Temos que a velocidade de escorregamento é dada pela Equação (3):

$$n_{esc} = n_{sinc} - n_{motor}, \tag{3}$$

em que n_{esc} é a velocidade de escorregamento da máquina, n_{sinc} é a velocidade do campo magnético, e n_{motor} é a velocidade mecânica do eixo do motor.

O escorregamento pode ser calculado como na Equação (4):

$$s = \frac{n_{\text{sinc}} - n_{\text{motor}}}{n_{\text{sinc}}} \times 100, \tag{4}$$

e pode ser expresso em termos da velocidade angular, de modo que a frequência do rotor pode ser determinada por (5):

$$f_r = s \cdot f_s, \tag{5}$$

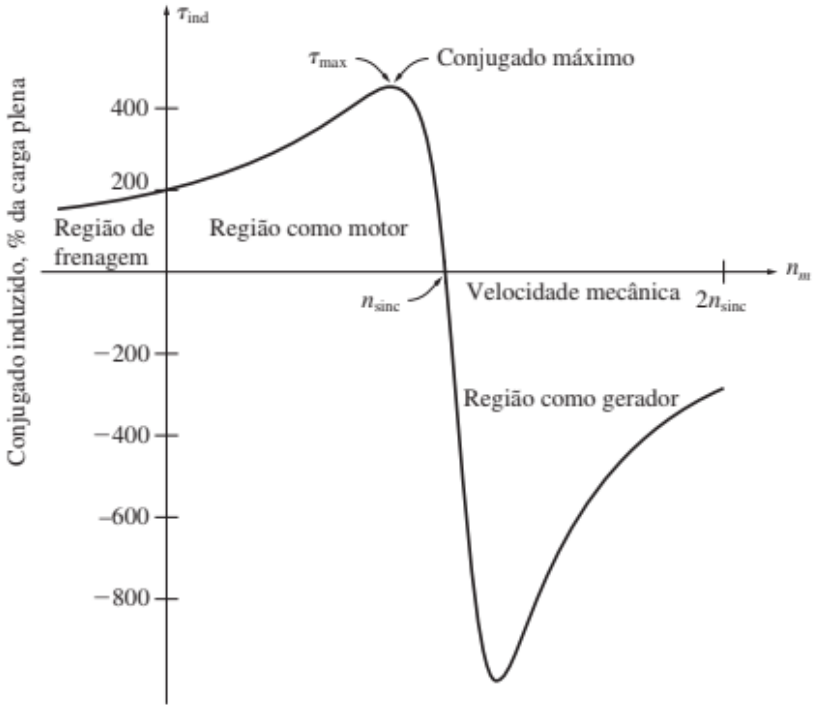
em que f_r é a frequência elétrica do rotor (em Hz), s é o escorregamento da máquina, definido pela diferença relativa entre a velocidade síncrona e a velocidade do rotor, e f_s é a frequência elétrica do estator, também expressa em Hz.

No motor de indução, nem a ação motora nem a ação geradora podem ocorrer à velocidade síncrona, por isso são classificadas como máquinas assíncronas. No caso do escorregamento ser nulo, ou seja, velocidade síncrona igual à velocidade do rotor, não há indução no rotor.

Conforme ocorre a variação do escorregamento do motor, o torque produzido também sofre com essas variações, permitindo que o motor de indução opere em três regiões distintas: de frenagem, como motor e como gerador.

A Figura 6 ilustra o princípio de funcionamento de um motor de indução com estator trifásico e rotor do tipo gaiola de esquilo. O eixo horizontal representa a velocidade mecânica do rotor, indicada por n_m, enquanto o eixo vertical representa o conjugado induzido. A partir da relação entre essas grandezas, são identificadas as regiões de operação como motor, como gerador e de frenagem. A velocidade síncrona, indicada por n_{sinc}, constitui o ponto de referência que separa as condições de operação associadas ao escorregamento positivo e negativo (Chapman, 2013).

Figura 6 – Regiões de operação do MIT velocidade x Torque.



Fonte: Chapman (2013).

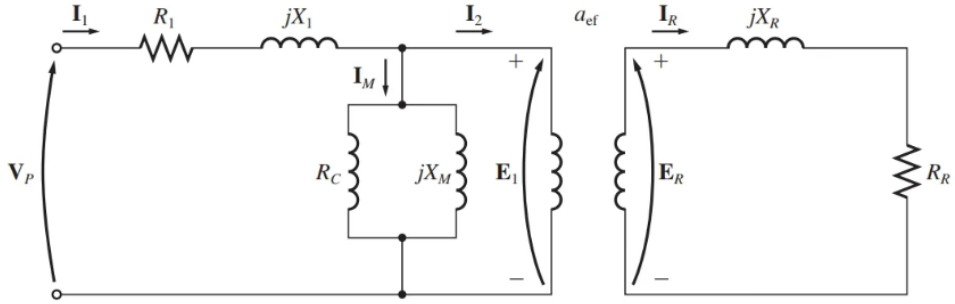
2.2.2 Circuito do motor de indução

O circuito do motor de indução, apresentado na Figura 7, modela o comportamento elétrico do estator e do rotor, permitindo uma análise análoga à de um transformador. No lado do estator, a tensão aplicada V_p alimenta o circuito composto pela resistência do estator R_1 e a reatância de dispersão jX_1, que representam respectivamente as perdas ôhmicas e o fluxo de dispersão nos enrolamentos.

A corrente I_1 que circula por esse circuito se divide em uma corrente de magnetização I_m, responsável por estabelecer o campo magnético, passando por um ramo paralelo formado pela resistência R_c, que representa as perdas no ferro do núcleo magnético, e pela reatância de magnetização jX_m, que modela o acoplamento magnético principal. A tensão E_1 induzida no estator é associada ao acoplamento com o rotor, que por sua vez é representado no circuito equivalente por meio da relação de transformação de um transformador ideal.

O rotor referenciado é composto pela reatância de dispersão jX_r, que modela o fluxo não acoplado ao estator, a resistência R_r, representando perdas ôhmicas, e a tensão induzida E_r, gerada pelo campo girante. A corrente I_r no rotor é responsável pela geração do torque eletromagnético no motor. Esse modelo permite compreender os elementos presentes no motor, os princípios de indução eletromagnética e como as perdas resistivas afetam o desempenho do motor de indução (Chapman, 2013).

Figura 7 – Circuito do modelo de transformador para um motor de indução.



Fonte: Chapman (2013).

2.2.3 Modelagem do motor de indução

Para que o MIT atenda às exigências de desempenho sob diferentes condições de carga e velocidade, torna-se essencial o emprego de estratégias de controle robustas e eficientes. Entre as mais utilizadas destacam-se o controle escalar, o FOC, o MPC e a lógica fuzzy, cada um com aplicações específicas conforme a complexidade e os objetivos do sistema.

No entanto, a eficácia de qualquer técnica de controle depende diretamente da qualidade da modelagem do motor. Uma representação dinâmica precisa é fundamental para descrever com fidelidade o comportamento eletromecânico da máquina, permitindo tanto a simulação realista quanto a correta implementação do controlador. A modelagem adequada deve considerar

as características da aplicação, assegurando que a resposta do sistema reflita as variáveis físicas envolvidas, especialmente em contextos críticos como o dos VEs.

Entre as modelagens mais utilizadas nesse contexto, destacam-se as modelagens baseadas em transformações de coordenadas dq, amplamente utilizadas em estratégias de FOC, pois permitem o desacoplamento entre as componentes de torque e fluxo da máquina, facilitando o controle independente de cada variável (Umans, 2014). As modelagens em representações em espaço de estados descrevem o sistema de forma compacta e multivariável, sendo particularmente adequadas para técnicas de controle ótimo e controle preditivo (Firdaus *et al.*, 2021; Krishnan, 2001), e existem também as modelagens baseadas em equações gerais dinâmicas dos motores, utilizadas em simulações de regimes transitórios.

2.2.4 Premissas da modelagem

Para a modelagem do MIT com aplicação em VEs, algumas premissas são estabelecidas com o objetivo de simplificar a representação matemática do sistema, sem comprometer a fidelidade dinâmica necessária à implementação de técnicas de controle, e permitindo uma análise mais direta do comportamento eletromecânico do motor.

Assume-se que os motores operam como um sistema trifásico simétrico e linear, com fases igualmente espaçadas em $120°$. Efeitos como saturação magnética, histerese e correntes parasitas são comumente desprezados pelas literaturas técnicas (Chapman, 2013; Umans, 2014; Krishnan, 2001). As resistências e indutâncias do estator e do rotor são consideradas constantes, desconsiderando variações térmicas e de frequência. Os modelos adotados são baseados em motores com rotor tipo gaiola de esquilo, amplamente utilizados na indústria automotiva (Larminie; Lowry, 2021).

Perdas mecânicas também são ignoradas, priorizando-se a análise da dinâmica eletromagnética. Quando necessário, a carga é modelada externamente, com torque e momento de inércia constantes.

2.2.5 Equações fundamentais em coordenadas *abc*

O modelo dinâmico do MIT é baseado nas equações de tensão e fluxo nos enrolamentos do estator e do rotor, bem como nas equações de torque e movimento. Tais equações são derivadas das leis de Kirchhoff e de Faraday-Lenz, aplicadas aos circuitos elétricos que compõem o motor, e também da segunda lei de Newton aplicada à dinâmica rotacional do rotor. Esta modelagem é essencial para compreender o comportamento da máquina em regime dinâmico, especialmente em aplicações que exigem controle de velocidade e torque, como no caso de VEs.

As tensões aplicadas ao estator, derivadas da Primeira Lei de Kirchhoff e da Lei de Faraday, e as induzidas no enrolamento do rotor são descritas pelas equações a seguir, conforme referencial de Umans (2014). A Equação (6) refere-se ao estator e a Equação (7) ao rotor:

$$\vec{v}_s = R_s\vec{i}_s + \frac{d\vec{\lambda}_s}{dt}, \tag{6}$$

$$\vec{v}_r = R_r\vec{i}_r + \frac{d\vec{\lambda}_r}{dt} - j\omega_r\vec{\lambda}_r, \tag{7}$$

em que $\vec{v}_s$ e $\vec{v}_r$ são os vetores de tensão do estator e do rotor (em volts), R_s e R_r são as resistências dos enrolamentos do estator e do rotor (em ohms), $\vec{i}_s$ e $\vec{i}_r$ são os vetores de corrente do estator e do rotor (em amperes), $\vec{\lambda}_s$ e $\vec{\lambda}_r$ representam os vetores de fluxo magnético acoplado ao estator e ao rotor (em weber), e ω_r é a velocidade angular do rotor (em rad/s) e t é a variável de tempo contínuo utilizada na derivada temporal dos fluxos magnéticos.

As Equações de fluxo magnético são dadas pelas Equações (8) e (9):

$$\vec{\lambda}_s = L_s\vec{i}_s + L_m\vec{i}_r, \tag{8}$$

$$\vec{\lambda}_r = L_r\vec{i}_r + L_m\vec{i}_s, \tag{9}$$

em que $\vec{\lambda}_s$ e $\vec{\lambda}_r$ representam os vetores de fluxo magnético do estator e do rotor (em weber), L_s é a indutância total do estator, incluindo a indutância de dispersão e a indutância magnetizante, L_r é a indutância total do rotor (ambas em henry), L_m é a indutância mútua entre estator e rotor (em henry), e $\vec{i}_s$ e $\vec{i}_r$ são os vetores de corrente do estator e do rotor (em amperes).

A equação do Torque eletromagnético pode ser expresso da seguinte maneira, conforme a Equação (10), a partir da referência de Chapman (2013), derivada da modelagem do circuito equivalente do motor de indução:

$$T_e = \frac{3R_r}{\omega_s} \cdot \frac{s \cdot |I_s|^2}{\left(\frac{R_r}{s}\right)^2 + X_r^2}, \tag{10}$$

em que T_e é o torque eletromagnético produzido pelo motor (em N·m), R_r é a resistência do rotor referida ao estator (em Ω), ω_s é a velocidade angular síncrona do campo magnético (em rad/s), s é o escorregamento adimensional do motor, I_s é a corrente do estator (em A) e X_r é a reatância do rotor referida ao estator (em Ω).

O torque mecânico pode ser calculado com a seguinte Equação (11) advinda da segunda lei de Newton para sistemas rotacionais.

$$J \cdot \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - T_L - B \cdot \omega_r, \tag{11}$$

em que J é a inércia do rotor (em kg·m^2), ω_r é a velocidade angular do rotor (em rad/s), T_e é o torque eletromagnético produzido pelo motor (em N·m), T_L é o torque da carga aplicada ao eixo (em N·m) e B é o coeficiente de atrito viscoso (em N·m·s).

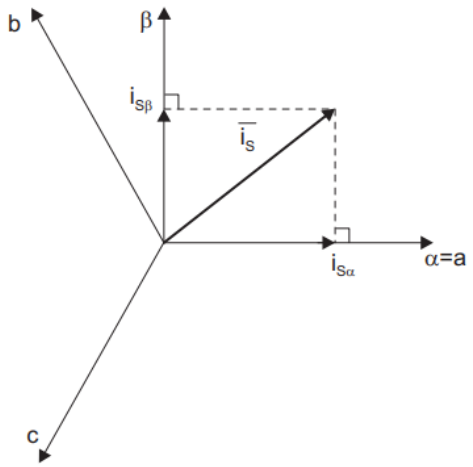
2.2.6 Transformações Clarke e Park

Em motores trifásicos, as tensões e correntes variam ciclicamente no tempo em regime senoidal, o que dificulta o controle direto devido à natureza oscilatória dessas grandezas. As transformações de Clarke e Park permitem converter variáveis trifásicas senoidais em sistemas de coordenadas mais adequados para controle, nos quais é possível obter representações estacionárias ou contínuas, facilitando as estratégias modernas de acionamento vetorial.

A transformação de Clarke realiza a conversão do sistema trifásico abc, cujas grandezas estão distribuídas em três fases defasadas de 120°, para um sistema bidimensional $\alpha\beta$, estacionário (fixo no tempo) e ortogonal. Essa transformação projeta o vetor de espaço da corrente (ou tensão) do estator sobre um plano fixo, permitindo expressar o comportamento trifásico em apenas duas componentes equivalentes. A Figura 8 ilustra essa conversão, mostrando o vetor de espaço da corrente do estator e suas projeções sobre os eixos α e β, no referencial estacionário. Nesse contexto, o vetor $\vec{i}_s$ representa a corrente total do estator expressa no plano $\alpha\beta$, enquanto suas projeções $i_{s\alpha}$ e $i_{s\beta}$ correspondem aos componentes da corrente nos novos eixos. O eixo α é usualmente alinhado com a fase a, enquanto o eixo β é ortogonal a α, formando uma base fixa no tempo.

Já a transformação de Park converte as grandezas expressas no referencial estacionário $\alpha\beta$ para o sistema síncrono dq que gira à velocidade elétrica síncrona ω_e Essa mudança de coordenadas torna as grandezas originalmente senoidais constantes em regime permanente, permitindo o desacoplamento entre magnetização (eixo d) e produção de torque (eixo q), o que é fundamental para estratégias como o FOC.

Figura 8 – Vetor de Espaço da Corrente do Estator e suas componentes no referencial $\alpha\beta$ estacionário.



Fonte: Akin e Bhardwaj (2013).

Matematicamente, essa transformação pode ser expressa pelas Equações (12) e (13). A Equação (12) representa a matriz de transformação completa K, que inclui uma terceira coordenada correspondente ao eixo 0 (zero-sequência), geralmente descartada em motores balanceados, pois sua contribuição é nula. Já a Equação (13) representa a forma reduzida e

prática da transformada de Clarke, aplicada diretamente ao cálculo dos componentes i_α e i_β a partir das correntes de fase i_a, i_b e i_c:

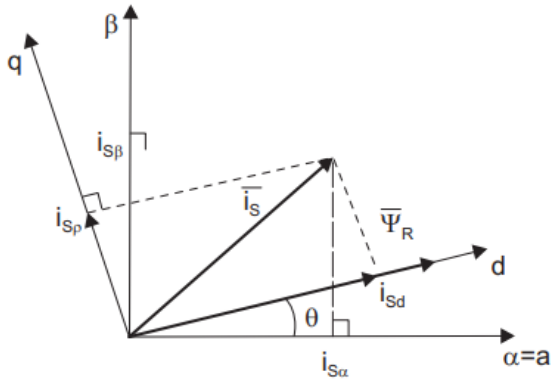
$$K = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \tag{12}$$

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix}. \tag{13}$$

A transformada de Park é uma extensão da transformada de Clarke, aplicada sobre as componentes i_α e i_β obtidas no referencial estacionário. Seu objetivo é converter essas variáveis para o referencial rotativo síncrono dq, que gira com a mesma velocidade do campo magnético do estator. Essa rotação promove o desacoplamento entre as componentes relacionadas ao fluxo (i_d) e ao torque (i_q), permitindo a aplicação de estratégias de controle independentes, como controladores PI ou fuzzy, com maior precisão.

A Figura 9 ilustra essa conversão vetorial, destacando como o vetor de corrente do estator $\vec{i_s}$ pode ser decomposto nos eixos d e q, rotacionados em relação ao referencial estacionário $\alpha\beta$. O ângulo θ_e representa a defasagem angular entre os referenciais estacionário e síncrono, geralmente calculado por meio de um observador ou sensor de posição.

Figura 9 – Vetor de Espaço da Corrente do Estator e Seus Componentes nos Referenciais (α, β) e no Referencial Rotativo (d, q).



Fonte: Akin e Bhardwaj (2013).

Matematicamente, a transformada de Park é definida pela Equação (14), onde i_d e i_q são as componentes da corrente do estator no referencial síncrono, correspondendo, respectivamente, ao eixo direto (d–axis) e ao eixo de quadratura (q–axis), enquanto i_α e i_β são suas componentes no referencial estacionário:

$$\begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_e) & \sin(\theta_e) \\ -\sin(\theta_e) & \cos(\theta_e) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix}. \tag{14}$$

Fisicamente, i_d é responsável pela magnetização do motor (fluxo magnético), enquanto i_q controla a geração de torque eletromagnético. O desacoplamento entre essas componentes torna possível ajustar independentemente a força e a velocidade do motor de indução, com efeitos diretos sobre sua eficiência e desempenho dinâmico.

2.2.7 Modelagem em *dq* síncrono

A modelagem em coordenadas *dq* permite descrever o comportamento dinâmico do motor de indução em um referencial rotativo síncrono, onde as variáveis de corrente e tensão tornam-se constantes em regime permanente. Esta abordagem facilita a aplicação de técnicas de controle como FOC, que requer o desacoplamento entre as componentes de fluxo e torque.

O modelo completo em coordenadas *dq* síncronas é composto pelas seguintes Equações diferenciais:

$$v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\lambda_{ds}}{dt} - \omega_s \lambda_{qs}, \tag{15}$$

$$v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\lambda_{qs}}{dt} + \omega_s \lambda_{ds}, \tag{16}$$

$$v_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\lambda_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega_r)\lambda_{qr}, \tag{17}$$

$$v_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\lambda_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega_r)\lambda_{dr}. \tag{18}$$

Nas Equações (15) a (18), têm-se as expressões das tensões do estator e do rotor representadas no referencial síncrono em coordenadas dq. As variáveis v_{ds} e v_{qs} representam, respectivamente, as componentes da tensão de alimentação do estator nos eixos direto (d) e em quadratura (q), enquanto v_{dr} e v_{qr} correspondem às componentes da tensão do rotor, também nos eixos d e q. As grandezas $i_{ds}, i_{qs}, i_{dr}, i_{qr}$ são as correntes do estator e do rotor nos respectivos eixos. As resistências R_s e R_r referem-se às resistências ôhmicas do estator e do rotor [Ω], respectivamente. Já as variáveis $\lambda_{ds}, \lambda_{qs}, \lambda_{dr}, \lambda_{qr}$ representam os fluxos magnéticos correspondentes. Por fim, ω_s é a velocidade angular do campo girante (velocidade síncrona), e ω_r é a velocidade angular do rotor, ambas expressas em rad/s.

As Equações de fluxo do estator e do rotor são expressas pelas seguintes expressões (19) a (22):

$$\lambda_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr}, \tag{19}$$

$$\lambda_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr}, \tag{20}$$

$$\lambda_{dr} = L_m i_{ds} + L_r i_{dr}, \tag{21}$$

$$\lambda_{qr} = L_m i_{qs} + L_r i_{qr}, \tag{22}$$

em que λ_{ds} e λ_{qs} são, respectivamente, os fluxos do estator nos eixos direto (d–axis) e de quadratura (q–axis), enquanto λ_{dr} e λ_{qr} representam os fluxos do rotor nos mesmos eixos. As variáveis i_{ds} e i_{qs} são as componentes da corrente do estator nos eixos direto e de quadratura, e i_{dr} e i_{qr} são as correntes equivalentes do rotor no referencial síncrono. Os parâmetros L_s e L_r correspondem às indutâncias próprias do estator e do rotor, respectivamente (em henry), e L_m é a indutância mútua resultante do acoplamento magnético entre o estator e o rotor.

Com essas expressões, o controle de fluxo fica relacionado à corrente i_d e o controle de torque à corrente i_q. A modelagem permite separar dinamicamente os efeitos magnéticos do motor, resultando na Equação (23) para o torque eletromagnético no referencial dq:

$$T_e = \frac{3}{2} \cdot \frac{P}{2} \cdot (\lambda_d \cdot i_q - \lambda_q \cdot i_d), \tag{23}$$

em que T_e representa o torque eletromagnético (em N·m), P é o número total de polos da máquina, λ_d e λ_q são os fluxos nos eixos direto (d–axis) e de quadratura (q–axis), respectivamente (em Wb), e i_d e i_q são as componentes de corrente do estator nesses mesmos eixos (em A).

2.2.8 Modelo em espaço de estados

A abordagem da modelagem em espaço de estados permite representar o comportamento dinâmico do motor de indução por meio de um conjunto de equações diferenciais de primeira ordem, facilitando a implementação em ambientes computacionais, como o MATLAB/-Simulink. Para aplicar a modelagem em espaço de estados, as equações do motor de indução devem ser previamente expressas em coordenadas estacionárias $\alpha\beta$ ou síncronas dq, obtidas a partir das transformações de Clarke e Park.

A forma clássica da representação geral em espaço de estados é dada pelo sistema (24):

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases}, \tag{24}$$

a qual corresponde à formulação clássica para sistemas lineares e invariantes no tempo (LTI).

Entretanto, o motor de indução é, em sua formulação original, um sistema não linear e variante no tempo, em virtude da dependência explícita das equações com a velocidade elétrica ω_e, a velocidade mecânica ω_r e o escorregamento s. Assim, a forma LTI apresentada acima somente é obtida após uma linearização ou por meio de uma mudança de coordenadas adequada em torno de um ponto de operação. Ainda que o motor não seja LTI, essa formulação é

utilizada porque permite representar o sistema como linear parametrizado no tempo, tornando-o compatível com técnicas de controle como FOC e MPC.

As equações diferenciais do modelo do motor de indução no referencial síncrono baseiam-se nas leis de Kirchhoff e de Faraday–Lenz, considerando os efeitos da velocidade relativa entre os referenciais. As expressões das correntes do estator nos eixos direto e de quadratura são dadas por (25) e (26)

$$\frac{di_{ds}}{dt} = \frac{1}{L_s}\left(v_{ds} - R_s i_{ds} + \omega_e L_s i_{qs}\right), \tag{25}$$

$$\frac{di_{qs}}{dt} = \frac{1}{L_s}\left(v_{qs} - R_s i_{qs} - \omega_e L_s i_{ds}\right), \tag{26}$$

enquanto as equações diferenciais dos fluxos do rotor no referencial síncrono são expressas por (27) e (28)

$$\frac{d\psi_{rd}}{dt} = -R_r\psi_{rd} + (\omega_e - \omega_r)\psi_{rq}, \tag{27}$$

$$\frac{d\psi_{rq}}{dt} = -R_r\psi_{rq} - (\omega_e - \omega_r)\psi_{rd}, \tag{28}$$

em que v_{ds} e v_{qs} são as tensões do estator nos eixos direto (d–axis) e de quadratura (q–axis), respectivamente (em volts), i_{ds} e i_{qs} são as correntes do estator nesses mesmos eixos (em amperes), ψ_{rd} e ψ_{rq} representam os fluxos do rotor nos eixos d e q (em weber), R_s e R_r são as resistências do estator e do rotor (em ohms), L_s e L_r são as indutâncias próprias do estator e do rotor (em henry), L_m é a indutância mútua entre estator e rotor (em henry), ω_e é a velocidade elétrica síncrona do campo girante (em rad/s), ω_r é a velocidade angular do rotor (em rad/s) e p representa o número de pares de polos da máquina. O torque eletromagnético no referencial síncrono é calculado por (29)

$$T_e = \frac{3}{2}p\left(\psi_{rd} i_{qs} - \psi_{rq} i_{ds}\right), \tag{29}$$

em que T_e é o torque eletromagnético produzido pelo motor (em N·m).

O vetor de estados é definido por $x = [i_{sd}, i_{sq}, \psi_{rd}, \psi_{rq}]^T$, A partir dessa definição, diferentes representações matriciais podem ser obtidas para descrever o comportamento dinâmico do motor de indução. Nesta seção, são apresentadas duas formulações encontradas na literatura, sendo a primeira baseada em Bazine *et al.* (2011) e a segunda em Krishnan (2001).

Na formulação apresentada por Bazine *et al.* (2011), as matrizes (A) e (B) apresentadas nas Equações (30) e (31) representam a dinâmica do motor a partir do vetor de estados definido anteriormente. A matriz (A) contém os termos associados à dinâmica das correntes e dos fluxos do rotor, enquanto a matriz (B) relaciona as tensões aplicadas ao estator às variáveis de estado.

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_r}{L_s} & \omega & \frac{R_r}{L_s L_m} & \frac{\omega}{L_s} \\ -\omega & -\frac{R_s+R_r}{L_s} & -\frac{\omega}{L_s} & \frac{R_r}{L_s L_m} \\ \frac{R_r}{L_m} & 0 & -\frac{L_s}{L_m} & 0 \\ 0 & \frac{R_r}{L_m} & 0 & -\frac{R_r}{L_m} \end{bmatrix}, \tag{30}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{31}$$

Uma segunda representação do mesmo sistema é apresentada por Krishnan (2001), conforme as Equações (32) e (33). Embora utilize o mesmo vetor de estados, essa formulação apresenta os termos das matrizes de forma diferente, decorrente da representação matemática adotada pelo autor.

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_s} & \omega_e & \frac{R_r L_m}{L_s L_r} & 0 \\ -\omega_e & -\frac{R_s}{L_s} & 0 & \frac{R_r L_m}{L_s L_r} \\ \frac{R_s L_m}{L_s L_r} & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & (\omega_e - \omega_r) \\ 0 & \frac{R_s L_m}{L_s L_r} & -(\omega_e - \omega_r) & -\frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix}, \tag{32}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \tag{33}$$

Ainda que as matrizes A das Equações (30) e (32) sejam diferentes, ambas representam o mesmo sistema físico. As diferenças decorrem de manipulações algébricas específicas adotadas por cada autor, bem como da escolha de expressar ou não certas grandezas em termos de correntes ou fluxos. Assim, tais formas são realizações equivalentes e podem ser relacionadas por uma transformação linear do tipo:

$$x_2 = T x_1,$$

onde T é uma matriz não singular. Essa equivalência garante que nenhuma das modelagens altera o comportamento dinâmico do sistema, apenas modifica a forma de sua representação.

Embora as representações apresentadas utilizem a formulação em espaço de estados, neste trabalho essa abordagem não será empregada diretamente na implementação do modelo. A modelagem do motor de indução será realizada no ambiente MATLAB/Simulink por meio dos blocos e relações matemáticas necessários à estrutura de controle desenvolvida. Dessa forma, as matrizes apresentadas nesta seção são utilizadas como referência para a descrição

matemática da dinâmica da máquina, não sendo necessária a implementação explícita das matrizes de saída na modelagem utilizada nas simulações.

2.2.9 Sistemas de controle em motores de indução

Os sistemas de controle modernos migraram de estratégias escalares simples (como controle V/f) para controles vetoriais e preditivos mais avançados. Os dois principais métodos utilizados atualmente na indústria e em pesquisas para controle de MIT são o FOC e o MPC.

No contexto da indústria automotiva, a técnica de FOC consolidou-se em aplicações de motores de tração para VEs, devido à sua capacidade de controlar separadamente o torque e o fluxo magnético do motor, garantindo elevada eficiência e resposta dinâmica rápida (Kumar; Singh; Sharma, 2024). Além disso, o uso de controladores de tipo preditivo, como o MPC, vem sendo explorado em BEVs e HEVs para otimização de desempenho, eficiência energética e operação em condições variáveis de carga e tensão (Cairano; Kolmanovsky, 2019). Assim, tanto o FOC quanto o MPC são tecnologias amplamente relevantes para acionamentos de tração elétrica, sendo o FOC a abordagem predominante nas implementações comerciais atuais, enquanto o MPC representa uma tendência emergente de desenvolvimento para futuras gerações de sistemas de controle automotivo.

2.2.10 Controle vetorial por orientação de campo

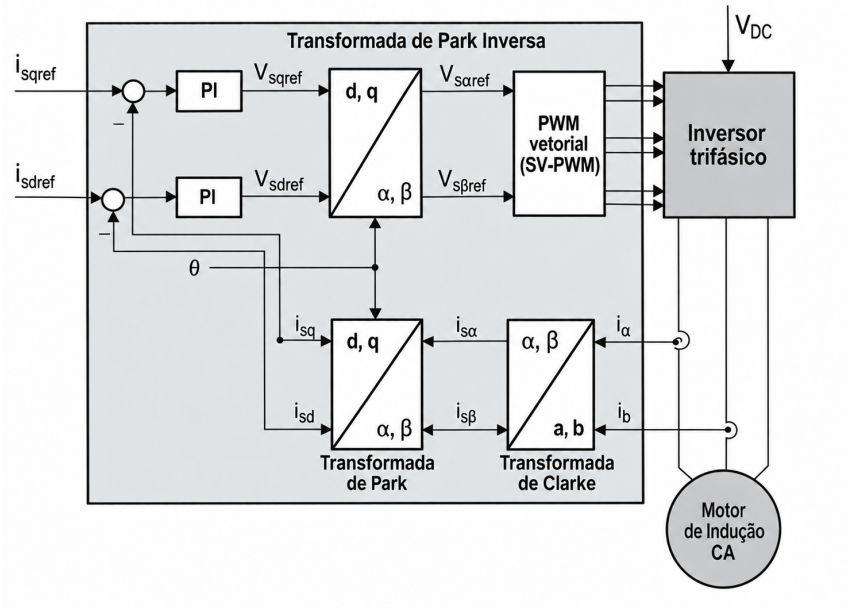
O FOC é uma estratégia que permite controlar separadamente o torque e o fluxo magnético no motor de indução, simulando o comportamento de um motor CC. Para isso, aplica-se a transformação de Park que converte grandezas trifásicas (abc) em grandezas ortogonais em dois eixos estacionários, permitindo uma linearização parcial do sistema.

O FOC é amplamente adotado por fabricantes de VEs como a Tesla, por oferecer baixo *ripple* de torque, alta eficiência energética, robustez a perturbações externas e boa resposta dinâmica (Firdaus *et al.*, 2021). A estrutura do FOC envolve medição ou estimativa do fluxo, cálculo dos componentes i_d e i_q, e controle em malha fechada com controladores PID ou fuzzy para regular o torque e o fluxo de forma independente.

A Figura 10, conforme detalhada por Akin e Bhardwaj (2013), apresenta uma técnica de controle vetorial baseada em realimentação, que se apoia fortemente em transformações de referência para simplificar o controle dinâmico de máquinas CA. A estratégia envolve a medição ou estimativa das correntes do estator, que são transformadas para o referencial síncrono usando as transformações de Clarke e Park. Com isso, as componentes de corrente associadas ao fluxo (i_d) e ao torque (i_q) são separadas, permitindo o uso de controladores independentes (geralmente PI) para regular cada uma. Após o processamento por controladores, as correntes são reconvertidas para o sistema de três fases por meio da transformada de Park inversa e aplicadas ao inversor de potência via modulação por largura de pulso vetorial espacial (SVPWM). Segundo o autor, o FOC apresenta alta eficiência em tempo real, pois permite um controle mais

suave e preciso mesmo em baixas rotações, ponto crítico em aplicações automotivas como VEs. A integração com modulação por largura de pulso (PWM) de alta frequência também reduz significativamente o *ripple* de torque e corrente, promovendo maior conforto e menor desgaste dos componentes mecânicos.

Figura 10 – Esquema do controle FOC em um MIT.



Fonte: Adaptado de Akin e Bhardwaj (2013).

2.2.11 Controle preditivo por modelo

O MPC, por sua vez, é uma técnica de controle que prevê o comportamento futuro do sistema com base em seu modelo matemático (normalmente em espaço de estados), e otimiza uma função de custo para determinar o melhor sinal de controle a cada instante. Essa abordagem permite selecionar, dentre várias possibilidades, o sinal de controle ótimo que minimiza uma função de custo predefinida, considerando restrições físicas do sistema. Diferentemente de controladores tradicionais como o PID, o MPC lida naturalmente com sistemas multientrada e multissaída (MIMO), sendo capaz de antecipar interações entre as variáveis de entrada e saída e incorporar restrições diretamente no processo de controle (Firdaus *et al.*, 2021).

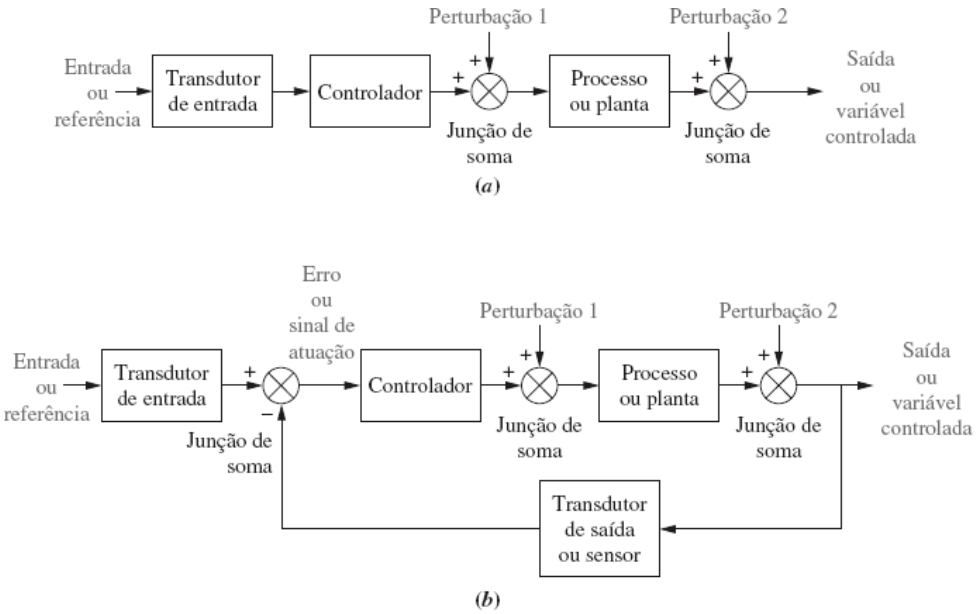
O MPC apresenta vantagens consideráveis em relação à controles como o controle vetorial convencional e o DTC, principalmente pela capacidade de reduzir significativamente as oscilações de torque e fluxo em regime permanente, além de melhorar a resposta dinâmica (Firdaus *et al.*, 2021).

2.3 Fundamentos de controle

O controle automático é um campo fundamental na engenharia, sendo responsável por regular sistemas físicos, eletrônicos e mecânicos de forma a garantir estabilidade, desempenho

e robustez frente a variações internas e externas. Em linhas gerais, um sistema de controle busca reduzir o erro a zero ou a algum valor muito baixo entre uma variável de referência e a saída real do sistema, aplicando uma ação corretiva por meio de um controlador (Ogata, 2010). Diversas abordagens foram desenvolvidas ao longo do tempo, variando de métodos clássicos e lineares até técnicas modernas, adaptativas e inteligentes. A Figura 11 apresenta os diagramas de blocos típicos utilizados na representação de sistemas de controle. A configuração em malha aberta não possui realimentação, enquanto a malha fechada inclui um elemento de correção baseado no erro entre o valor desejado e a saída real do sistema (Nise, 2017).

Figura 11 – Diagramas de blocos de sistemas de controle: a) Sistema em malha aberta; b) Sistema em malha fechada.



Fonte: Nise (2017).

No contexto deste trabalho, o foco está na comparação entre duas estratégias de controle aplicadas a motores de indução em VEs: os controladores convencionais, como o PID, amplamente utilizados pela indústria devido à sua simplicidade e eficiência em sistemas lineares; e o controle fuzzy, uma abordagem inteligente baseada em lógica nebulosa, capaz de lidar com não linearidades, incertezas e dinâmicas complexas, características típicas da tração elétrica. A seguir, são apresentados os fundamentos teóricos de cada técnica, sua aplicação prática no controle de motores e uma análise de suas respectivas limitações e vantagens.

2.3.1 Controles convencionais

Os controladores convencionais são elementos fundamentais nos sistemas de controle automático e estão entre os mais utilizados na indústria devido à sua simplicidade, facilidade de implementação e bom desempenho em sistemas lineares e bem modelados. Esses controladores atuam sobre o erro de controle, a diferença entre o valor de referência e a saída real, aplicando uma ação proporcional, integral, derivativa ou uma combinação dessas (Nise, 2017).

2.3.1.1 Controlador proporcional (P)

O controlador proporcional aplica uma ação corretiva diretamente proporcional ao erro. Sua função é reduzir rapidamente a diferença entre o valor desejado e o valor real do sistema como na Equação (34):

$$u(t) = K_p \cdot e(t), \tag{34}$$

onde $u(t)$ é o sinal de controle, $e(t)$ é o erro em função do tempo e K_p é o ganho proporcional.

Apesar de proporcionar uma resposta rápida, o controlador P não elimina, em geral, o erro em regime permanente. Por essa razão, a ação proporcional é frequentemente combinada com a ação integral, formando o controlador PI, de modo a reduzir ou eliminar o erro estacionário.

2.3.1.2 Controlador integral (I)

O controlador integral atua com base na soma acumulada do erro ao longo do tempo. Sua principal função é eliminar o erro em regime permanente demonstrado na Equação (35):

$$u(t) = K_i \cdot \int_0^t e(t)\, dt, \tag{35}$$

o ganho K_i define a intensidade da ação integral. Quando usado isoladamente, o controlador I tende a provocar respostas lentas e suscetíveis a oscilações, principalmente em sistemas com dinâmica rápida.

2.3.1.3 Controlador derivativo (D)

O controlador derivativo considera a taxa de variação do erro, ou seja, sua tendência futura. É utilizado para melhorar a estabilidade e a resposta transitória do sistema, sendo apresentado como (36):

$$u(t) = K_d \cdot \frac{d\, e(t)}{dt}, \tag{36}$$

o ganho derivativo K_d atua sobre a taxa de variação do erro, ou seja, sua derivada temporal. Sua principal função é antecipar oscilações e suavizar a resposta transitória, contribuindo para a estabilidade do sistema. Embora não elimine o erro em regime permanente, ele reduz o sobrelevação (*overshoot*) e aumenta a robustez da resposta frente a perturbações.

2.3.1.4 Controlador proporcional integral derivativo (PID)

Os controladores do tipo PID (Proporcional-Integral-Derivativo) continuam sendo amplamente utilizados em sistemas de controle automático em diversos setores da engenharia, devido

à sua simplicidade estrutural, baixo custo computacional e desempenho satisfatório em sistemas com comportamento linear e bem modelado. De acordo com Åstrõm e Hägglund (2006), estima-se que cerca de 90% das aplicações industriais utilizam alguma variação de controladores PID, o que reforça sua importância histórica e prática na automação de processos.

A estrutura funcional de um controlador PID baseia-se no erro de controle, ou seja, a diferença entre o valor de referência e a variável real do sistema. A ação de controle é composta pelos três elementos conforme descrito anteriormente: a ação proporcional (P), que atua em resposta direta ao erro instantâneo, fornecendo correção rápida; a ação integral (I), que acumula o erro ao longo do tempo, eliminando o desvio em regime permanente; e a ação derivativa (D), que antecipa a tendência do erro ao considerar sua taxa de variação, contribuindo para a estabilidade e para a redução da sobre-elevação (Nise, 2017).

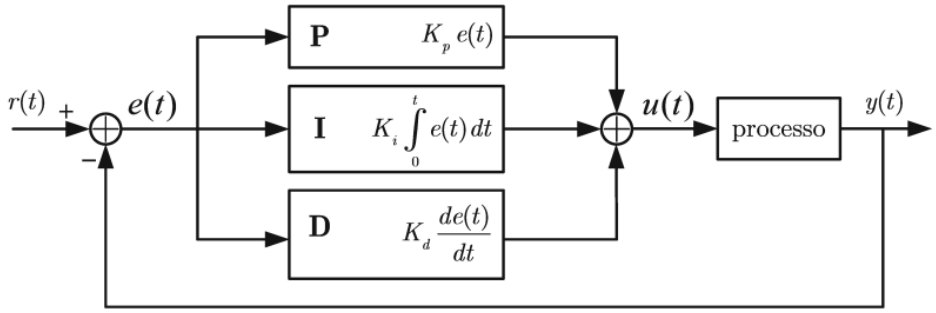
A expressão matemática de um controlador PID contínuo é comumente escrita como a Equação (37):

$$u(t) = u_0 + K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t)\,dt + K_d \frac{de(t)}{dt}, \tag{37}$$

onde $u(t)$ é o sinal de controle, $e(t)$ é o erro em função do tempo e K_p, K_i e K_d são os ganhos proporcional, integral e derivativo, respectivamente, e (u_0) representa uma constante de polarização ou valor de operação do atuador."

A Figura 12 ilustra a estrutura funcional de um controlador PID, evidenciando como as ações proporcional, integral e derivativa são combinadas para gerar o sinal de controle com base no erro. Essa combinação visa corrigir a trajetória do sistema de forma eficiente, reduzindo o erro em regime permanente, melhorando a resposta transitória e assegurando maior robustez diante de perturbações.

Figura 12 – Estrutura de blocos do controlador PID com as três ações de controle.



Fonte: Nise (2017).

No contexto deste trabalho, o controlador PI será utilizado como referência convencional para fins comparativos com técnicas mais modernas, como o controle fuzzy. Através da aplicação prática em motores de indução empregados em VEs, serão avaliados critérios como tempo de resposta, robustez frente a perturbações e capacidade de adaptação a condições operacionais variáveis. Tal comparação visa evidenciar os limites e as potencialidades de cada abordagem no cenário real de propulsão elétrica automotiva.

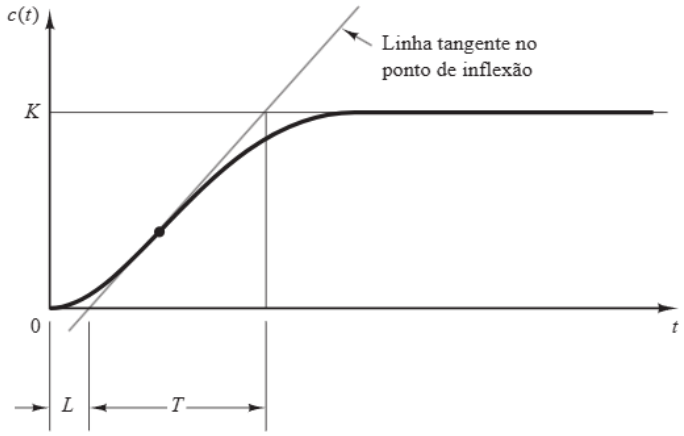
2.3.1.5 Sintonia dos controladores PID

A sintonia dos parâmetros do controlador PID é uma etapa essencial para garantir o desempenho adequado de sistemas de controle automático. A eficácia de um controlador está diretamente relacionada à correta escolha dos ganhos proporcional (K_p), integral (K_i) e derivativo (K_d), que influenciam na estabilidade, tempo de resposta, erro em regime permanente e robustez do sistema. Diversos métodos foram desenvolvidos ao longo do tempo para realizar essa sintonia, abrangendo desde técnicas empíricas até métodos baseados em modelos matemáticos e critérios de otimização (Ogata, 2010).

Dentre os métodos mais antigos, destaca-se o proposto por Ziegler e Nichols (1942), amplamente utilizado pela simplicidade de aplicação e por oferecer parâmetros iniciais razoáveis para o controlador. Esse método apresenta duas abordagens principais.

A primeira é baseada na resposta ao degrau em malha aberta, também conhecida como método da curva de reação do processo. A partir da curva característica em forma de S, conforme ilustrado na Figura 13, estima-se o tempo morto e a constante de tempo do sistema por meio de uma tangente no ponto de inflexão. Com esses parâmetros, os ganhos do controlador PID são determinados utilizando as regras empíricas apresentadas na Tabela 1.

Figura 13 – Curva de resposta em forma de S.



Fonte: Ogata (2010).

Tabela 1 – Parâmetros obtidos pela 1ª abordagem de Ziegler-Nichols (curva de reação).

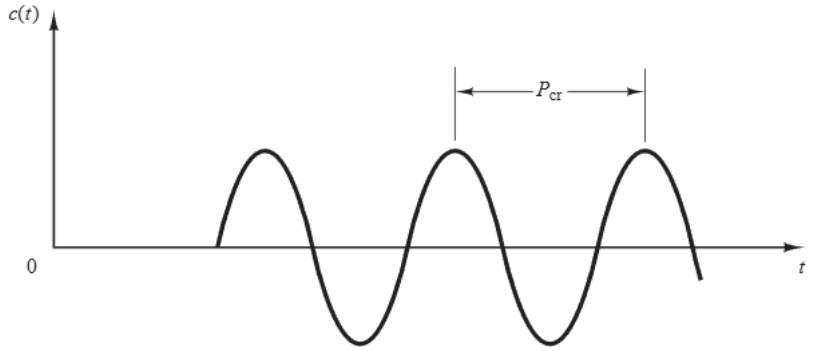
Tipo de controlador	K_p	T_i	T_d
P	T/L	∞	0
PI	$0{,}9\,T/L$	$L/0{,}3$	0
PID	$1{,}2\,T/L$	$2L$	$0{,}5L$

Fonte: Ogata (2010).

A segunda abordagem é baseada na resposta em malha fechada, chamada de método da sensibilidade limite. Nesse caso, o controlador é ajustado inicialmente para atuar apenas com ação proporcional, e o ganho é aumentado até que o sistema entre em oscilação sustentada,

conforme ilustrado na Figura 14. A partir do ganho crítico (K_u) e do período de oscilação (P_u), obtêm-se os parâmetros do controlador conforme a Tabela 2.

Figura 14 – Oscilação sustentada com período P_{cr}.



Fonte: Ogata (2010).

Tabela 2 – Parâmetros obtidos pelo método de Ziegler-Nichols.

Tipo de controlador	K_p	T_i	T_d
P	$0{,}50\,K_u$	–	–
PI	$0{,}45\,K_u$	$P_u/1{,}2$	–
PID	$0{,}60\,K_u$	$P_u/2$	$P_u/8$

Fonte: Ogata (2010).

Outro método bastante tradicional é o de Cohen e Coon, desenvolvido em 1953, e recomendado especialmente para sistemas com atraso significativo. Essa abordagem utiliza a resposta ao degrau do sistema para ajustar os parâmetros do controlador com base em modelos de primeira ordem com tempo morto. A partir da curva de reação, extraem-se valores como o ganho do processo (K), a constante de tempo (T) e o tempo morto (L), permitindo o cálculo dos parâmetros PID por meio das expressões empíricas apresentadas a seguir na Tabela 3 (Cohen; Coon, 1953).

Tabela 3 – Parâmetros de sintonia para controladores P, PI e PID.

Tipo de controlador	K_p	T_i	T_d
P	$\frac{1{,}03}{K}\left(\frac{\tau}{T_d}+0{,}34\right)$	-	-
PI	$\frac{0{,}9}{K}\left(\frac{\tau}{T_d}+0{,}092\right)$	$3{,}33T_d\cdot\frac{\tau+0{,}092T_d}{\tau+2{,}22T_d}$	-
PID	$\frac{1{,}35}{K}\left(\frac{\tau}{T_d}+0{,}185\right)$	$2{,}5T_d\cdot\frac{\tau+0{,}185T_d}{\tau+0{,}611T_d}$	$0{,}37T_d\cdot\frac{\tau}{\tau+0{,}185T_d}$

Fonte: Ogata (2010).

Além dos métodos empíricos, técnicas baseadas em critérios integrais também são amplamente utilizadas na sintonia de controladores PID. Entre os principais critérios, destacam-se o *Integral of the Squared Error* (ISE), o *Integral of the Absolute Error* (IAE) e o *Integral of Time-weighted Absolute Error* (ITAE). Esses critérios consideram o comportamento dinâmico completo do sistema e permitem encontrar valores ótimos dos parâmetros do controlador por meio de algoritmos de otimização (Nise, 2017).

Outro método bastante relevante, sobretudo quando se possui um modelo matemático do processo, é o *Internal Model Control* (IMC), proposto por Rivera *et al.* (1986). Essa técnica utiliza uma função de transferência do processo juntamente com um parâmetro de velocidade de resposta (λ), permitindo calcular diretamente os ganhos do controlador PID. Quanto menor o valor de λ, mais rápida será a resposta do sistema, porém menos robusta frente a perturbações (Rivera *et al.*, 1986).

No trabalho experimental de Pires (2014), foram comparados os métodos de Ziegler-Nichols e IMC em um sistema de controle de vazão. Os parâmetros obtidos pelo método da sensibilidade limite resultaram em um desempenho satisfatório, com boa estabilidade e rastreamento do setpoint. Por outro lado, a sintonia via IMC apresentou instabilidade na resposta, evidenciando a limitação da técnica para sistemas que não seguem exatamente a modelagem presumida. Os parâmetros finais obtidos estão apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 – Comparação entre métodos de sintonia segundo Pires (2014).

Método	K_p	T_i	T_d
Sensibilidade Limite	0,642	0,80	0,20
IMC	1,26	0,57	2,09

Fonte: Pires (2014).

Com base nesses resultados, observa-se que a escolha do método de sintonia deve considerar as características específicas do sistema. Para sistemas com comportamento linear e bem modelado, o método IMC pode ser eficaz. Já em plantas com dinâmica variável ou quando não se dispõe de modelo preciso, os métodos empíricos como Ziegler-Nichols continuam sendo alternativas seguras e de fácil implementação. Em aplicações mais críticas, como o controle de motores em VEs, onde há não linearidades e mudanças abruptas de carga, é recomendável o uso de estratégias mais robustas, como controladores adaptativos ou baseados em inteligência artificial (Åstrõm; Hägglund, 2006; Abdelwanis *et al.*, 2024).

2.3.1.6 Aplicações em VEs

No contexto da propulsão elétrica veicular, os MITs são amplamente utilizados devido à sua robustez mecânica, alta confiabilidade, baixo custo de manutenção e capacidade de operar em ambientes hostis. Sua estrutura simples e ausência de escovas os tornam ideais para aplicações automotivas, onde exigências como durabilidade e eficiência energética são cruciais. O controle desses motores é, em geral, realizado por meio de inversores de frequência, utilizando técnicas como o controle vetorial e estratégias de realimentação baseadas em controladores PID, responsáveis por regular com precisão a velocidade e o torque da máquina (Leonhard, 2001).

A técnica mais amplamente adotada nesses sistemas é a de manter uma relação constante V/f (tensão/frequência), de modo a preservar o fluxo magnético no estator. Essa abordagem facilita a operação em ampla faixa de velocidade e carga. Contudo, mesmo com sua

aplicabilidade consolidada, os controladores PID enfrentam desafios consideráveis nesse cenário. Motores de indução em VEs operam em condições altamente dinâmicas, com variações abruptas de carga, frenagens regenerativas, inclinações e acelerações rápidas, características que evidenciam a natureza não linear e multivariável do sistema.

A maior limitação do PID nesse contexto está no fato de que ele foi desenvolvido com base na suposição de linearidade da planta. Como destaca Ogata (2010), essa premissa reduz sua eficácia frente a não linearidades estruturais e parâmetros variáveis do sistema, comuns na tração elétrica. Além disso, o sucesso do controlador depende fortemente da sintonia precisa de seus ganhos, conforme discutido anteriormente. Mesmo métodos clássicos como Ziegler-Nichols fornecem apenas um ponto de partida e frequentemente demandam ajustes empíricos, o que limita sua adaptabilidade.

Um exemplo prático dessa limitação foi observado no trabalho de Araújo (2024), realizado no Instituto Federal de Goiás. O autor desenvolveu um sistema de controle de velocidade para MITs utilizando um controlador PID implementado em um *kit* educacional. Embora o desempenho do sistema tenha sido satisfatório em regimes estáveis, foi necessária a reconfiguração manual dos ganhos PID sempre que havia alterações bruscas de carga. Isso evidencia a sensibilidade do controlador às variações do sistema, um desafio crítico em aplicações como VEs, onde as condições de operação mudam constantemente.

Estudos recentes reforçam essas limitações. Zhu (2023), por exemplo, destaca que a performance do PID em situações de condução urbana, com solicitações rápidas de aceleração e regeneração de energia, é comprometida, exigindo abordagens mais robustas. Nesse sentido, a combinação do PID com técnicas inteligentes ou adaptativas tem ganhado destaque. Abdelwanis *et al.* (2024) demonstraram que a integração de lógica fuzzy com PID, associada ao DTC, proporciona maior suavidade no controle do torque, redução significativa de distorções harmônicas e resposta mais eficiente frente às oscilações típicas de operação veicular.

Além disso, abordagens baseadas em controladores bioinspirados, como o *Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller* (BELBIC), têm mostrado bons resultados. Patel *et al.* (2024) realizaram uma comparação entre PID e BELBIC em simulações realistas de tráfego urbano e constataram que o segundo apresentou desempenho superior em termos de estabilidade, tempo de resposta e robustez frente a incertezas ambientais.

Dentre as limitações mais recorrentes associadas ao uso do PID em sistemas complexos, destacam-se: sensibilidade a não linearidades da planta, dependência de sintonia manual, fraca capacidade de adaptação a perturbações externas e risco de instabilidade em sistemas multivariáveis fortemente acoplados (Bech; Pedersen; Blaabjerg, 2000). Tais limitações tornam-se ainda mais críticas em aplicações embarcadas, como nos VEs, onde os sistemas de controle devem lidar com aceleração, frenagem regenerativa e variações rápidas de inclinação e carga.

Por esses motivos, são frequentemente adotadas variações dos controladores convencionais, ajustadas às exigências e restrições de cada processo:

- o controlador proporcional puro (P) proporciona uma resposta dinâmica rápida; contudo, não elimina, em geral, o erro em regime permanente, restringindo a sua aplicação a sistemas de menor exigência ou onde o erro estático residual seja admissível;
- o controlador PI combina a rapidez da ação proporcional com a ação integral, de forma a reduzir ou eliminar por completo o erro estacionário, revelando-se amplamente utilizado quando a presença de ruído desaconselha o uso da ação derivativa;
- o controlador PD é indicado para aplicações em que a resposta transitória e a estabilidade relativa necessitam ser otimizadas, tolerando-se a persistência de erro estático decorrente da ausência de ação integral.

Outro elemento relevante nos sistemas de controle de motores elétricos é a modulação PWM, que, embora não constitua um controlador em si, permite o acionamento eficiente dos motores, controlando a tensão média aplicada por meio da variação do ciclo de trabalho do sinal. Essa técnica é indispensável em inversores modernos e contribui para a implementação prática de estratégias de controle, como o PID (Leonhard, 2001).

Apesar de suas limitações, os controladores PID ainda são amplamente utilizados como base de comparação para técnicas mais avançadas, por serem bem compreendidos, acessíveis e amplamente documentados. No entanto, para aplicações mais exigentes, como o controle de motores de indução em VEs, torna-se necessário empregar métodos mais adaptativos, capazes de lidar com incertezas, variações paramétricas e não linearidades. Entre essas abordagens, destaca-se o controle fuzzy, que será abordado na seção seguinte.

2.3.2 Controle fuzzy

O controle fuzzy, fundamentado na lógica dos conjuntos fuzzy proposta por Zadeh (1965), representa uma alternativa eficaz para sistemas de controle em que predominam incertezas, não linearidades e dificuldades na modelagem matemática exata. Ao introduzir o conceito de pertencimento parcial a conjuntos, a lógica fuzzy permite que variáveis sejam descritas por termos linguísticos, como “baixo”, “médio” ou “alto”, possibilitando a construção de controladores baseados em conhecimento heurístico e interpretável (Ross, 2010).

Esse tipo de controle é particularmente vantajoso em aplicações nas quais os controladores clássicos, como o PID, mostram-se limitados, especialmente em ambientes com dinâmicas acopladas e variações abruptas de condições operacionais, como ocorre nos motores de indução utilizados em VEs. Ao invés de depender de um modelo matemático preciso, o controlador fuzzy utiliza regras do tipo “se... então...”, formuladas com base na experiência ou em dados empíricos, promovendo uma resposta mais adaptativa e robusta frente a perturbações (Simões; Shaw, 2007).

Além disso, sua estrutura modular e flexível permite que o sistema reaja de forma contínua às mudanças do ambiente, garantindo estabilidade e desempenho sem necessidade de retunagens constantes. Como destacado por Passino e Yurkovich (1998), essa abordagem se

mostra eficaz mesmo em sistemas com elevada complexidade dinâmica, sendo compatível com implementações embarcadas em tempo real. Por esses motivos, o controle fuzzy tem sido amplamente explorado em sistemas de tração elétrica e aplicações industriais onde a adaptabilidade é uma exigência crítica.

No entanto, apesar dessas vantagens, o controle fuzzy apresenta deficiências importantes. Uma delas é a dificuldade em estabelecer um método sistemático para a construção e manutenção da base de regras, especialmente quando o número de variáveis de entrada aumenta, gerando complexidade exponencial (Raju, 2010). Além disso, a ausência de critérios formais claros para garantir estabilidade e desempenho do controlador torna seu uso mais desafiador em contextos que exigem rigorosas garantias formais, ao contrário do controlador PID, que dispõe de critérios amplamente estabelecidos, como métodos baseados na teoria de estabilidade de Lyapunov (Ogata, 2010).

Outra limitação do controle fuzzy reside na carga computacional requerida, particularmente em implementações embarcadas, onde funções de pertinência complexas ou uma grande quantidade de regras podem inviabilizar aplicações com recursos limitados de processamento ou memória (Passino; Yurkovich, 1998).

Por outro lado, os controladores PID apresentam vantagens significativas quanto à simplicidade e previsibilidade da implementação, tornando-os mais fáceis de ajustar e garantir desempenho estável para sistemas cujas dinâmicas são razoavelmente bem conhecidas e estáveis ao longo do tempo. Além disso, técnicas estabelecidas de ajuste como Ziegler-Nichols facilitam consideravelmente seu uso prático (Ogata, 2010).

Assim, o controle fuzzy, apesar de suas limitações, continua sendo uma abordagem poderosa especialmente em sistemas complexos e dinâmicos, sendo frequentemente combinado com técnicas adaptativas ou estratégias híbridas para maximizar seus benefícios e mitigar suas deficiências (Simões; Shaw, 2007; Passino; Yurkovich, 1998). A escolha entre controle fuzzy e PID, portanto, deve ser cuidadosamente analisada em função das características específicas da aplicação e dos requisitos operacionais e computacionais envolvidos.

2.3.2.1 Fundamentos da lógica fuzzy

A lógica fuzzy fundamenta-se na extensão da teoria clássica dos conjuntos para lidar com imprecisão e subjetividade, modelando o conhecimento humano em sistemas computacionais. Formalmente, um conjunto fuzzy A sobre o universo X é definido por sua função de pertinência $\mu_A(x) : X \rightarrow [0,1]$, onde $\mu_A(x)$ indica o grau com que o elemento x pertence ao conjunto A (Zadeh, 1965).

Essa abordagem permite representar de maneira contínua estados intermediários, como “temperatura morna” ou “erro pequeno”, viabilizando uma forma mais natural e tolerante de inferência. Isso contrasta com o formalismo binário da lógica booleana, tornando os sistemas fuzzy apropriados para aplicações com modelagem incerta, alta variabilidade operacional ou comportamento não linear (Ross, 2010).

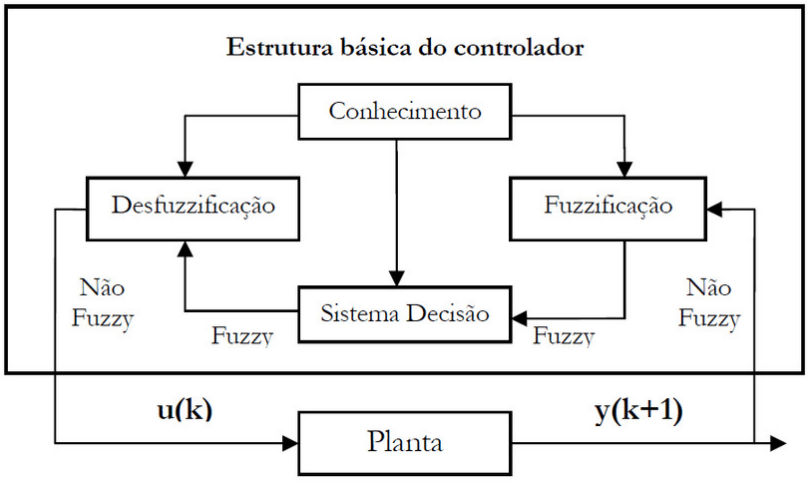
Na prática, o uso da lógica fuzzy em controle se dá pela construção de sistemas de inferência fuzzy (FIS), nos quais decisões são tomadas com base em regras linguísticas. Essas regras encapsulam o comportamento desejado do sistema sem necessidade de derivar equações diferenciais que descrevam com precisão sua dinâmica. Como afirmam Simões e Shaw (2007), essa flexibilidade é especialmente vantajosa em sistemas multivariáveis e acoplados, como os motores de indução.

A lógica fuzzy também permite combinar controle contínuo com conhecimento qualitativo, sendo um ponto de convergência entre a engenharia tradicional e a inteligência artificial. Sua compatibilidade com implementações embarcadas e digitais, devido à evolução dos microcontroladores e processadores digitais de sinais (DSPs), amplia ainda mais seu potencial de aplicação (Passino; Yurkovich, 1998).

2.3.2.2 Estrutura de um controlador fuzzy

A estrutura de um sistema de controle fuzzy é composta por uma arquitetura modular, geralmente dividida em quatro componentes principais: fuzzificação, base de regras, mecanismo de inferência e defuzzificação (Ross, 2010; Zadeh, 1965). Essa composição permite que o controlador interprete entradas numéricas de forma linguística, realize decisões com base em regras, e aplique uma saída de controle contínua ao sistema físico. Conforme apontado por Passino e Yurkovich (1998), essa estrutura confere ao sistema fuzzy uma notável capacidade de adaptação, interpretabilidade e robustez frente a incertezas. A Figura 15 apresenta a arquitetura típica de um controlador fuzzy, evidenciando os blocos principais que compõem o FIS.

Figura 15 – Estrutura básica de um controlador fuzzy.



Fonte: Adaptado de Júnior e Euzébio (2017).

A primeira etapa, denorminada fuzzificação, corresponde ao processo no qual as variáveis de entrada do sistema, geralmente grandezas como erro (e), derivada do erro ($\dot{e}$), corrente, torque ou temperatura, são convertidas de valores nítidos (crisp) para valores fuzzy, por meio de funções de pertinência previamente definidas.

Essas funções definem como cada valor numérico se relaciona com os termos linguísticos associados. Por exemplo, um erro de 0,2 pode pertencer simultaneamente aos conjuntos "pequeno positivo" ($\mu = 0{,}7$) e "médio positivo" ($\mu = 0{,}3$), refletindo a transição suave entre categorias. Segundo Ross (2010), esse mapeamento contínuo é essencial para garantir que pequenas variações na entrada não resultem em mudanças abruptas na saída, contribuindo para a suavidade da resposta do sistema.

A escolha do número de conjuntos fuzzy e do tipo de função de pertinência (triangular, trapezoidal, gaussiana etc.) afeta diretamente a sensibilidade e complexidade do controlador. Um mapeamento mal projetado pode comprometer a capacidade de discriminação do sistema, resultando em respostas imprecisas. (Simões; Shaw, 2007)

Em seguida, a base de regras atua como núcleo lógico do sistema fuzzy. Ela consiste em um conjunto de proposições do tipo:

> *SE erro é positivo grande E derivada do erro é negativa pequena, ENTÃO saída é negativa média*.

Essas regras são construídas com base no conhecimento de especialistas ou em análises experimentais do comportamento desejado. A vantagem dessa abordagem é a possibilidade de incorporar comportamento humano e heurísticas diretamente no projeto do controlador (Simões; Shaw, 2007).

Matematicamente, cada regra representa uma implicação fuzzy, geralmente do tipo Mamdani (implicações do tipo *min-max*). O número total de regras depende do número de variáveis de entrada e dos conjuntos linguísticos utilizados. Por exemplo, com duas variáveis de entrada e cinco termos linguísticos por variável, serão necessárias até 25 regras.

Para reduzir a complexidade em sistemas com múltiplas entradas, técnicas como redução de regras, análise de sensibilidade ou sistemas hierárquicos fuzzy podem ser empregadas (Mendel, 1995).

O mecanismo de inferência fuzzy fica responsável por avaliar quais regras estão ativas (disparadas) com base nas entradas fuzzy, e por combinar suas conclusões para formar uma saída fuzzy composta. Os métodos mais comuns de inferência são:

- Mamdani: utiliza operadores lógicos fuzzy como o mínimo (para interseção "E") e máximo (para união "OU"), sendo mais interpretável e amplamente adotado em sistemas de controle.
- Sugeno: usa funções matemáticas como consequente das regras, permitindo integração com técnicas adaptativas e controle ótimo.

A saída resultante da inferência fuzzy é uma função de pertinência agregada que combina os efeitos de todas as regras ativas. Cada regra contribui com uma região da função de saída, ponderada de acordo com o grau de disparo da regra. Segundo Passino e Yurkovich (1998), a inferência fuzzy é o passo que mais se aproxima de uma "decisão inteligente", pois

considera múltiplos cenários simultaneamente e pondera o impacto de cada um sobre a ação de controle.

Por fim, a etapa final do processo é a defuzzificação, responsável por converter a saída fuzzy, que é uma função de pertinência agregada, em um valor numérico nítido que será efetivamente aplicado ao atuador do sistema.

O método mais utilizado é o centróide (*center of gravity*), como demonstra a Equação (38), calculado pela média ponderada da função resultante:

$$u = \frac{\int u \cdot \mu(u)\, du}{\int \mu(u)\, du}, \tag{38}$$

em que u é a variável do universo de discurso da saída do controlador fuzzy e $\mu(u)$ é o grau de pertinência associado ao valor u na função de pertinência agregada.

Esse método garante que o valor final reflita todas as contribuições ponderadas das regras disparadas, resultando em uma resposta suave, estável e contínua. Alternativas como média dos máximos ou momento da área máxima podem ser adotadas em aplicações onde se prioriza menor custo computacional, com o risco de perda de suavidade (Ross, 2010).

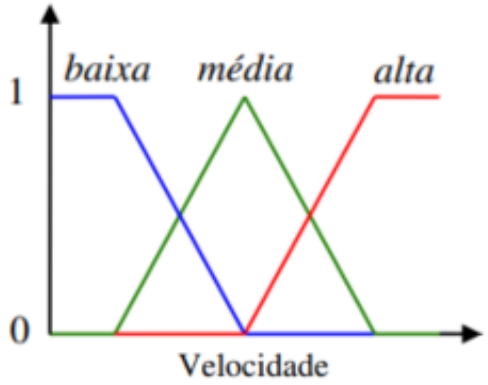
A escolha do método de defuzzificação deve considerar o tipo de aplicação, a criticidade da precisão e os recursos computacionais disponíveis. Em sistemas embarcados, por exemplo, pode ser necessário adotar métodos mais simples para garantir execução em tempo real (Mendel, 1995).

Essa estrutura modular e a forma como cada bloco se conecta é o que torna o controle fuzzy altamente flexível e aplicável a diferentes sistemas. Sua capacidade de traduzir conhecimento linguístico em ação precisa é o diferencial que tem consolidado sua aplicação em motores de indução, processos industriais e sistemas veiculares de alto desempenho.

2.3.2.3 Variáveis linguísticas e funções de pertinência

O uso de variáveis linguísticas é uma das principais características que distinguem o controle fuzzy dos métodos clássicos. Em vez de trabalhar diretamente com valores numéricos absolutos, como ocorre em controladores PID, a lógica fuzzy associa significados linguísticos, como “baixo”, “médio”, “alto”, “positivo pequeno” ou “negativo grande”, às variáveis de entrada e saída do sistema. Essas categorias são modeladas por funções de pertinência, que atribuem a cada valor real um grau de pertencimento a determinado conjunto fuzzy $\mu(x) \in [0, 1]$ (Ross, 2010). Por exemplo, a velocidade de um pistão hidráulico pode ser uma variável linguística com valores: *baixa*, *média* e *alta*, conforme ilustrado na Figura 16, que mostra uma variável linguística associada à velocidade, com três conjuntos fuzzy: baixa, média e alta.

Figura 16 – Exemplo de variável linguística com conjuntos fuzzy aplicados à velocidade.

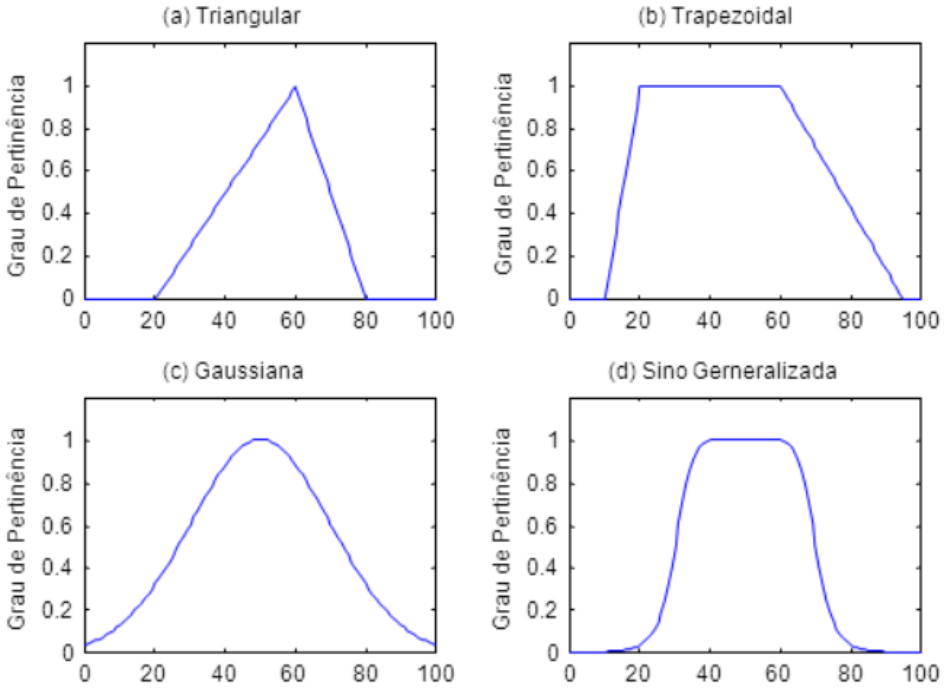


Fonte: Adaptado de Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (2017).

As funções de pertinência são projetadas de acordo com o comportamento desejado do sistema e a faixa operacional das variáveis envolvidas (Mendel, 1995). As formas mais utilizadas incluem as funções triangulares, trapezoidais, gaussianas e sigmoidais, conforme ilustrado na Figura 17, que apresenta exemplos gráficos dessas representações fuzzy mais comuns.

- Triangulares: definidas por três parâmetros (a, b, c), representam transições lineares simples, com baixo custo computacional.
- Trapezoidais: similares às triangulares, mas com uma região plana, permitindo estabilidade em uma faixa de valores.
- Gaussianas: oferecem transições suaves, úteis em sistemas com ruído, embora mais custosas computacionalmente.
- Sigmoidais: adequadas para modelar crescimento ou saturação assimétrica.

Figura 17 – Principais formatos de funções de pertinência fuzzy.



Fonte: Adaptado de Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (2017).

A escolha adequada das funções de pertinência é crítica para o desempenho do controlador, pois influencia diretamente a sensibilidade, estabilidade e robustez da resposta. Conforme Simões e Shaw (2007), a definição dessas funções deve considerar tanto a dinâmica do sistema quanto os critérios de projeto, como suavidade da resposta ou rejeição ao ruído.

Além disso, o número de conjuntos fuzzy por variável impacta diretamente a resolução do controle. Um número maior de funções melhora a granularidade do controle, mas aumenta exponencialmente o número de regras necessárias na base de regras. Por esse motivo, muitos projetos utilizam entre três e sete conjuntos por variável como compromisso entre desempenho e complexidade (Passino; Yurkovich, 1998).

2.3.2.4 Aplicações em sistemas com motores de indução

MITs são amplamente utilizados em aplicações industriais e veiculares por sua robustez, baixo custo e manutenção reduzida. No entanto, suas características intrínsecas, como comportamento dinâmico não linear, acoplamento entre fluxo e torque e sensibilidade a variações de carga, impõem desafios significativos ao uso de controladores lineares tradicionais, como o PID (Ogata, 2010).

O controle fuzzy surge como uma solução viável para superar essas limitações. Por não depender de um modelo matemático preciso, ele é capaz de se adaptar às mudanças nas condições operacionais do motor, como variações de torque de carga, flutuações de tensão ou oscilações de velocidade. A capacidade de incorporar conhecimento empírico e lidar com incertezas torna-o ideal para aplicações onde o comportamento do sistema não pode ser descrito de forma determinística (Simões; Shaw, 2007).

Diversos estudos demonstram a eficácia dessa abordagem. Ivanqui (2005) aplicou controle fuzzy a esteiras ergométricas com motores de indução, obtendo respostas mais suaves e robustas sob diferentes condições de carga. Já Júlio (2010) utilizou a técnica no controle de posição de uma mesa cartesiana, também acionada por motor de indução, alcançando melhor desempenho em termos de precisão e rejeição de perturbações em comparação com o controle PID.

Beskardes *et al.* (2024) em uma revisão recente, mostram que controladores fuzzy aplicados a VEs e híbridos são eficazes na suavização de aceleração, distribuição de torque entre eixos, e redução do consumo energético. Além disso, destacam a compatibilidade da técnica com inversores vetoriais modernos e processadores embarcados, viabilizando sua aplicação prática em tempo real.

Embora alguns trabalhos, como o de Anjos (2017), utilizem motores de CC, os princípios de controle fuzzy são amplamente transferíveis para motores de indução, com vantagens adicionais ao lidar com suas dinâmicas acopladas e com regimes operacionais variáveis.

Esses resultados indicam que o controle fuzzy não apenas melhora o desempenho do motor, mas também contribui para a eficiência energética e confiabilidade do sistema, aspectos críticos em VEs e aplicações industriais de médio porte.

2.3.2.5 Desvantagens e desafios

Apesar das vantagens técnicas e operacionais, o controle fuzzy também apresenta limitações que devem ser consideradas durante seu projeto e implementação.

Um dos principais desafios está na construção da base de regras. Como essa etapa depende do conhecimento do projetista ou de dados empíricos, a ausência de um modelo formal para gerar automaticamente as regras pode levar a controladores subótimos ou de difícil manutenção (Raju, 2010). Esse problema se agrava à medida que aumenta o número de variáveis de entrada, devido à explosão combinatória: com n variáveis e m conjuntos fuzzy por variável, são necessárias até m^n regras para cobrir todo o espaço de decisão.

Além disso, não há métodos universalmente aceitos para a sintonia otimizada das funções de pertinência, o que significa que ajustes finos frequentemente exigem ensaios experimentais ou heurísticas de otimização (Simões; Shaw, 2007). Técnicas como redes neuro-fuzzy do tipo *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), algoritmos genéticos ou aprendizado por reforço têm sido propostas como alternativas para automatizar esse processo, embora com aumento de complexidade computacional.

Outro ponto relevante é a carga computacional associada à inferência e defuzzificação, principalmente quando se utilizam funções complexas ou muitas regras. Em aplicações embarcadas com restrição de processamento ou memória, isso pode representar um obstáculo, exigindo otimizações específicas ou simplificações estruturais (Passino; Yurkovich, 1998).

Por fim, a validação do desempenho de controladores fuzzy é mais difícil de formalizar em comparação com métodos clássicos. A ausência de critérios de estabilidade amplamente

estabelecidos, como os de Lyapunov para sistemas não lineares, limita sua adoção em contextos que exigem garantia formal de desempenho.

Ainda assim, mesmo com essas limitações, o controle fuzzy permanece uma alternativa poderosa e em constante evolução, especialmente quando aliado a técnicas híbridas ou a estratégias de aprendizado, consolidando-se como ferramenta valiosa em aplicações onde a adaptabilidade e robustez são essenciais.

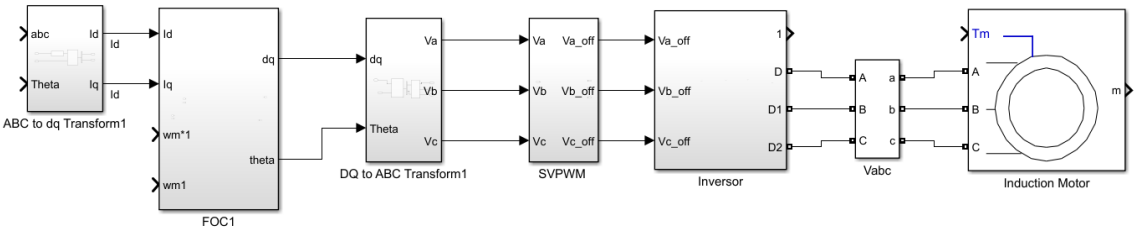
3 METODOLOGIA

A metodologia adotada neste trabalho foi organizada de forma sequencial, com o objetivo de permitir a reprodução do modelo implementado e da comparação entre os controladores analisados. Inicialmente, definiu-se a planta de simulação composta pelo MIT, inversor, etapa de modulação SVPWM e estrutura de controle vetorial por orientação de campo. Em seguida, foram configurados os parâmetros elétricos e mecânicos do motor, bem como os controladores convencionais PI utilizados nas malhas de velocidade, torque e fluxo. Posteriormente, desenvolveu-se o controlador fuzzy, definindo suas variáveis de entrada e saída, funções de pertinência, base de regras, método de inferência e processo de defuzzificação. Por fim, foram estabelecidos os cenários de simulação e as métricas utilizadas para comparar o desempenho dos controladores PI e fuzzy.

3.1 Parâmetros da planta e do motor

A planta de simulação utilizada neste trabalho foi definida a partir de um sistema de acionamento elétrico composto por fonte de tensão contínua, inversor trifásico, bloco de modulação SVPWM, estrutura de controle vetorial por orientação de campo e modelo dinâmico de um MIT. Essa configuração foi implementada no ambiente MATLAB/Simulink com o objetivo de representar, em ambiente computacional, a arquitetura básica de um sistema de tração elétrica aplicado a VEs. A fonte de tensão contínua representa o barramento CC associado ao sistema de armazenamento de energia do veículo, enquanto o inversor trifásico realiza a conversão da tensão contínua em tensões alternadas trifásicas aplicadas aos terminais do motor. A Figura 18 apresenta a estrutura da planta implementada no ambiente MATLAB/Simulink, evidenciando a sequência de blocos utilizada para a simulação: transformação das correntes do sistema trifásico para o referencial dq, controlador FOC, transformação inversa para o sistema abc, modulação SVPWM, inversor trifásico e motor de indução.

Figura 18 – Planta de simulação implementada no MATLAB/Simulink.



Fonte: Autoria própria (2026).

A partir da estrutura apresentada na Figura 18, a planta foi parametrizada com os valores elétricos e mecânicos do motor de indução apresentados na Tabela 5. Esses parâmetros foram inseridos no bloco *Induction Motor* e mantidos constantes em todas as simulações comparativas, garantindo que as diferenças observadas entre as respostas dos controladores estivessem

associadas exclusivamente à estratégia de controle utilizada. Para a representação da máquina elétrica foi utilizado o bloco *Induction Motor*, configurado com parâmetros elétricos e mecânicos representativos de um MIT aplicado à tração elétrica veicular. Esse bloco permite a simulação do comportamento dinâmico do motor, incluindo os efeitos das resistências do estator e do rotor, indutâncias de dispersão, indutância mútua, número de polos, momento de inércia e coeficiente de atrito viscoso. A partir dessas grandezas, o modelo calcula as correntes trifásicas do estator, o torque eletromagnético desenvolvido, a velocidade mecânica do rotor e as variáveis utilizadas na realimentação do controle vetorial. A Tabela 5 apresenta os parâmetros elétricos e mecânicos adotados para a configuração do motor de indução no ambiente de simulação.

Tabela 5 – Parâmetros elétricos e mecânicos utilizados no motor de indução.

Parâmetro	Descrição	Valor utilizado
S	Potência nominal do motor	$100\ \mathrm{kW}$
V_{dc}/V_{LL}	Tensão do barramento CC / tensão de alimentação	$650\ \mathrm{V}$
f	Frequência de operação	$400\ \mathrm{Hz}$
R_s	Resistência do estator	$0{,}035\ \Omega$
R_r	Resistência do rotor	$0{,}05\ \Omega$
L_{ls}	Indutância de dispersão do estator	$0{,}00008\ \mathrm{H}$
L_{lr}	Indutância de dispersão do rotor	$0{,}00010\ \mathrm{H}$
L_m	Indutância mútua	$0{,}008\ \mathrm{H}$
p	Número de polos da máquina	4
J	Momento de inércia	$0{,}662\ \mathrm{kg \cdot m^2}$
F	Coeficiente de atrito viscoso	$0{,}1\ \mathrm{N \cdot m \cdot s}$

Fonte: Autoria própria (2026).

3.2 Controlador convencional PI

O controlador convencional utilizado neste trabalho foi implementado na estrutura FOC, por meio de blocos discretos do tipo PI(z) no ambiente MATLAB/Simulink. Essa estrutura foi utilizada como referência para posterior comparação com o controlador fuzzy proposto, mantendo-se a mesma planta, os mesmos parâmetros do motor, o mesmo inversor trifásico, a mesma estratégia de modulação PWM/SVPWM e os mesmos cenários de simulação.

No modelo implementado, o controle convencional é composto por uma malha externa de velocidade e duas malhas internas de corrente: a malha de torque, associada à corrente de eixo em quadratura i_q, e a malha de fluxo, associada à corrente de eixo direto i_d. Essa organização é característica do FOC, no qual a componente i_d está relacionada ao fluxo magnetizante da máquina, enquanto a componente i_q está relacionada à produção de torque eletromagnético. Essa divisão permite que o motor de indução apresente comportamento semelhante ao de uma máquina de CC, com controle desacoplado entre fluxo e torque (Krishnan, 2001).

Embora o objetivo geral do trabalho utilize o termo PID, os blocos empregados no modelo do simulink são do tipo PI(z). Dessa forma, nesta metodologia, o controlador convencional foi tratado como um controlador PI discreto, equivalente a um controlador PID com ação derivativa nula, conforme apresentado na Equação 39.

$$K_d = 0. \tag{39}$$

Essa escolha é coerente com aplicações de controle vetorial em motores de indução, pois as malhas de corrente de acionamentos alimentados por inversores PWM normalmente utilizam controladores PI devido à simplicidade de implementação, ao baixo custo computacional e à menor sensibilidade a ruídos de medição quando comparadas à ação derivativa. Além disso, controladores PI são amplamente utilizados em estruturas FOC por apresentarem bom desempenho em regime permanente e permitirem compensação do erro acumulado sem necessidade de aumento da complexidade do controlador (Ogata, 2010; Nise, 2017).

3.2.1 Estrutura geral do controlador convencional no FOC

A estrutura do controlador convencional foi organizada de forma hierárquica. A malha externa de velocidade atua sobre a dinâmica mecânica do motor e gera a referência de torque eletromagnético $T_{e,\text{ref}}$. Essa referência é utilizada no bloco de cálculo de i_q^*, responsável por converter a solicitação de torque em referência de corrente de eixo q, denominada $i_{q,\text{ref}}$.

Em paralelo, a referência de fluxo $\phi_{r,\text{ref}}$ é convertida em referência de corrente direta $i_{d,\text{ref}}$, utilizada pela malha de fluxo. As malhas internas i_q e i_d processam os erros entre as referências e as correntes medidas, gerando os sinais de controle associados aos eixos q e d.

Esses sinais são posteriormente utilizados na formação das tensões de referência $v_{q,\text{ref}}$ e $v_{d,\text{ref}}$, que seguem para a transformação inversa de coordenadas e para a etapa de modulação PWM/SVPWM.

A sequência geral da implementação convencional é representada na Equação 40.

$$\begin{aligned}
&\omega_{\text{ref}}(k) - \omega_m(k) \longrightarrow PI_\omega(z) \longrightarrow T_{e,\text{ref}}(k),\\
&T_{e,\text{ref}}(k),\, \phi_r(k) \longrightarrow \text{cálculo de } i_{q,\text{ref}}(k),\\
&i_{q,\text{ref}}(k) - i_q(k) \longrightarrow PI_{i_q}(z) \longrightarrow Iq_PI_out \approx v_{q,\text{ref}}(k),\\
&\phi_{r,\text{ref}}(k) \longrightarrow \text{saturação} \longrightarrow \frac{1}{L_m} \longrightarrow i_{d,\text{ref}}(k),\\
&i_{d,\text{ref}}(k) - i_d(k) \longrightarrow PI_{i_d}(z) \longrightarrow Id_PI_out \approx v_{d,\text{ref}}(k).
\end{aligned} \tag{40}$$

Dessa forma, a malha de velocidade define a necessidade de torque do motor, enquanto as malhas internas de corrente garantem que as componentes i_d e i_q acompanhem suas respectivas referências. No modelo com controlador fuzzy, a malha de velocidade é o ponto principal de comparação, enquanto as malhas internas i_d e i_q são mantidas como controladores PI auxiliares.

3.2.2 Formulação discreta do controlador PI

Em cada malha de controle, o controlador recebe como entrada o erro entre uma referência e a variável medida. De forma geral, esse erro é definido pela Equação 41.

$$e(k) = r(k) - y(k), \tag{41}$$

em que $r(k)$ representa o valor de referência da malha, $y(k)$ representa a variável medida ou estimada e k indica o instante discreto da simulação.

A forma geral de um controlador PID contínuo é apresentada na Equação 42.

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau)\, d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}. \tag{42}$$

em que $u(t)$ é a saída do controlador, $e(t)$ é o erro, K_p é o ganho proporcional, K_i é o ganho integral e K_d é o ganho derivativo.

No modelo implementado, entretanto, foram utilizados blocos PI(z). Assim, a ação derivativa foi desativada, conforme indicado anteriormente na Equação 39. Dessa forma, a equação discreta utilizada para representar os controladores convencionais é apresentada na Equação 43.

$$u(k) = K_p e(k) + K_i T_s \sum_{j=0}^{k} e(j). \tag{43}$$

em que T_s representa o período de amostragem, K_p corresponde ao ganho proporcional e K_i ao ganho integral.

Para a implementação computacional do controlador, a forma acumulativa apresentada na Equação 43 pode ser reescrita em uma forma incremental. Para isso, considera-se a mesma expressão avaliada no instante anterior ($k-1$), conforme a Equação 44.

$$u(k-1) = K_p e(k-1) + K_i T_s \sum_{j=0}^{k-1} e(j). \tag{44}$$

Subtraindo essa expressão da Equação 43, os termos correspondentes ao somatório acumulado até $k-1$ cancelam-se, restando apenas a contribuição do erro no instante atual na Equação 45.

$$u(k) - u(k-1) = K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i T_s e(k). \tag{45}$$

Isolando $u(k)$, obtém-se a Equação 46 na forma incremental utilizada para a implementação do controlador PI discreto.

$$u(k) = u(k-1) + K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i T_s e(k). \tag{46}$$

Nessa formulação, o cálculo do sinal de controle no instante atual depende apenas da ação de controle prévia $u(k-1)$, da variação do erro dada por $e(k)-e(k-1)$ e do erro atual $e(k)$, eliminando a necessidade de recalcular explicitamente o somatório de todos os erros passados a cada ciclo de amostragem. Essa representação reduz o esforço computacional e evita problemas de saturação numérica, preservando a ação proporcional sobre a dinâmica transitória e a ação integral sobre o erro em regime permanente.

Para a implementação discreta, foi adotado o período de amostragem apresentado na Equação 47.

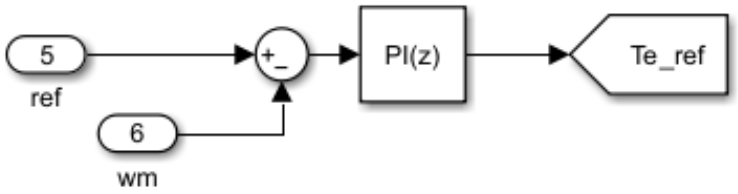
$$T_s = 1 \times 10^{-5}\ \text{s}. \tag{47}$$

O valor apresentado corresponde a $10\ \mu$s, compatível com a discretização utilizada na estrutura de controle e com o acionamento por modulação PWM/SVPWM. Esse período foi mantido para as malhas de velocidade, torque e fluxo, garantindo coerência temporal entre os controladores e a etapa de modulação.

3.2.3 Malha externa de velocidade

A malha externa de velocidade é o controlador principal utilizado como referência para a comparação com o controlador fuzzy. Essa malha recebe como entrada a velocidade de referência ω_{ref} e a velocidade mecânica medida do rotor ω_m, obtida a partir do bloco da máquina de indução no simulink. A estrutura implementada no modelo é apresentada na Figura 19, destacando a comparação entre referência e velocidade medida, o bloco PI(z) e a geração de $T_{e,\text{ref}}$.

Figura 19 – Malha externa de velocidade implementada com controlador PI(z).



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O erro de velocidade e a saída da malha de velocidade são definidos, respectivamente, pelas Equações 48 e 49.

$$e_\omega(k) = \omega_{\text{ref}}(k) - \omega_m(k). \tag{48}$$

$$T_{e,\text{ref}}(k) = PI_\omega(z)\left(e_\omega(k)\right). \tag{49}$$

A função dessa malha é determinar a quantidade de torque necessária para que o motor acompanhe a velocidade de referência. Quando a velocidade medida está abaixo da referência, o erro é positivo e o controlador aumenta $T_{e,\text{ref}}$. Quando a velocidade medida se aproxima da

referência, o erro diminui e a ação de controle é reduzida. Caso a velocidade medida ultrapasse a referência, o erro torna-se negativo, reduzindo a solicitação de torque.

A saída $T_{e,\text{ref}}$ não é aplicada diretamente ao motor. Ela serve como entrada para o bloco que converte o torque de referência na corrente de torque desejada $i_{q,\text{ref}}$, estabelecendo a ligação entre a dinâmica mecânica da malha de velocidade e a dinâmica elétrica da malha de torque.

Para a sintonia inicial da malha de velocidade, considerou-se a dinâmica mecânica aproximada do motor e a forma padrão de segunda ordem apresentadas nas Equações 50 e 51.

$$G_\omega(s) = \frac{\omega(s)}{T_e(s)} = \frac{1}{Js + F}. \tag{50}$$

$$s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2. \tag{51}$$

A partir da comparação entre a dinâmica do sistema e o modelo de segunda ordem desejado, foi utilizado o método de alocação de polos para determinar os ganhos do controlador PI, conforme apresentado nas Equações 52 e 53.

$$K_{p,\omega} = 2\zeta\omega_n J - F. \tag{52}$$

$$K_{i,\omega} = J\omega_n^2. \tag{53}$$

O método de alocação de polos consiste em definir previamente as características desejadas para a resposta dinâmica do sistema, representadas pelo fator de amortecimento (ζ) e pela frequência natural (ω_n), determinando assim os ganhos do controlador de modo que a dinâmica de malha fechada apresente os polos associados a essas especificações. Dessa forma, os parâmetros do controlador são obtidos a partir das características físicas da planta e dos requisitos de resposta adotados para a malha de velocidade.

Os valores de projeto e os parâmetros mecânicos utilizados são apresentados nas Equações 54 e 55.

$$\zeta = 0{,}8 \qquad \text{e} \qquad \omega_n = 100 \text{ rad/s}. \tag{54}$$

$$J = 0{,}662 \text{ kg} \cdot \text{m}^2 \qquad \text{e} \qquad F = 0{,}1 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}. \tag{55}$$

A escolha de $\omega_n = 100$ rad/s mantém a malha de velocidade mais lenta que as malhas internas de corrente, preservando a hierarquia dinâmica do FOC. Com esses valores, obtém-se o cálculo indicado na Equação 56.

$$
\begin{aligned}
K_{p,\omega} &= 2 \cdot 0{,}8 \cdot 100 \cdot 0{,}662 - 0{,}1, \\
K_{p,\omega} &= 105{,}82, \\
K_{i,\omega} &= 0{,}662 \cdot 100^2, \\
K_{i,\omega} &= 6620.
\end{aligned}
\tag{56}
$$

Portanto, considerando que o sinal de velocidade utilizado na entrada do controlador está em rad/s, os ganhos adotados para a malha externa de velocidade são apresentados na Equação 57.

$$
K_{p,\omega} = 105{,}82, \qquad K_{i,\omega} = 6620, \qquad K_{d,\omega} = 0. \tag{57}
$$

Caso a velocidade seja convertida para rpm antes da entrada do bloco PI(z), a relação de conversão e os ganhos equivalentes são apresentados nas Equações 58 e 59.

$$
1 \text{ rpm} = \frac{2\pi}{60} \text{ rad/s}. \tag{58}
$$

$$
\begin{aligned}
K_{p,\omega,\text{rpm}} &= 105{,}82 \cdot \frac{2\pi}{60} = 11{,}08, \\
K_{i,\omega,\text{rpm}} &= 6620 \cdot \frac{2\pi}{60} = 693{,}2.
\end{aligned}
\tag{59}
$$

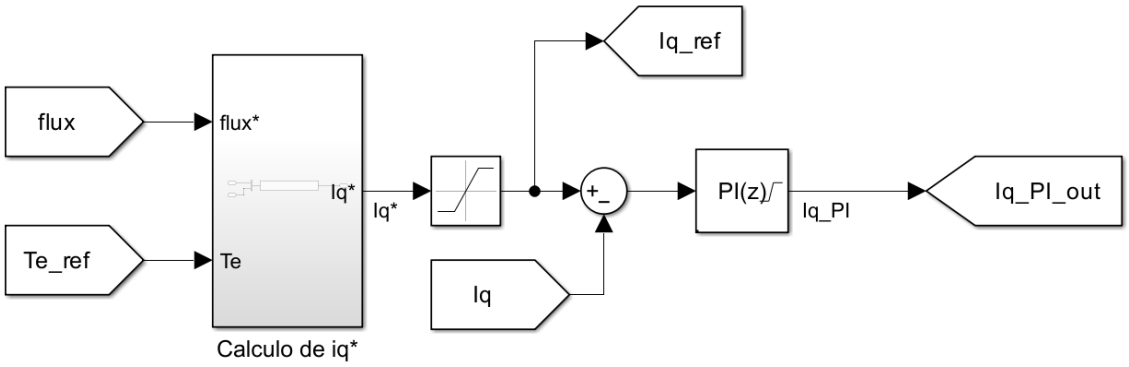
Neste trabalho, adotou-se a unidade rad/s para a entrada do controlador de velocidade, pois a saída de velocidade mecânica do bloco da máquina assíncrona é tratada nessa unidade no modelo de controle.

3.2.4 Malha interna de torque

A malha interna de torque atua sobre a corrente de eixo em quadratura i_q, responsável pela produção de torque eletromagnético no motor de indução. Embora a comparação principal deste trabalho esteja relacionada ao controlador da malha de velocidade, a malha i_q foi mantida no modelo como uma malha PI auxiliar, necessária para o funcionamento do FOC.

A estrutura da malha interna de torque implementada no simulink é apresentada na Figura 20, incluindo o cálculo de i_q^*, a saturação da referência, a comparação com i_q, o bloco PI(z) e a saída *Iq_PI_out*.

Figura 20 – Malha de controle de torque por meio da corrente i_q.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

No modelo implementado, a referência de torque $T_{e,\text{ref}}$, proveniente da malha externa de velocidade, é enviada ao bloco de cálculo de i_q^*, juntamente com o fluxo estimado do rotor. A referência de corrente de eixo q, o erro da malha de torque e a saída do controlador PI são apresentados nas Equações 60, 61 e 62.

$$i_{q,\text{ref}}(k) = f\left(T_{e,\text{ref}}(k), \phi_r(k)\right). \tag{60}$$

$$e_{i_q}(k) = i_{q,\text{ref}}(k) - i_q(k). \tag{61}$$

$$u_{i_q}(k) = PI_{i_q}(z)\left(e_{i_q}(k)\right). \tag{62}$$

Após o cálculo, $i_{q,\text{ref}}$ passa por um bloco de saturação, cuja função é limitar a corrente solicitada ao motor. Essa limitação evita que o controlador imponha valores de corrente acima dos limites definidos para a máquina, para o inversor ou para o barramento CC. A saída do controlador é indicada no modelo como *Iq_PI_out*, sendo utilizada na geração da tensão de referência do eixo q, usualmente representada por $v_{q,\text{ref}}$. Essa tensão é enviada posteriormente à transformação inversa e ao bloco de modulação PWM/SVPWM.

Para a sintonia da malha i_q, a dinâmica elétrica foi aproximada por uma função de primeira ordem, conforme a Equação 63.

$$G_i(s) \approx \frac{1}{L_\sigma s + R_\sigma}. \tag{63}$$

A partir dos parâmetros elétricos do motor, foram calculadas as indutâncias totais do estator e do rotor, o coeficiente de dispersão, a indutância transitória equivalente e a resistência equivalente, conforme as relações apresentadas nas Equações 64 a 67.

$$\begin{aligned} L_s &= L_{ls} + L_m, \\ L_r &= L_{lr} + L_m. \end{aligned} \tag{64}$$

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}. \tag{65}$$

$$L_\sigma = \sigma L_s. \tag{66}$$

$$R_\sigma = R_s + R_r \left(\frac{L_m}{L_r}\right)^2. \tag{67}$$

Substituindo os valores utilizados no modelo, obtiveram-se $L_s = 0{,}00808$ H e $L_r = 0{,}00810$ H. A partir desses valores, o coeficiente de dispersão calculado foi $\sigma \approx 0{,}0221$, resultando em uma indutância transitória equivalente $L_\sigma \approx 1{,}79 \times 10^{-4}$ H e em uma resistência equivalente $R_\sigma \approx 0{,}0838\ \Omega$.

Com L_σ e R_σ definidos, os ganhos iniciais das malhas internas foram calculados a partir da largura de banda desejada da malha de corrente, adotada como $\omega_{ci} = 1000$ rad/s. As relações utilizadas para o cálculo dos ganhos da malha de torque são apresentadas nas Equações 68 e 69.

$$K_{p,i_q} = L_\sigma \omega_{ci}. \tag{68}$$

$$K_{i,i_q} = R_\sigma \omega_{ci}. \tag{69}$$

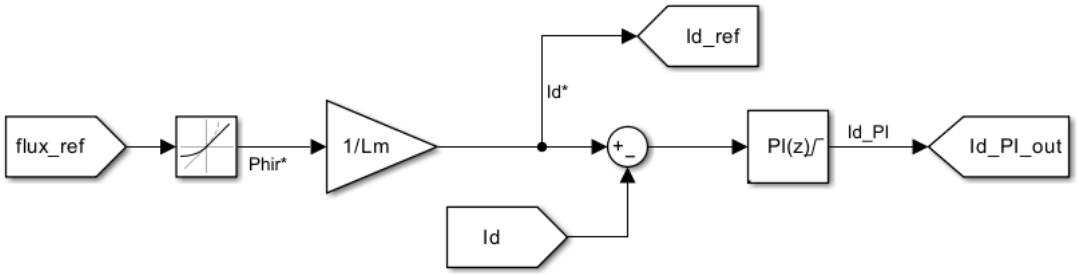
A partir desses valores, foram obtidos $K_{p,i_q} = 0{,}179$ e $K_{i,i_q} = 83{,}8$. Como a malha implementada é PI, adotou-se $K_{d,i_q} = 0$.

3.2.5 Malha interna de fluxo

A malha interna de fluxo atua sobre a corrente de eixo direto i_d, associada à magnetização do motor de indução. Enquanto a componente i_q está relacionada à produção de torque, a componente i_d tem a função de manter o fluxo magnetizante da máquina em um valor adequado para a operação.

A estrutura da malha interna de fluxo implementada no simulink é apresentada na Figura 21, destacando a referência *flux_ref*, o bloco de saturação, o bloco $1/L_m$, a comparação com i_d, o bloco PI(z) e a saída *Id_PI_out*.

Figura 21 – Malha de controle de fluxo por meio da corrente i_d.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A conversão da referência de fluxo em referência de corrente direta é definida pela Equação 70.

$$i_{d,\text{ref}}(k) = \frac{\phi_{r,\text{ref}}(k)}{L_m}. \tag{70}$$

No modelo apresentado, foi adotada a referência de fluxo $\phi_{r,\text{ref}} = 0{,}96$. Considerando a indutância mútua do motor $L_m = 0{,}008$ H, a referência de corrente direta obtida foi $i_{d,\text{ref}} = 120$ A.

Esse valor representa a referência de corrente direta antes de eventuais saturações ou normalizações adicionais presentes no modelo. Caso o bloco de saturação limite esse sinal, o valor final aplicado ao controlador deve ser conferido diretamente no simulink.

A corrente de referência $i_{d,\text{ref}}$ é comparada com a corrente medida i_d, obtida pelas transformações de coordenadas. O erro da malha de fluxo e a saída do controlador PI são dados pelas Equações 71 e 72.

$$e_{i_d}(k) = i_{d,\text{ref}}(k) - i_d(k). \tag{71}$$

$$u_{i_d}(k) = PI_{i_d}(z)\left(e_{i_d}(k)\right). \tag{72}$$

A saída do controlador é indicada no modelo como *Id_PI_out*, sendo utilizada na geração da tensão de referência do eixo direto, usualmente representada por $v_{d,\text{ref}}$.

A malha de fluxo foi mantida como PI auxiliar tanto no modelo convencional quanto no modelo com controlador fuzzy, pois sua função é garantir a magnetização adequada da máquina. Dessa forma, a comparação entre o controlador PI e o controlador fuzzy permanece concentrada na malha de velocidade, sem alterar a estrutura básica de controle de fluxo do FOC.

Como a malha i_d também atua sobre a dinâmica elétrica do motor no referencial dq, foi utilizada a mesma aproximação adotada para a malha i_q. Assim, com $L_\sigma = 1{,}79 \times 10^{-4}$ H, $R_\sigma = 0{,}0838\ \Omega$ e $\omega_{ci} = 1000$ rad/s, foram obtidos $K_{p,i_d} = 0{,}179$ e $K_{i,i_d} = 83{,}8$. Como a malha implementada é PI, adotou-se $K_{d,i_d} = 0$.

3.2.6 Procedimento de sintonia dos ganhos

A sintonia dos controladores convencionais foi realizada de forma sequencial, respeitando a hierarquia do FOC. Inicialmente foram definidos os ganhos das malhas internas de corrente i_d e i_q, pois essas malhas atuam sobre a dinâmica elétrica do motor e devem apresentar resposta mais rápida. Em seguida, foram definidos os ganhos da malha externa de velocidade, associada à dinâmica mecânica da máquina.

Essa organização evita a escolha aleatória dos ganhos e torna o procedimento mais reprodutível. Métodos clássicos como Ziegler-Nichols podem ser utilizados para obtenção de ganhos iniciais de controladores P, PI e PID. No método de Ziegler-Nichols em malha fechada, os parâmetros são obtidos a partir do ganho crítico K_u e do período crítico P_u. Para controladores PI, esse método adota $K_p = 0{,}45K_u$ e $T_i = P_u/1{,}2$; para controladores PID, adota $K_p = 0{,}60K_u$, $T_i = P_u/2$ e $T_d = P_u/8$ (Ogata, 2010).

Neste trabalho, entretanto, como os parâmetros elétricos e mecânicos do motor são conhecidos, adotou-se uma sintonia inicial baseada no modelo do motor, seguida de verificação no MATLAB/simulink. Essa escolha é adequada porque os ganhos passam a ser calculados a partir de grandezas físicas da planta, e não definidos de forma arbitrária.

O procedimento adotado foi dividido em três etapas. Na primeira etapa, foram calculadas as constantes elétricas equivalentes L_σ e R_σ a partir dos parâmetros do motor. Na segunda etapa, foram definidos os ganhos das malhas internas i_d e i_q, utilizando uma largura de banda de corrente $\omega_{ci} = 1000$ rad/s. Na terceira etapa, foram definidos os ganhos da malha de velocidade por alocação de polos, considerando fator de amortecimento $\zeta = 0{,}8$ e frequência natural $\omega_n = 100$ rad/s.

Na alocação de polos da malha de velocidade, o fator de amortecimento (ζ) e a frequência natural (ω_n) foram definidos como parâmetros de projeto para estabelecer a dinâmica desejada do sistema em malha fechada. A partir desses valores e dos parâmetros mecânicos do motor, representados pelo momento de inércia (J) e pelo coeficiente de atrito viscoso (F), foram calculados os ganhos proporcional ($K_{p,\omega}$) e integral ($K_{i,\omega}$) do controlador PI. Dessa forma, a sintonia relaciona diretamente as características desejadas da resposta dinâmica com os parâmetros físicos da máquina.

Os valores obtidos foram inseridos nos blocos PI(z) do simulink e verificados por simulação. Durante a validação, foram observados o acompanhamento da referência de velocidade, o erro em regime permanente, o sobressinal, o tempo de acomodação, a resposta das correntes i_d e i_q, as tensões de referência v_d e v_q e a ocorrência de saturações.

A Tabela 6 apresenta os parâmetros intermediários utilizados na sintonia dos controladores PI.

Tabela 6 – Parâmetros utilizados no cálculo dos ganhos dos controladores PI.

Parâmetro	Símbolo	Valor adotado
Resistência do estator	R_s	$0{,}035\ \Omega$
Resistência do rotor	R_r	$0{,}05\ \Omega$
Indutância de dispersão do estator	L_{ls}	$0{,}00008$ H
Indutância de dispersão do rotor	L_{lr}	$0{,}00010$ H
Indutância mútua	L_m	$0{,}008$ H
Indutância total do estator	L_s	$0{,}00808$ H
Indutância total do rotor	L_r	$0{,}00810$ H
Coeficiente de dispersão	σ	$0{,}0221$
Indutância transitória equivalente	L_σ	$1{,}79 \times 10^{-4}$ H
Resistência equivalente	R_σ	$0{,}0838\ \Omega$
Largura de banda das malhas de corrente	ω_{ci}	1000 rad/s
Momento de inércia	J	$0{,}662$ kg · m^2
Coeficiente de atrito viscoso	F	$0{,}1$ N · m · s
Fator de amortecimento da malha de velocidade	ζ	$0{,}8$
Frequência natural da malha de velocidade	ω_n	100 rad/s
Período de amostragem dos controladores	T_s	1×10^{-5} s

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

3.2.7 Ganhos finais utilizados

Com base no procedimento de sintonia apresentado, os ganhos dos controladores convencionais foram definidos conforme a Tabela 7. Esses valores foram obtidos a partir dos parâmetros elétricos e mecânicos do motor, evitando a definição aleatória dos controladores.

Tabela 7 – Ganhos finais dos controladores convencionais utilizados no FOC.

Malha de controle	Tipo de controlador	Entrada	Saída	K_p	K_i	T_s
Velocidade	PI discreto, com $K_d = 0$	$\omega_{\text{ref}} - \omega_m$	$T_{e,\text{ref}}$	$105{,}82$	6620	1×10^{-5} s
Torque i_q	PI discreto, com $K_d = 0$	$i_{q,\text{ref}} - i_q$	$Iq_PI_out \approx v_{q,\text{ref}}$	$0{,}179$	$83{,}8$	1×10^{-5} s
Fluxo i_d	PI discreto, com $K_d = 0$	$i_{d,\text{ref}} - i_d$	$Id_PI_out \approx v_{d,\text{ref}}$	$0{,}179$	$83{,}8$	1×10^{-5} s

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Os valores apresentados correspondem aos ganhos finais adotados para a etapa convencional do modelo. A malha de velocidade foi configurada com $K_{p,\omega} = 105{,}82$ e $K_{i,\omega} = 6620$, considerando o erro de velocidade em rad/s. As malhas internas de corrente foram configuradas com $K_p = 0{,}179$ e $K_i = 83{,}8$, valores calculados a partir da resistência equivalente, da indutância transitória equivalente e da largura de banda desejada para as malhas elétricas.

Caso o sinal de velocidade seja convertido para rpm antes da entrada do controlador de velocidade, os ganhos equivalentes da malha externa devem ser substituídos pelos valores apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Ganhos equivalentes da malha de velocidade para entrada em RPM.

Unidade do erro de velocidade	$K_{p,\omega}$	$K_{i,\omega}$	$K_{d,\omega}$	Observação
rad/s	$105{,}82$	6620	0	Valores adotados neste trabalho
rpm	$11{,}08$	$693{,}2$	0	Usar apenas se o erro entrar no PI em rpm

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Além dos ganhos, foram consideradas a referência de fluxo $\phi_{r,\text{ref}} = 0{,}96$, a corrente direta de referência $i_{d,\text{ref}} = 120$ A e a tensão do barramento CC $V_{dc} = 650$ V.

A partir da tensão do barramento CC, o limite máximo de tensão vetorial disponível para a modulação SVPWM foi estimado pela Equação 73.

$$v_{dq,\text{max}} \approx \frac{V_{dc}}{\sqrt{3}}. \tag{73}$$

Considerando $V_{dc} = 650$ V, obteve-se $v_{dq,\text{max}} \approx 375{,}3$ V. Esse valor foi utilizado como referência para verificar se as saídas das malhas internas $v_{d,\text{ref}}$ e $v_{q,\text{ref}}$ permanecem compatíveis com a tensão disponível no barramento CC.

Dessa forma, o controlador convencional utilizado neste trabalho foi implementado por meio de três malhas PI discretas integradas à estrutura FOC. A malha de velocidade atua sobre a dinâmica mecânica do motor, enquanto as malhas i_d e i_q atuam sobre a dinâmica elétrica. Os ganhos das malhas internas foram obtidos a partir dos parâmetros elétricos da máquina, enquanto os ganhos da malha externa foram definidos a partir da dinâmica mecânica do motor. Esse procedimento torna a metodologia reprodutível e fornece uma base consistente para a comparação posterior com o controlador fuzzy.

3.3 Desenvolvimento do controlador fuzzy

Para a avaliação da aplicação de técnicas de inteligência computacional em sistemas de acionamento elétrico, o controlador PI presente na malha externa de velocidade do sistema de controle vetorial foi substituído por um controlador baseado em lógica fuzzy. A substituição foi motivada pelas limitações inerentes aos controladores lineares quando submetidos a sistemas com características não lineares, variações paramétricas e perturbações externas, condições que são frequentemente encontradas em sistemas de tração para VEs. A estrutura geral do controle vetorial permaneceu inalterada, preservando os blocos de estimação do fluxo rotórico, cálculo da frequência de escorregamento, transformações de coordenadas e o modelo dinâmico da motor de indução. Dessa forma, tornou-se possível realizar uma comparação direta entre as duas estratégias de controle sob as mesmas condições operacionais.

A substituição restringiu-se à malha externa de velocidade, responsável pela geração da referência de torque eletromagnético utilizada pelo controle vetorial. A escolha dessa malha deve-se ao fato de que seu desempenho influencia diretamente a resposta global do acionamento, afetando características como aceleração, estabilidade, rejeição de perturbações e eficiência energética. Além disso, por operar em uma escala de tempo mais lenta que as malhas

internas de corrente e fluxo, a malha de velocidade é a principal responsável pelas características transitórias do sistema, influenciando parâmetros como tempo de subida, *overshoot*, tempo de acomodação e erro em regime permanente.

A estrutura desenvolvida utiliza um controlador fuzzy do tipo Mamdani, composto pelas etapas de fuzzificação, inferência e defuzzificação. O controlador recebe como entradas o erro de velocidade e a variação temporal do erro e processa essas informações por meio de uma base de regras linguísticas construída a partir do comportamento esperado do sistema. Na saída, é gerada uma referência de torque eletromagnético que alimenta as malhas do controle vetorial da máquina de indução. Essa estratégia permite que a ação de controle seja ajustada de forma não linear em função das condições de operação, resultando em maior flexibilidade na compensação de perturbações e variações dinâmicas do sistema.

3.3.1 Variáveis de entrada e saída

As variáveis de entrada do controlador foram definidas de forma a representar simultaneamente o estado instantâneo do sistema e sua tendência dinâmica. Para isso, foram utilizados o erro de velocidade e a variação temporal do erro, grandezas amplamente empregadas em sistemas de controle fuzzy aplicados ao controle de velocidade de máquinas elétricas.

O erro de velocidade é obtido pela diferença entre a velocidade de referência e a velocidade medida do rotor, conforme apresentado na Equação 74. Essa variável fornece uma indicação direta da distância entre o estado atual do sistema e o ponto de operação desejado.

$$e(k) = \omega_{ref} - \omega_r \tag{74}$$

A segunda variável de entrada corresponde à variação temporal do erro, calculada pela diferença entre o erro atual e o erro da amostra anterior, conforme apresentado na Equação 75. Essa variável fornece informações sobre a tendência de evolução da resposta dinâmica, permitindo identificar se o erro está aumentando, diminuindo ou permanecendo aproximadamente constante ao longo do tempo.

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \tag{75}$$

A utilização simultânea dessas duas variáveis permite que o controlador considere não apenas a magnitude do erro, mas também a velocidade com que esse erro se altera. Dessa forma, o sistema passa a dispor de informações equivalentes às utilizadas por um controlador PD, porém processadas por meio de regras linguísticas e mecanismos de inferência não linear. Essa característica possibilita uma ação de controle mais flexível diante das diferentes condições de operação da máquina.

Antes de serem aplicadas ao sistema fuzzy, as variáveis de entrada foram submetidas a um processo de normalização. Essa etapa tem como objetivo adequar os sinais físicos do sistema ao universo de discurso adotado pelo controlador, definido no intervalo compreendido

entre -1 e 1. A normalização também permite que as funções de pertinência sejam definidas independentemente das unidades físicas das variáveis de entrada, simplificando o projeto e a sintonia do controlador.

O erro de velocidade foi inicialmente convertido para rad/s e posteriormente multiplicado por um ganho de escala Ke, conforme apresentado na Equação 76. Considerando a velocidade máxima de referência utilizada nas simulações. Dessa forma, o valor de Ke foi definido de modo a limitar o erro normalizado à faixa operacional do controlador fuzzy.

$$\begin{aligned} e_n &= K_e e(k), \\ de_n &= K_{de} \Delta e(k). \end{aligned} \tag{76}$$

De maneira análoga, a variação temporal do erro foi multiplicada por um ganho de escala Kde, responsável por adequar a taxa de variação do erro ao mesmo intervalo normalizado. O valor desse ganho foi ajustado iterativamente por meio de sucessivas simulações, buscando representar adequadamente a dinâmica do sistema sem provocar saturação excessiva das entradas fuzzy.

3.3.2 Fuzzificação

Após a etapa de normalização, as variáveis de entrada foram submetidas ao processo de fuzzificação, responsável por converter os valores numéricos do erro de velocidade e da variação temporal do erro em variáveis linguísticas processáveis pelo mecanismo de inferência fuzzy.

Para cada variável de entrada, definiram-se sete funções de pertinência triangulares distribuídas ao longo do intervalo normalizado. Os conjuntos linguísticos adotados foram: *Negative Big* (NB), *Negative Medium* (NM), *Negative Small* (NS), *Zero* (ZE), *Positive Small* (PS), *Positive Medium* (PM) e *Positive Big* (PB). A escolha de sete conjuntos representa um compromisso ideal entre a capacidade de representação do sistema e a sua complexidade computacional. Um número reduzido de termos linguísticos poderia comprometer a sensibilidade do controlador diante das diferentes condições de operação do VE, que se mostrou pouco ou quase nada eficiente quando testado em etapas de testes, ao passo que um número excessivo elevaria significativamente a quantidade de regras necessárias no mecanismo de inferência e aumentaria o custo computacional.

As funções de pertinência triangulares foram escolhidas devido à sua simplicidade matemática, baixo custo computacional e ampla utilização em aplicações de controle de máquinas elétricas. Além disso, sua implementação facilita o processo de sintonia do controlador e a interpretação das regiões de atuação associadas a cada conjunto linguístico. As funções foram distribuídas de forma não uniforme entre as regiões estabelecidas. Uma região central mais estreita foi utilizada para o conjunto ZE, aumentando a sensibilidade do controlador quando o sistema opera próximo da velocidade de referência. Nas regiões extremas, os conjuntos NB

e PB foram ampliados para garantir ações de controle mais agressivas em situações de erro elevado.

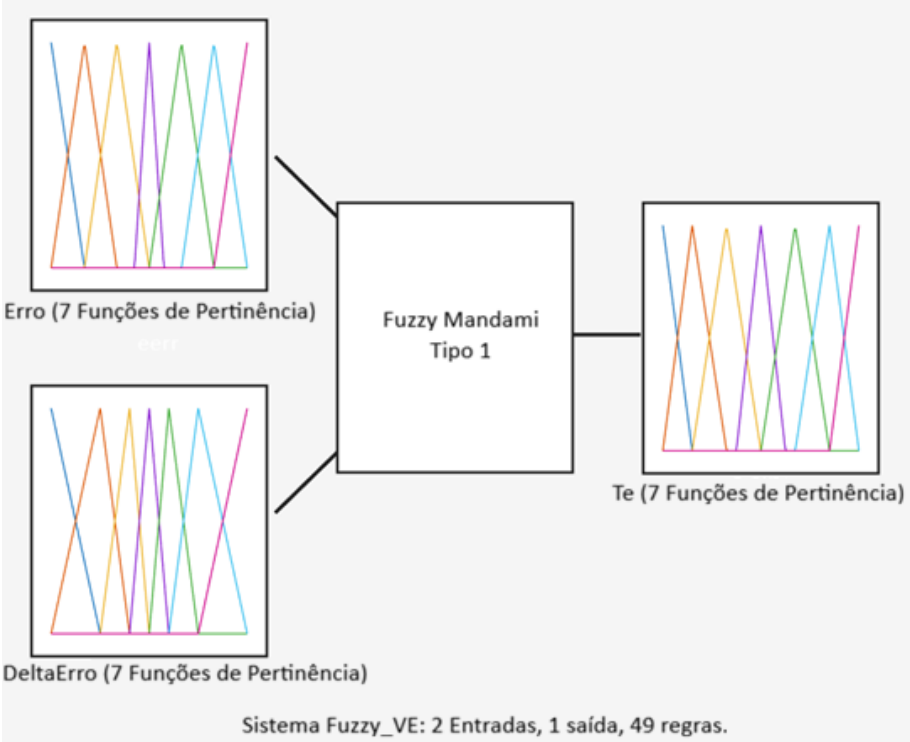
As funções de pertinência foram distribuídas de forma não uniforme ao longo do intervalo das funções. A região central associada ao conjunto ZE foi propositalmente definida com largura reduzida, aumentando a sensibilidade do controlador quando o sistema opera próximo da velocidade de referência. Essa característica permite que pequenas variações de velocidade sejam rapidamente identificadas pelo mecanismo de inferência, contribuindo para a redução do erro estacionário e para a melhoria da precisão em regime permanente.

Por outro lado, os conjuntos extremos NB e PB foram ampliados de forma a representar adequadamente situações de erro elevado. Nesses casos, o controlador passa a produzir ações corretivas mais intensas, favorecendo a rápida recuperação da velocidade diante de perturbações mecânicas ou mudanças bruscas de referência. Tal comportamento é particularmente desejável em aplicações de tração elétrica, nas quais o acionamento deve responder rapidamente a acelerações, desacelerações e variações de carga impostas pelas condições de operação do veículo.

Embora ambas as variáveis de entrada utilizem a mesma quantidade de conjuntos linguísticos e a mesma nomenclatura dos termos fuzzy, os parâmetros das funções de pertinência foram ajustados individualmente para o erro de velocidade e para a variação temporal do erro. Essa diferenciação foi necessária devido às distintas características dinâmicas apresentadas por cada variável. Enquanto o erro de velocidade representa a distância instantânea em relação ao ponto de operação desejado, a variação do erro está associada à rapidez com que essa distância se altera ao longo do tempo. Dessa forma, os limites das funções de pertinência foram definidos de acordo com a faixa de variação observada para cada variável durante o processo de sintonia do controlador.

A estrutura do controlador no *Fuzzy Logic Designer* do MATLAB é apresentada na Figura 22.

Figura 22 – Editor do Fuzzy Logic Designer do Matlab.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

3.3.3 Inferência

A etapa de inferência constitui o núcleo do controlador fuzzy, sendo responsável por transformar as informações linguísticas obtidas durante a fuzzificação em ações de controle adequadas às condições instantâneas de operação do sistema. Para o desenvolvimento do controlador, foi adotado um Sistema de Inferência fuzzy do tipo Mamdani, amplamente empregado em aplicações de acionamentos elétricos devido à sua simplicidade de implementação e à facilidade de interpretação das regras linguísticas.

A base de conhecimento foi composta por quarenta e nove regras do tipo *IF–THEN*, resultantes da combinação entre os sete conjuntos linguísticos associados ao erro de velocidade e os sete conjuntos linguísticos associados à variação do erro. Essa estrutura permite que o controlador considere simultaneamente a magnitude do erro e sua tendência de evolução, possibilitando decisões mais adequadas para diferentes condições de operação da máquina.

A combinação das duas variáveis de entrada permite que o controlador adapte continuamente sua resposta de acordo com as condições operacionais da máquina. Em situações de grandes desvios de velocidade, o sistema produz ações corretivas mais agressivas, enquanto em regiões próximas ao ponto de operação a intensidade da ação de controle é suavizada. Essa característica não linear constitui uma das principais vantagens da lógica fuzzy em relação aos controladores lineares convencionais, possibilitando maior flexibilidade e robustez diante de perturbações e variações paramétricas.

O processo de inferência foi implementado utilizando o operador lógico AND para a combinação dos antecedentes das regras e o operador mínimo para determinação do grau de ativação de cada regra. Posteriormente, as contribuições individuais foram agregadas por meio do operador máximo, formando o conjunto fuzzy de saída que representa a ação de controle resultante. A Tabela 9 apresenta a base de regras utilizada no desenvolvimento do controlador fuzzy.

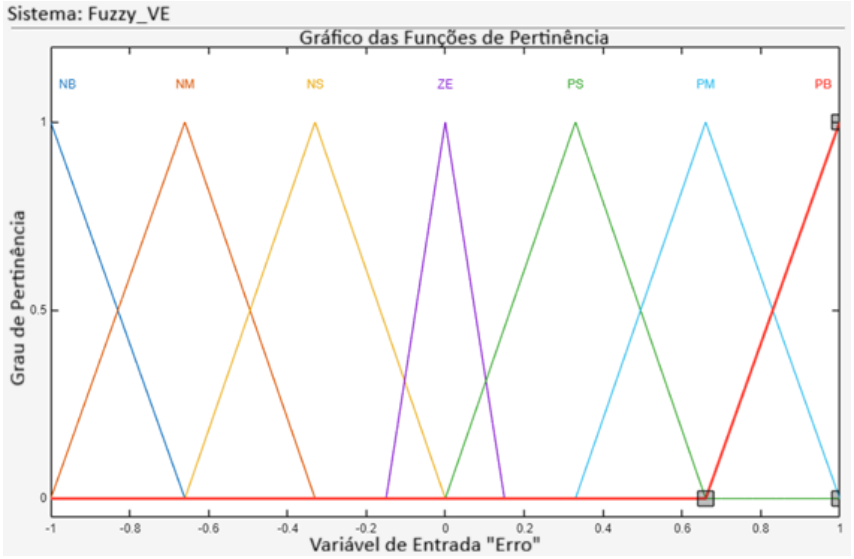
Tabela 9 – Base de regras utilizada no desenvolvimento do controlador fuzzy.

Error \ △Error	**NB**	**NM**	**NS**	**ZE**	**PS**	**PM**	**PB**
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
NM	NB	NB	NM	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NM	NS	NS	ZE	PS	PM
ZE	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
PS	NS	ZE	PS	PS	PM	PM	PB
PM	ZE	PS	PM	PM	PM	PB	PB
PB	PS	PM	PM	PB	PB	PB	PB

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

As funções para o erro são apresentadas na Figura 23.

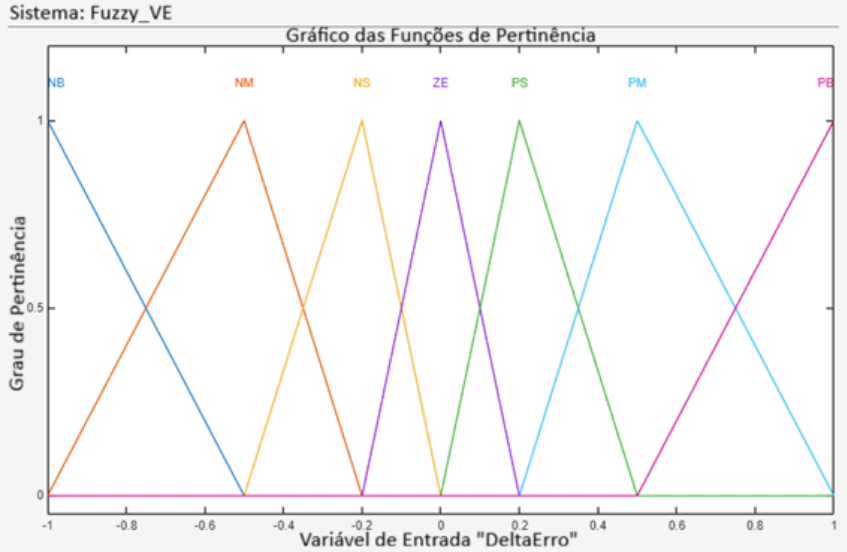
Figura 23 – Funções de pertinência da variável de entrada Erro.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

As funções para a variação do erro são apresentadas na Figura 24.

Figura 24 – Funções de pertinência da variável de entrada △Erro.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

3.3.4 Defuzzificação

Após a aplicação do mecanismo de inferência, a saída do controlador permanece representada por um conjunto fuzzy resultante da agregação das regras ativadas. Para que essa informação possa ser utilizada pelo sistema de controle vetorial, torna-se necessário convertê-la em um valor numérico único por meio do processo de defuzzificação.

Para o desenvolvimento do controlador foi adotado o método do centróide, amplamente utilizado em sistemas de controle fuzzy devido à sua capacidade de produzir respostas contínuas e suaves. Esse método determina o centro de gravidade da área resultante da agregação dos conjuntos fuzzy de saída, fornecendo um valor representativo do comportamento global das regras ativadas.

A escolha do método do centróide foi motivada pela necessidade de evitar variações abruptas na referência de torque eletromagnético, característica particularmente importante em sistemas de acionamento elétrico. Em aplicações de tração, transições suaves na ação de controle contribuem para a redução de oscilações mecânicas, minimização de esforços transitórios e melhoria da estabilidade do sistema.

A saída produzida pela etapa de defuzzificação corresponde a uma referência normalizada de torque eletromagnético. Posteriormente, essa referência é convertida para valores físicos por meio do ganho de escala Kt, responsável por adequar a saída do controlador fuzzy à faixa operacional do sistema de controle vetorial.

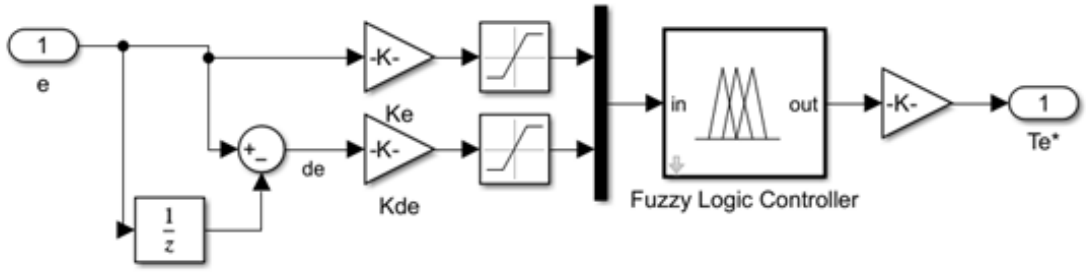
Após o escalonamento, o sinal obtido passa a representar a referência de torque eletromagnético utilizada pelo controle vetorial da máquina de indução, substituindo diretamente a ação anteriormente produzida pelo controlador PI da malha de velocidade. Dessa forma, mantém-se inalterada toda a estrutura interna do controle vetorial, permitindo que a comparação entre as estratégias de controle seja realizada sob as mesmas condições operacionais.

3.3.5 Desenvolvimento em ambiente do MATLAB/SIMULINK

A implementação foi realizada por meio do bloco *Fuzzy Logic Controller*, integrado à malha externa de velocidade do sistema de controle vetorial. O erro de velocidade foi obtido a partir da diferença entre a velocidade de referência e a velocidade medida do rotor, enquanto a variação temporal do erro foi calculada por meio de um bloco Unit Delay associado a operações de subtração. Essas duas variáveis constituíram as entradas do controlador fuzzy.

A Figura 25 apresenta a implementação final do controlador fuzzy no ambiente Simulink, destacando os blocos responsáveis pela normalização das entradas, cálculo da variação do erro, processamento fuzzy e escalonamento da saída.

Figura 25 – Esquema do bloco do controlador Fuzzy.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A saída do controlador fuzzy foi então conectada à entrada de referência de torque do bloco *Vector Control*, preservando toda a estrutura original do acionamento vetorial. O fator de escala da saída Kt foi obtido por sintonia iterativa, buscando um compromisso entre rapidez de resposta, redução do erro em regime permanente e limitação das oscilações do torque eletromagnético.

Os ganhos de escala foram obtidos a partir de uma combinação entre análise teórica e sintonia experimental. Inicialmente, o ganho Ke foi calculado considerando a velocidade máxima de referência do sistema, permitindo que o maior erro esperado correspondesse aproximadamente ao limite superior do universo de discurso fuzzy. Posteriormente, os ganhos Kde e Kt foram ajustados iterativamente por meio de simulações realizadas no ambiente MATLAB/Simulink.

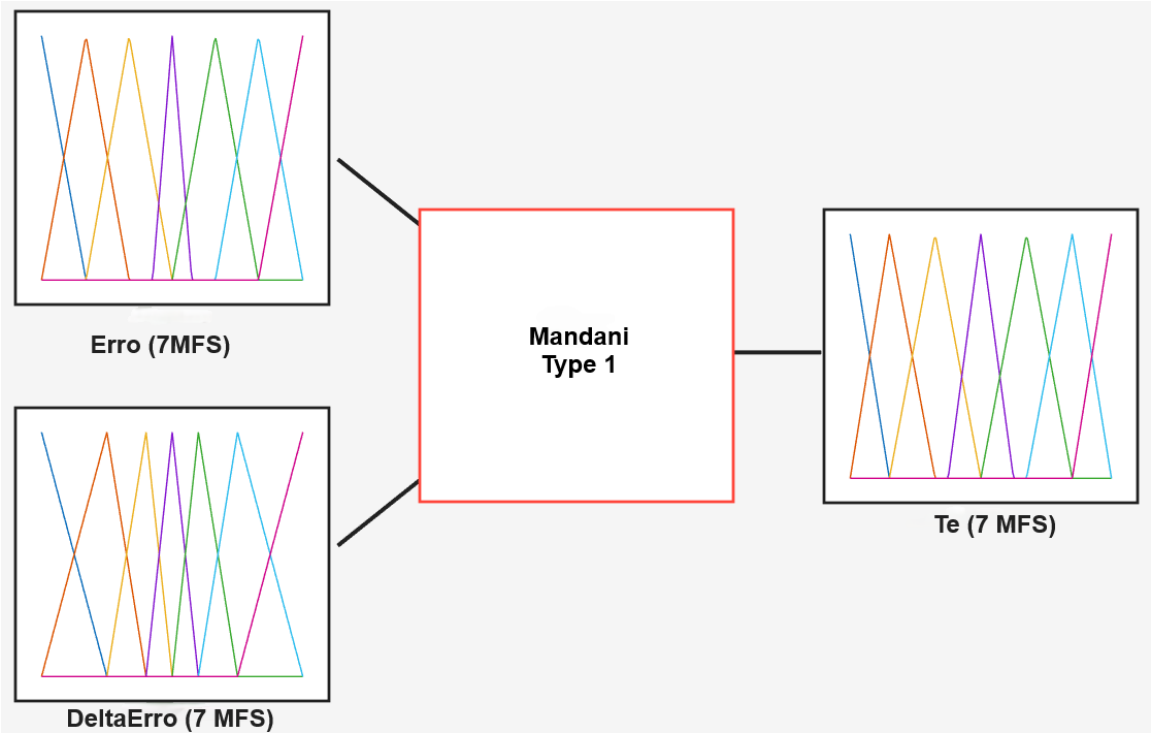
Durante o desenvolvimento foram avaliadas diferentes configurações para o controlador fuzzy. A primeira estrutura implementada utilizava apenas as variáveis erro de velocidade e variação do erro, caracterizando um controlador fuzzy com comportamento semelhante ao de um controlador PD. Essa configuração apresentou boa resposta transitória, reduzido *overshoot* e desempenho satisfatório durante os ensaios iniciais de rastreamento de velocidade.

Entretanto, verificou-se que o comportamento do controlador poderia ser aprimorado em situações envolvendo perturbações mecânicas e mudanças nas condições de operação do sistema. Embora a resposta dinâmica permanecesse estável, observou-se que a capacidade de compensação das variações de carga poderia ser melhorada, especialmente em cenários nos quais se desejava maior robustez e menor sensibilidade a perturbações externas.

Com o objetivo de aumentar a capacidade de adaptação do sistema e aprimorar seu desempenho global, foi incorporada uma ação integral externa à estrutura fuzzy, resultando em uma configuração híbrida fuzzy-integral. Nessa abordagem, o controlador fuzzy permanece responsável pelas características transitórias do sistema, fornecendo respostas rápidas e suaves, enquanto a ação integral contribui para a compensação acumulativa de desvios ao longo do tempo e para a melhoria da rejeição de perturbações.

O bloco do controlador fuzzy utilizado para controle das variáveis de erro e variação do erro é apresentado na Figura 26.

Figura 26 – Estrutura híbrida do controlador fuzzy no Simulink.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A sintonia das funções de pertinência foi realizada de forma iterativa, considerando a faixa de operação das variáveis de entrada e o comportamento observado nas simulações. Inicialmente, foram definidos sete conjuntos linguísticos para cada variável de entrada, utilizando funções de pertinência triangulares. Em seguida, seus limites foram ajustados de forma não uniforme, com uma região central mais estreita para o conjunto ZE, de modo a aumentar a sensibilidade do controlador próximo à referência, enquanto os conjuntos extremos NB e PB foram ampliados para representar situações de erro elevado e permitir ações corretivas mais intensas. Os parâmetros das funções foram ajustados individualmente para o erro de velocidade e para a variação do erro, considerando as diferentes características dinâmicas dessas variáveis. A adequação das funções foi verificada por meio de simulações sucessivas no MATLAB/Simulink, observando-se a resposta de velocidade, o erro em regime permanente e o comportamento do sinal de controle.

3.4 Avaliação dos cenários simulados e métricas de desempenho

Após a implementação da planta de simulação, da estrutura de controle vetorial por orientação de campo, do controlador PI convencional e do controlador fuzzy, foram definidos os cenários de simulação utilizados para avaliar comparativamente o desempenho das duas estratégias de controle. Essa etapa foi estruturada com o objetivo de verificar o comportamento do sistema em diferentes condições de operação, contemplando o rastreamento de velocidade, a rejeição de perturbações mecânicas e a operação sob variações simultâneas de referência e carga.

Os ensaios foram realizados no ambiente MATLAB/Simulink, mantendo-se os mesmos parâmetros elétricos e mecânicos do motor de indução, a mesma estrutura de controle vetorial, o mesmo inversor trifásico e a mesma estratégia de modulação SVPWM. Dessa forma, a comparação entre os controladores foi realizada sob condições equivalentes, alterando-se apenas a estratégia empregada na malha externa de velocidade. Na configuração convencional, utilizou-se o controlador PI discreto, enquanto na segunda configuração empregou-se o controlador fuzzy desenvolvido neste trabalho.

Foram definidos três cenários principais de simulação. O primeiro cenário correspondeu à resposta ao degrau de velocidade, no qual foi aplicada uma variação na referência de velocidade do motor. Esse ensaio teve como objetivo avaliar a capacidade dos controladores em acompanhar o valor desejado, permitindo analisar o comportamento transitório do sistema, incluindo tempo de subida, sobre-elevação, tempo de acomodação e erro em regime permanente.

O segundo cenário correspondeu à aplicação de carga mecânica ao eixo do motor. Nesse ensaio, a velocidade de referência foi mantida constante, enquanto um degrau de torque de carga foi aplicado durante a simulação. O objetivo foi avaliar a capacidade de rejeição de perturbações dos controladores, verificando como cada estratégia reagiu à variação súbita do torque resistente. Esse teste representa situações típicas de VEs, como aclives, aumento de carga, variações da massa transportada ou mudanças nas condições da via.

O terceiro cenário correspondeu à operação dinâmica combinada, na qual foram aplicadas variações sucessivas na referência de velocidade simultaneamente a alterações no torque de carga mecânica. Esse ensaio foi definido para representar uma condição operacional mais próxima da tração elétrica real, na qual o motor está sujeito a acelerações, desacelerações e variações contínuas de carga. Dessa forma, foi possível avaliar a capacidade dos controladores em manter desempenho adequado em diferentes pontos de operação.

Em todos os cenários simulados, foram registrados os principais sinais do sistema, incluindo a velocidade de referência, a velocidade mecânica do rotor, o erro de velocidade, o torque eletromagnético, o sinal de controle, as correntes de eixo direto e em quadratura e as grandezas associadas ao desempenho energético. Esses sinais foram exportados do MATLAB/-Simulink para o ambiente MATLAB por meio do mecanismo de registro de dados, permitindo o processamento posterior dos resultados.

A avaliação dos resultados foi realizada com base em métricas associadas à resposta dinâmica, à precisão de rastreamento, à rejeição de perturbações, ao esforço de controle e ao aproveitamento energético. Inicialmente, o erro de velocidade foi definido como a diferença entre a velocidade de referência e a velocidade mecânica desenvolvida pelo motor, conforme apresentado na Equação 77.

$$e(k) = \omega_{ref}(k) - \omega_m(k) \tag{77}$$

em que $e(k)$ representa o erro de velocidade no instante discreto k, $\omega_{ref}(k)$ representa a velocidade de referência e $\omega_m(k)$ representa a velocidade mecânica do rotor.

Para a análise da resposta dinâmica, foram considerados o tempo de subida, o tempo de acomodação e a sobre-elevação. O tempo de subida corresponde ao intervalo necessário para que a velocidade atinja a região próxima ao valor de referência. O tempo de acomodação representa o tempo necessário para que a resposta permaneça dentro de uma faixa definida em torno da referência. A sobre-elevação, ou *overshoot*, corresponde ao valor máximo ultrapassado pela resposta em relação ao valor de referência, expresso em porcentagem.

Para a avaliação quantitativa do erro de velocidade, foram utilizados o RMSE, o MAE, o IAE e o ISE. A Raiz do Erro Quadrático Médio, ou RMSE, foi utilizada para medir a dispersão global do erro ao longo do tempo, penalizando desvios de maior magnitude. Essa métrica foi calculada conforme a Equação 78.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} e(k)^2} \tag{78}$$

em que N representa o número total de amostras analisadas e $e(k)$ representa o erro de velocidade em cada instante discreto da simulação.

O Erro Médio Absoluto, ou MAE, foi empregado para quantificar a magnitude média do erro ao longo da simulação, sem elevar os desvios ao quadrado. O MAE foi calculado conforme a Equação 79.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} |e(k)| \tag{79}$$

A Integral do Erro Absoluto, ou IAE, foi utilizada para avaliar o erro acumulado ao longo do tempo considerando o módulo do erro. Essa métrica permite verificar a permanência dos desvios em relação à referência durante toda a simulação, sendo definida pela Equação 80.

$$IAE = \int_0^T |e(t)|\, dt \tag{80}$$

Para os dados discretos obtidos nas simulações, o IAE foi calculado numericamente no MATLAB por meio da integração trapezoidal do sinal de erro de velocidade.

A Integral do Erro Quadrático, ou ISE, foi utilizada para penalizar erros de maior magnitude de forma mais intensa, sendo adequada para avaliar respostas com picos elevados durante o transitório. O ISE foi calculado conforme a Equação 81.

$$ISE = \int_0^T e(t)^2 \, dt \tag{81}$$

Assim como no caso do IAE, o cálculo do ISE foi realizado numericamente por integração trapezoidal a partir dos sinais simulados.

Além dos índices globais de erro, foi calculado o erro final em regime permanente, obtido pela média das últimas amostras do sinal de erro de velocidade. Essa métrica foi utilizada para avaliar a precisão do controlador após a estabilização da resposta. O erro percentual foi calculado pela razão entre o erro final e a velocidade de referência, conforme apresentado na Equação 82.

$$Erro_{\%} = \frac{|e_{final}|}{\omega_{ref}} \cdot 100 \tag{82}$$

Para avaliar especificamente o comportamento após a estabilização, também foi calculado o RMSE em regime permanente. Nesse caso, considerou-se apenas o intervalo final da simulação, permitindo analisar a qualidade da resposta após o período transitório.

O esforço de controle foi avaliado por meio do valor eficaz (RMS) do sinal de controle e da energia de controle. O RMS permite quantificar a intensidade média efetiva da ação de controle aplicada pelo controlador, conforme a Equação 83.

$$u_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} u(k)^2} \tag{83}$$

em que $u(k)$ representa o sinal de controle em cada instante discreto da simulação.

A energia de controle foi calculada a partir da integral do quadrado do sinal de controle, conforme a Equação 84. Essa métrica foi utilizada para comparar o esforço total exigido por cada controlador ao longo do ensaio.

$$E_u = \int_0^T u(t)^2 \, dt \tag{84}$$

Também foram avaliadas métricas relacionadas ao torque eletromagnético. O torque RMS foi utilizado para quantificar o nível efetivo de torque produzido durante a simulação, enquanto o *ripple* de torque foi utilizado para avaliar a oscilação do torque eletromagnético em torno de seu valor médio. Neste trabalho, o *ripple* foi calculado por meio do desvio padrão do torque, conforme a Equação 85.

$$T_{ripple} = std(T_e) \tag{85}$$

em que T_e representa o torque eletromagnético desenvolvido pelo motor.

Por fim, foram calculadas métricas associadas ao aproveitamento energético da ação de controle. A potência mecânica instantânea foi obtida pelo produto entre o torque eletromagnético e a velocidade angular do rotor, conforme a Equação 86.

$$P_m(t) = |T_e(t)\omega_m(t)| \tag{86}$$

A energia mecânica acumulada foi calculada pela integração da potência mecânica ao longo do tempo, conforme a Equação 87.

$$E_m = \int_0^T P_m(t)\, dt \tag{87}$$

Com base nesses valores, foi definido o índice de aproveitamento, dado pela razão entre a energia mecânica produzida e a energia associada ao sinal de controle, conforme a Equação 88.

$$\eta_u = \frac{E_m}{E_u} \tag{88}$$

Também foi calculada a relação entre torque produzido e esforço de controle, definida pela razão entre o torque RMS e o valor RMS do sinal de controle, conforme a Equação 89.

$$R_{T/u} = \frac{T_{RMS}}{u_{RMS}} \tag{89}$$

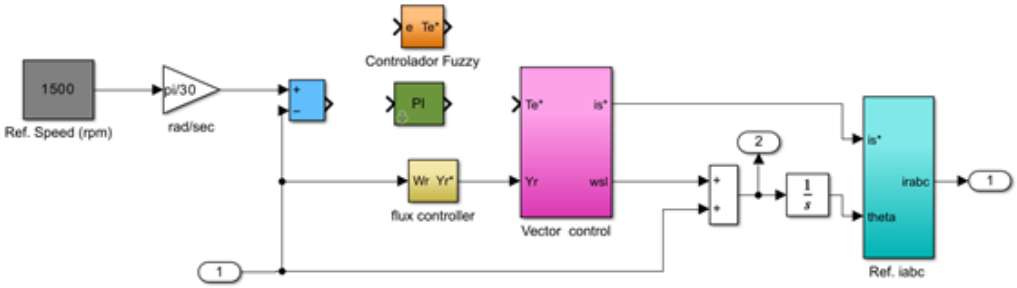
A utilização conjunta dessas métricas permitiu realizar uma comparação mais completa entre os controladores PI e fuzzy. Enquanto os indicadores de erro avaliaram a capacidade de rastreamento da velocidade e a robustez diante de perturbações, os indicadores de controle e energia permitiram verificar a eficiência da ação de controle empregada. Dessa forma, a análise não se limitou apenas à resposta de velocidade, mas também considerou o esforço necessário para produzir o desempenho observado, aspecto fundamental em aplicações de tração elétrica.

Portanto, a metodologia de avaliação foi estruturada de forma a permitir a reprodução dos ensaios simulados e a comparação objetiva entre as estratégias de controle. Os três cenários definidos possibilitaram analisar o comportamento do sistema em condições de rastreamento, perturbação e operação dinâmica variável, fornecendo subsídios para a análise dos resultados apresentados no capítulo seguinte.

4 RESULTADO E DISCUSSÕES

Os ensaios foram realizados no ambiente MATLAB/Simulink utilizando o modelo de controle FOC desenvolvido neste trabalho. O controlador PI originalmente presente na malha externa de velocidade foi substituído pelo controlador fuzzy proposto, mantendo-se inalteradas as demais estruturas do acionamento. Os testes foram conduzidos sob as mesmas condições operacionais para ambos os controladores, permitindo uma comparação direta do desempenho dinâmico. A estrutura utilizada para realização dos ensaios é apresentada na Figura 27, na qual observa-se a substituição do controlador convencional pelo controlador fuzzy dentro da malha externa de velocidade, preservando os demais blocos do controle vetorial.

Figura 27 – Modelo de controle FOC desenvolvido no MATLAB/Simulink.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A partir da estrutura apresentada na Figura 27, foram avaliadas respostas a degraus de velocidade e degraus de carga mecânica, analisando-se parâmetros como tempo de subida, sobre-elevação, tempo de acomodação, erro em regime permanente e comportamento do torque eletromagnético.

4.1 Análise dos resultados

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir dos cenários de simulação definidos na metodologia. A comparação entre os controladores PI e fuzzy foi realizada considerando a resposta ao degrau de velocidade, a rejeição de perturbações mecânicas e a operação dinâmica combinada, permitindo avaliar o comportamento do sistema em diferentes condições de funcionamento.

Os resultados foram analisados com base nas métricas de desempenho previamente estabelecidas, incluindo indicadores de erro de velocidade, resposta dinâmica, esforço de controle, torque eletromagnético e aproveitamento energético. A rotina computacional utilizada para o processamento dos sinais simulados e cálculo dos indicadores de desempenho é apresentada no Apêndice A.1.

As análises são apresentadas separadamente para cada cenário simulado. Inicialmente, avalia-se o rastreamento da referência de velocidade; em seguida, verifica-se a capacidade

de rejeição de carga mecânica; por fim, analisa-se o desempenho dos controladores em uma condição dinâmica combinada, com variações simultâneas de velocidade e carga.

4.2 Resposta ao degrau de velocidade

Inicialmente foi avaliada a capacidade de rastreamento da referência de velocidade por meio da aplicação de um degrau de velocidade ao motor de indução. O objetivo desta simulação foi analisar o comportamento dinâmico do sistema durante o transitório e após a estabilização, permitindo comparar o desempenho dos controladores PI e fuzzy quanto à rapidez de resposta, precisão e eficiência da ação de controle.

Para a avaliação do desempenho dinâmico dos controladores, foi realizado inicialmente uma simulação de rastreamento de velocidade, no qual foi aplicado um degrau na referência de velocidade do motor. Os resultados obtidos para os controladores PI e fuzzy foram analisados por meio dos indicadores de desempenho apresentados na Tabela 10.

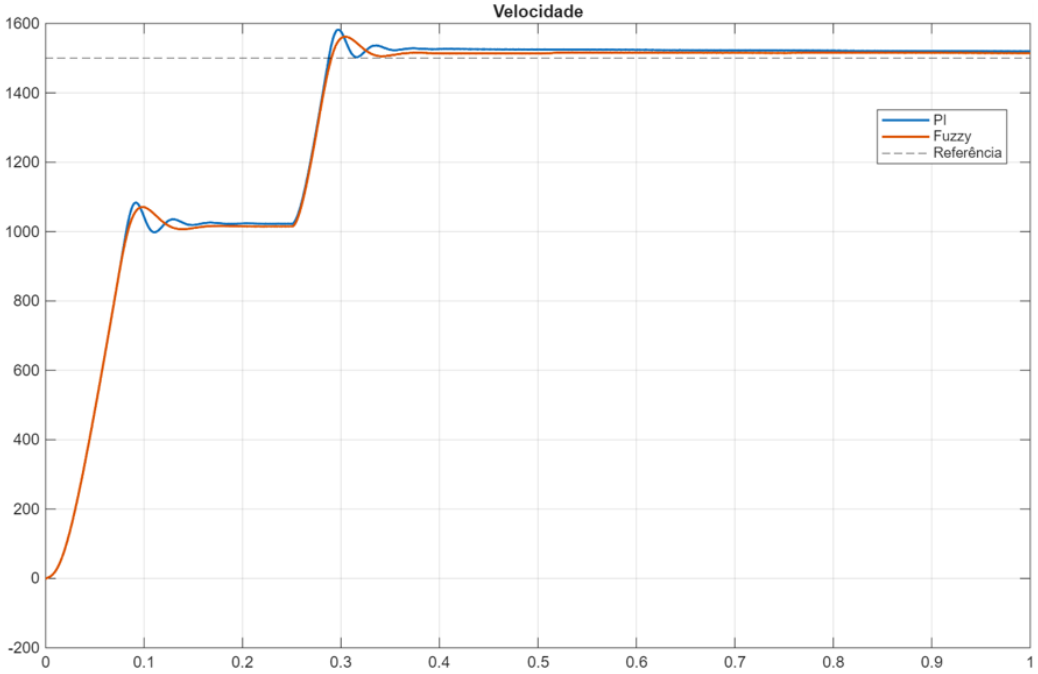
Tabela 10 – Indicadores de desempenho para resposta ao degrau de velocidade.

Métrica	**PI**	**fuzzy**
Tempo de subida (s)	0,2526	0,2531
Tempo de acomodação (s)	0,3437	0,3217
Overshoot (%)	5,49	4,12
RMSE (rpm)	186,61	186,35
Erro final (rpm)	-19,46	-14,54
RMSE em regime (rpm)	20,43	15,04
Erro percentual (%)	1,30	0,97
Controle RMS	10,42	9,15
Energia de controle	126,38	99,17
Torque RMS (N·m)	1,98	1,94
Ripple RMS (N·m)	1,66	1,65
Potência média (W)	123,71	117,18
Energia mecânica	129,02	125,58
Índice de aproveitamento	1,021	1,266

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A resposta de velocidade obtida para os controladores PI e fuzzy é apresentada na Figura 28. A figura permite observar o rastreamento da referência de velocidade e comparar o comportamento transitório dos dois controladores durante a aceleração e a estabilização do motor.

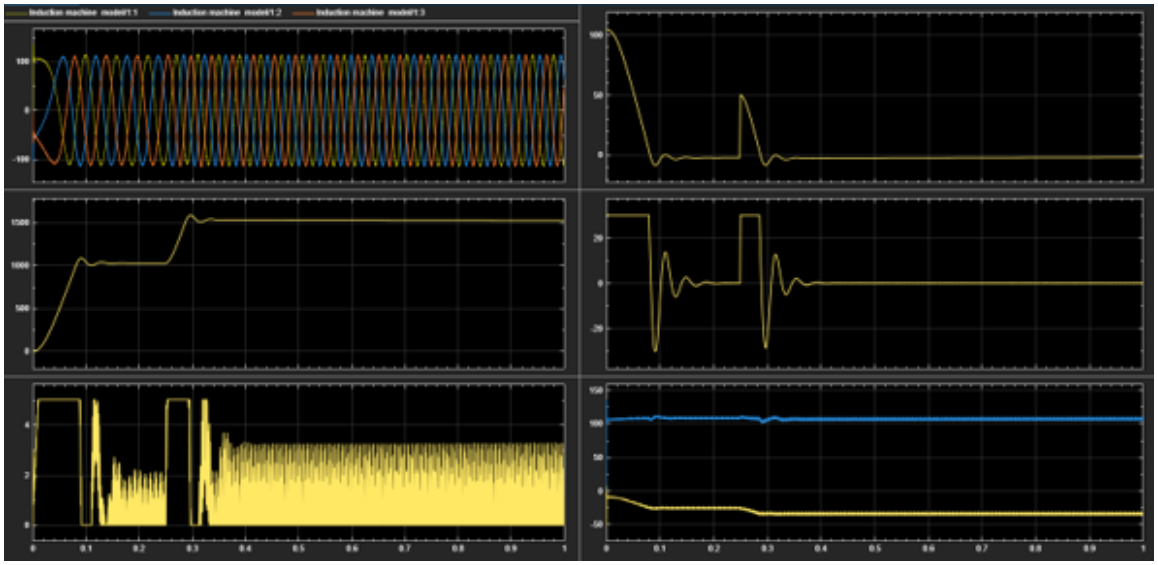
Figura 28 – Comparação da velocidade para os controladores PI e fuzzy.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O comportamento das correntes, da velocidade do motor, do torque, do erro, do sinal de controle e das correntes i_d e i_q para o controlador PI é apresentado na Figura 29.

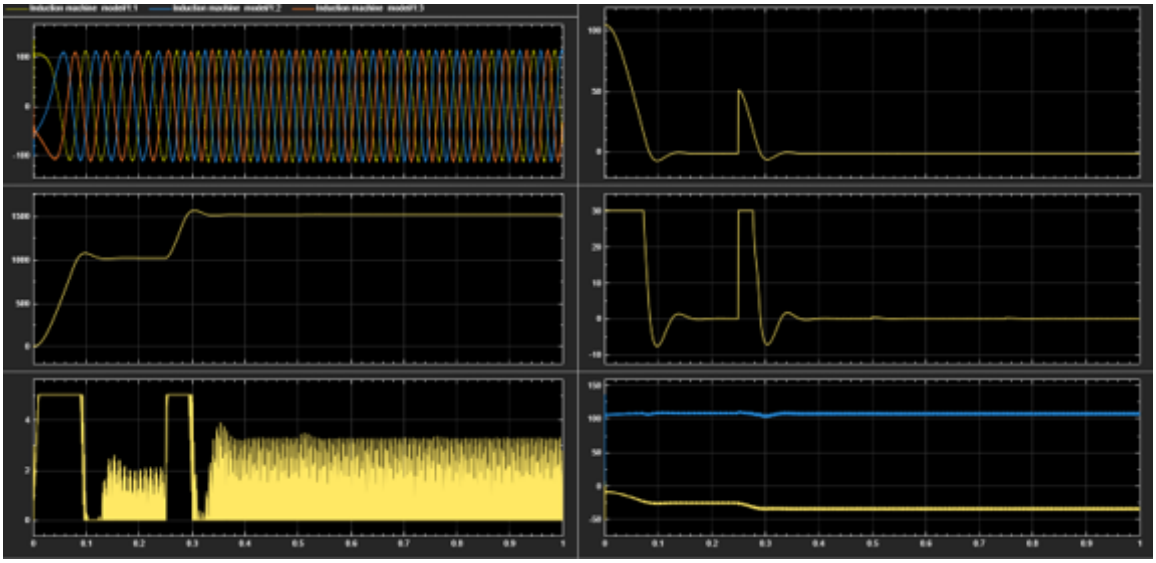
Figura 29 – Correntes, velocidade do motor, torque, erro, sinal de controle e correntes i_dq do controlador PI.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O comportamento das correntes, da velocidade do motor, do torque, do erro, do sinal de controle e das correntes i_d e i_q para o controlador fuzzy é apresentado na Figura 30.

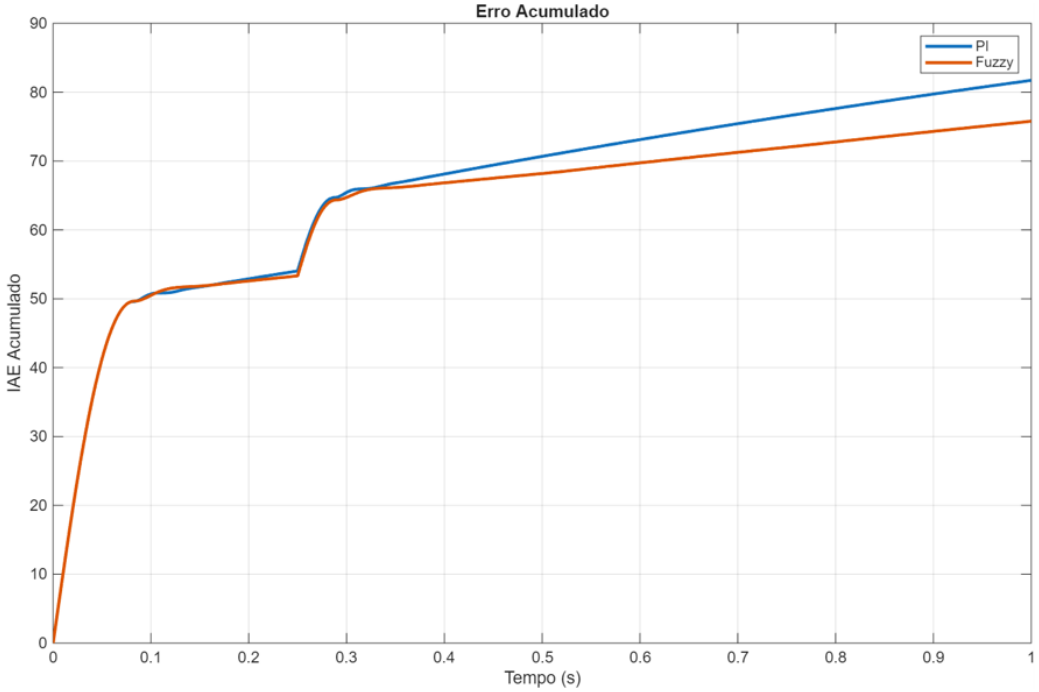
Figura 30 – Correntes, velocidade do motor, torque, erro, sinal de controle e correntes i_dq do controlador fuzzy.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A comparação do erro acumulado dos controladores é apresentada na Figura 31. Essa representação permite verificar o acúmulo do erro ao longo do tempo e comparar a permanência dos desvios em relação à referência.

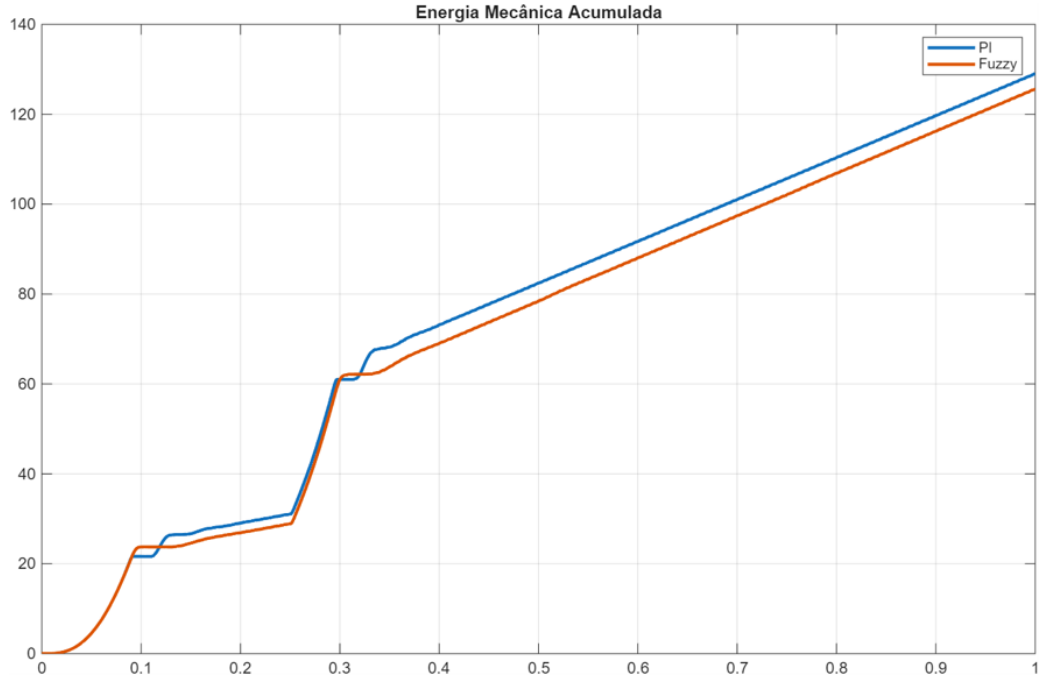
Figura 31 – Erro acumulado dos controladores no ensaio de degrau de velocidade.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A energia mecânica acumulada durante o ensaio é apresentada na Figura 32, permitindo avaliar o comportamento energético associado à resposta dos dois controladores.

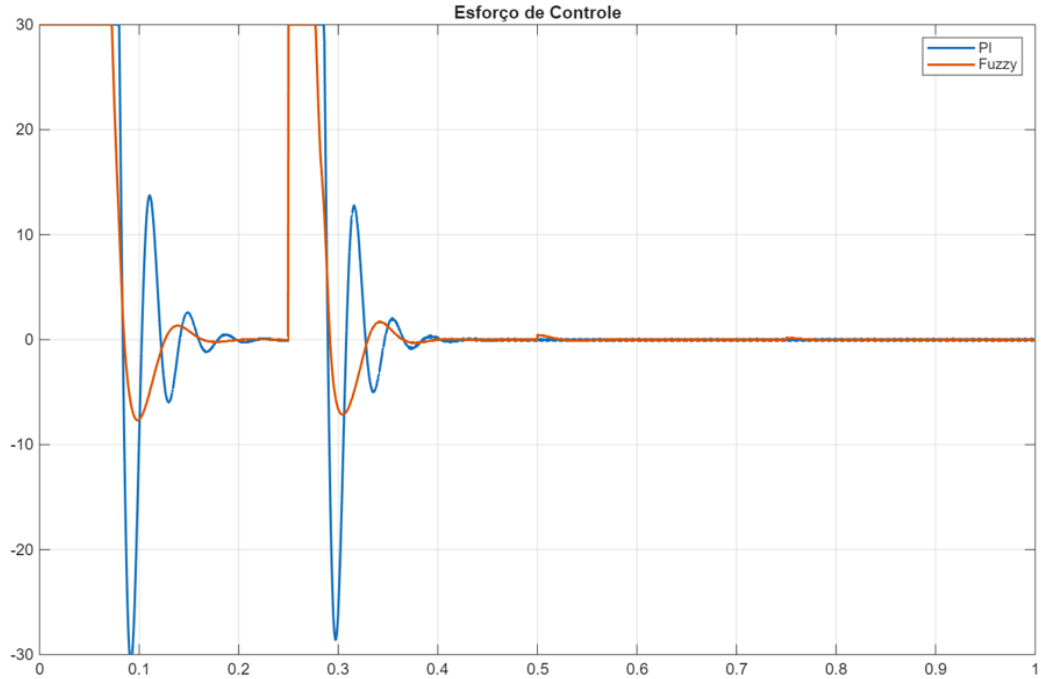
Figura 32 – Energia mecânica acumulada no ensaio de degrau de velocidade.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O esforço de controle aplicado pelos controladores é apresentado na Figura 33, a qual permite comparar a intensidade da ação de controle necessária para atingir a referência de velocidade.

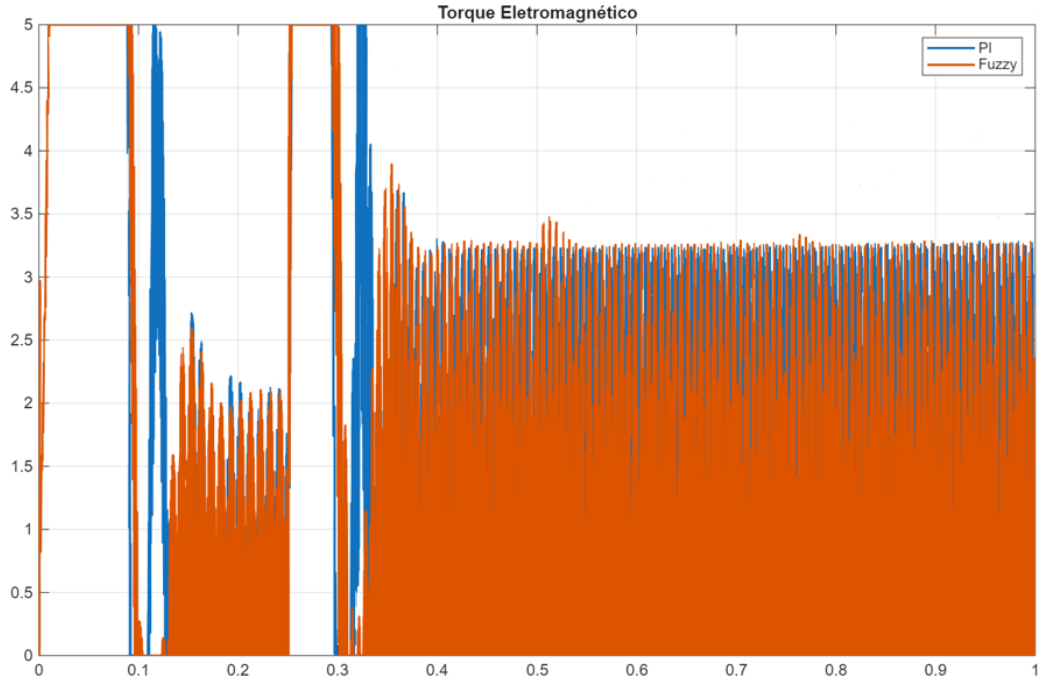
Figura 33 – Esforço de controle dos controladores no ensaio de degrau de velocidade.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O torque eletromagnético produzido pelos controladores é apresentado na Figura 34. Essa análise permite verificar se a redução do esforço de controle comprometeu ou não a capacidade de geração de torque do acionamento.

Figura 34 – Torque eletromagnético dos controladores PI e fuzzy no ensaio de degrau de velocidade.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Observa-se inicialmente que os controladores apresentaram tempos de subida praticamente idênticos, iguais a aproximadamente 0,25 s. Esse comportamento não indica necessariamente que ambos os controladores possuam a mesma capacidade de aceleração, mas sim que a resposta do sistema encontra-se limitada pela saturação do torque eletromagnético imposta ao acionamento. Durante os instantes iniciais do transitório, tanto o controlador PI quanto o controlador fuzzy comandam o torque máximo permitido pelo sistema, fazendo com que a aceleração do motor seja determinada principalmente pelas restrições físicas do acionamento e não pela estratégia de controle adotada.

Em relação ao tempo de acomodação, o controlador fuzzy apresentou desempenho levemente superior, reduzindo esse parâmetro de 0,3437 s para 0,3217 s, o que representa uma melhoria de aproximadamente 6,4%. Esse resultado demonstra que o sistema controlado por lógica fuzzy atingiu a condição de regime permanente em um tempo similar. Esse resultado mostra que o controlador PI já apresentava um desempenho satisfatório nesse aspecto, alcançando a estabilização da velocidade em um intervalo curto dentro do ensaio realizado e sem oscilações persistentes. Dessa forma, não eram esperadas reduções expressivas no tempo de acomodação, uma vez que o sistema original já possuía características dinâmicas adequadas e boa capacidade de amortecimento.

A principal diferença observada entre as respostas está associada ao sobresinal. Enquanto o controlador PI apresentou *overshoot* de 5,49%, o controlador fuzzy limitou esse valor a 4,12%, correspondendo a uma redução de aproximadamente 24,8%. Essa característica evidencia a capacidade do controlador fuzzy de modular sua ação de controle à medida que a velocidade se aproxima da referência, produzindo uma resposta mais amortecida e reduzindo oscilações transitórias.

Embora os valores globais de RMSE tenham sido semelhantes para ambos os controladores, a análise em regime permanente apresentou diferenças mais significativas. O RMSE calculado apenas após a estabilização da resposta foi reduzido de 20,43 rpm para 15,04 rpm, correspondendo a uma melhoria de aproximadamente 26,4%. Da mesma forma, o erro percentual em regime permanente diminuiu de 1,30% para 0,97%, demonstrando maior precisão do controlador fuzzy na manutenção da velocidade desejada.

Além do desempenho dinâmico, foi analisado o esforço de controle exigido por cada estratégia. Os resultados mostraram que o controlador fuzzy apresentou valor RMS do sinal de controle igual a 9,15, inferior ao valor de 10,42 obtido pelo controlador PI. Da mesma forma, a energia associada à ação de controle foi reduzida de 126,38 para 99,17, representando uma diminuição de aproximadamente 21,5%. Esse resultado indica que o controlador fuzzy foi capaz de atingir desempenho semelhante utilizando menor esforço de atuação.

A análise do torque eletromagnético mostrou que ambos os controladores produziram níveis de torque muito próximos. Os valores de torque RMS foram de 1,98 N·m para o controlador PI e 1,94 N·m para o controlador fuzzy, enquanto os valores de *ripple* RMS permaneceram praticamente inalterados. Esses resultados indicam que a redução da ação de controle promovida pelo controlador fuzzy não comprometeu a capacidade de geração de torque do acionamento.

Para avaliar o aproveitamento da ação de controle, foram calculados o índice de aproveitamento energético e a relação entre torque produzido e esforço de controle. O índice de aproveitamento aumentou de 1,02 para 1,27, representando um ganho aproximado de 24,0%. De forma complementar, a razão entre torque RMS e controle RMS aumentou de 0,190 para 0,212, indicando que o controlador fuzzy produziu maior quantidade de torque útil para cada unidade de esforço de controle aplicada.

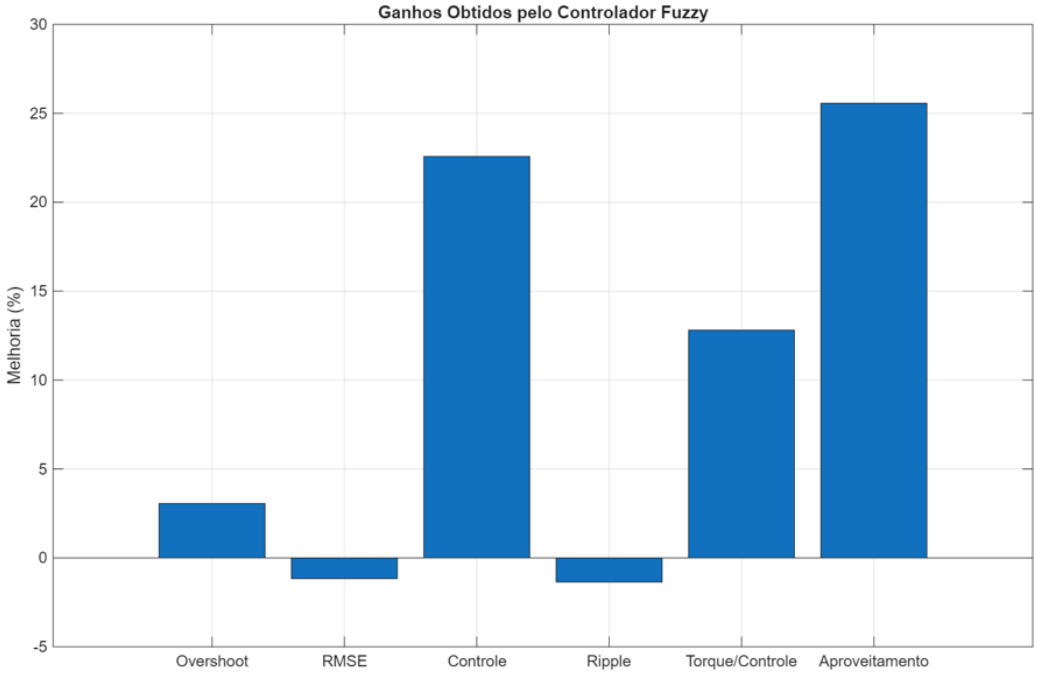
A Figura 31 apresenta a comparação do erro acumulado para os dois controladores. Observa-se que a curva associada ao controlador fuzzy cresce mais lentamente ao longo do tempo, evidenciando menor acúmulo de erro e corroborando os resultados obtidos pelas métricas de regime permanente.

De modo geral, os resultados da simulação demonstram que o controlador fuzzy manteve a rapidez de resposta observada no controlador PI, ao mesmo tempo em que reduziu o sobresinal, o erro em regime permanente e a energia necessária para o controle do sistema. Além disso, o aumento do índice de aproveitamento e da relação torque por esforço de controle evidencia uma utilização mais eficiente da ação de controle, característica particularmente desejável em sistemas de tração para VEs.

A Figura 35 sintetiza, em termos percentuais, os ganhos obtidos pelo controlador fuzzy em relação ao controlador PI. Os valores apresentados foram obtidos a partir dos sinais de velocidade registrados durante a simulação no MATLAB/Simulink. Para cada controlador, foram processados os valores de velocidade de referência e de velocidade mecânica do rotor, permitindo determinar os indicadores utilizados na comparação. O erro de velocidade foi calculado pela diferença entre a referência e a velocidade medida, conforme a Equação 74. A partir desse sinal, foram determinados os valores de RMSE, MAE, IAE e ISE, enquanto os parâmetros da

resposta transitória, como tempo de subida, tempo de acomodação e sobre-elevação, foram obtidos a partir da resposta de velocidade. Dessa forma, cada valor apresentado no gráfico corresponde ao indicador calculado individualmente para os controladores PI e fuzzy a partir dos dados registrados no respectivo ensaio.

Figura 35 – Ganhos obtidos pelo controlador fuzzy no ensaio de degrau de velocidade.

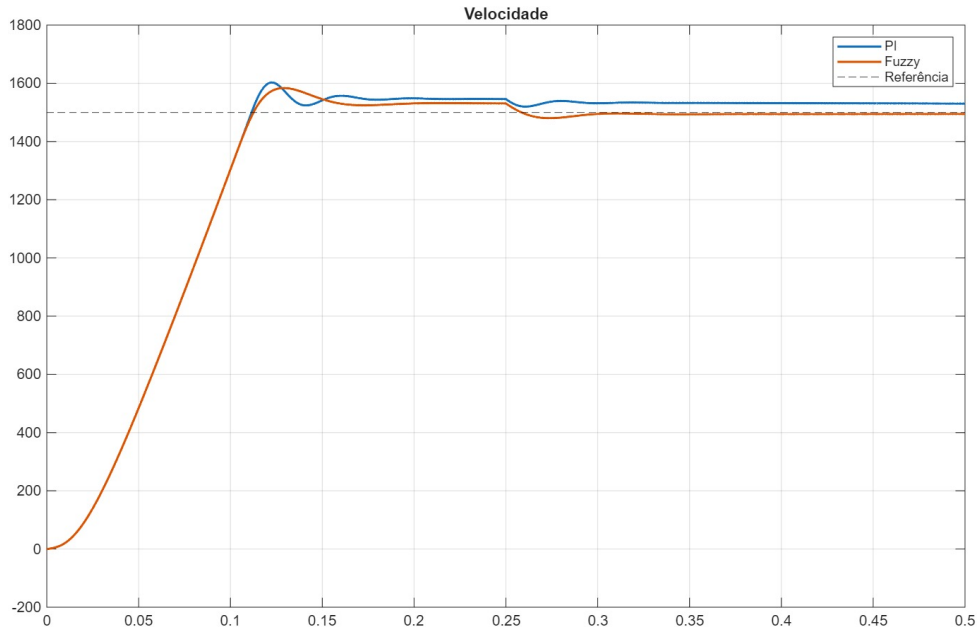


Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

4.3 Resposta à aplicação de carga mecânica

Após a avaliação do desempenho dos controladores durante o rastreamento da velocidade de referência, foi realizado uma simulação de rejeição de perturbações mecânicas com o objetivo de analisar a robustez do sistema diante de variações súbitas da carga aplicada ao eixo do motor. Para esse teste, a velocidade de referência foi mantida constante em 1500 rpm durante toda a simulação, sendo aplicado um degrau de torque de carga no instante de 0,5 s. A resposta de velocidade obtida para os dois controladores é apresentada na Figura 36, evidenciando a aceleração inicial até a referência, a queda de velocidade provocada pela aplicação da carga e a subsequente recuperação de cada estratégia de controle.

Figura 36 – Resposta de velocidade dos controladores PI e fuzzy ao degrau de carga mecânica.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Os resultados obtidos para os controladores PI e fuzzy são apresentados na Tabela 11.

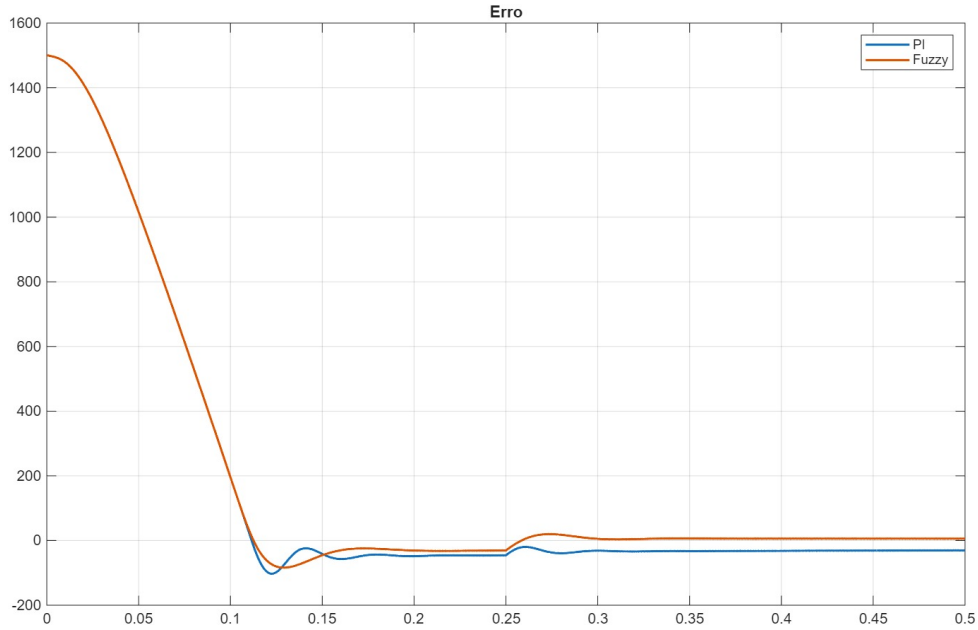
Tabela 11 – Indicadores de desempenho para resposta à aplicação de carga mecânica.

Métrica	PI	fuzzy
Erro final (rpm)	-30,35	5,69
Erro percentual (%)	2,02	0,38
RMSE em regime (rpm)	31,80	5,71
Controle RMS	15,00	13,95
Energia de controle	119,99	106,30
Torque RMS (N·m)	3,99	3,96
Índice de aproveitamento	1,93	2,09

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Os resultados evidenciam uma diferença significativa entre as estratégias de controle quando submetidas à perturbação mecânica. Após a aplicação da carga, o controlador PI apresentou um erro máximo de aproximadamente 30 rpm, enquanto o controlador fuzzy limitou essa variação a apenas 5,81 rpm. O comportamento do erro instantâneo de velocidade para os dois controladores ao longo de toda a simulação é apresentado na Figura 37, destacando a rápida convergência a zero antes da aplicação da carga e a menor perturbação sofrida pelo controlador fuzzy após o degrau em 0,5 s.

Figura 37 – Erro de velocidade dos controladores PI e fuzzy no ensaio de rejeição de carga mecânica.



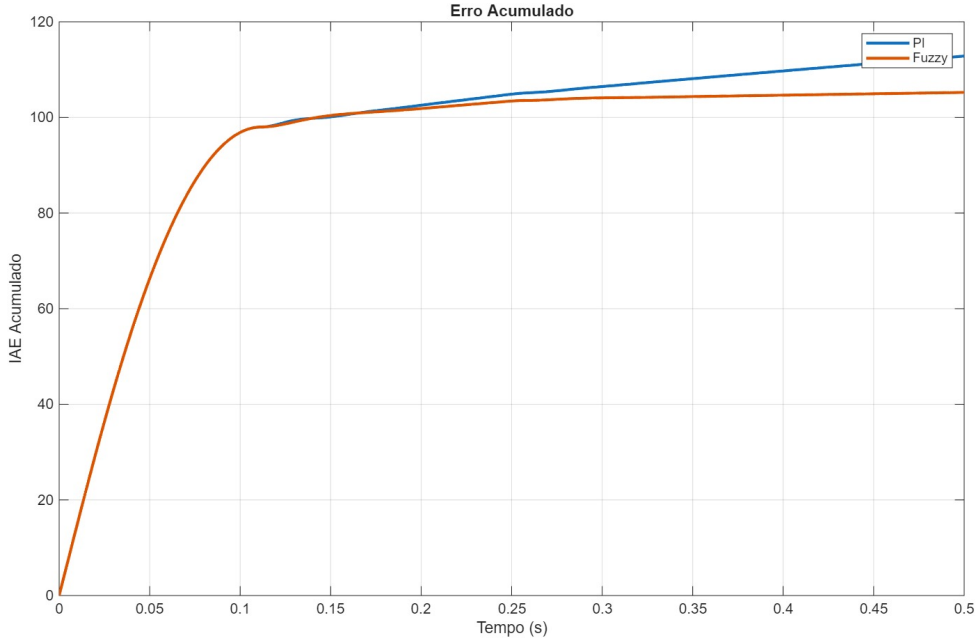
Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Isso representa uma redução superior a 80% na magnitude da perturbação observada na velocidade do motor, demonstrando maior capacidade do controlador fuzzy em compensar rapidamente as variações do torque resistente.

Além da menor perturbação transitória, o controlador fuzzy apresentou desempenho superior em regime permanente. Enquanto o controlador PI estabilizou aproximadamente 30 rpm abaixo da velocidade de referência, o controlador fuzzy manteve o sistema operando com erro inferior a 6 rpm. Esse comportamento indica que a estratégia fuzzy possui maior capacidade de adaptação às alterações de carga, preservando a velocidade desejada mesmo diante de perturbações externas.

Os índices globais de desempenho também confirmam essa tendência. Os valores de RMSE, MAE, IAE e ISE foram inferiores para o controlador fuzzy, indicando menor erro acumulado durante todo o período analisado. A Figura 38 apresenta o comportamento do erro acumulado ao longo do ensaio, permitindo observar que, embora ambos os controladores apresentem trajetórias semelhantes durante o transitório inicial, a curva referente ao controlador fuzzy cresce mais lentamente após a aplicação da carga, evidenciando o menor acúmulo de erro em relação ao controlador PI.

Figura 38 – Erro acumulado dos controladores no ensaio de rejeição de carga mecânica.

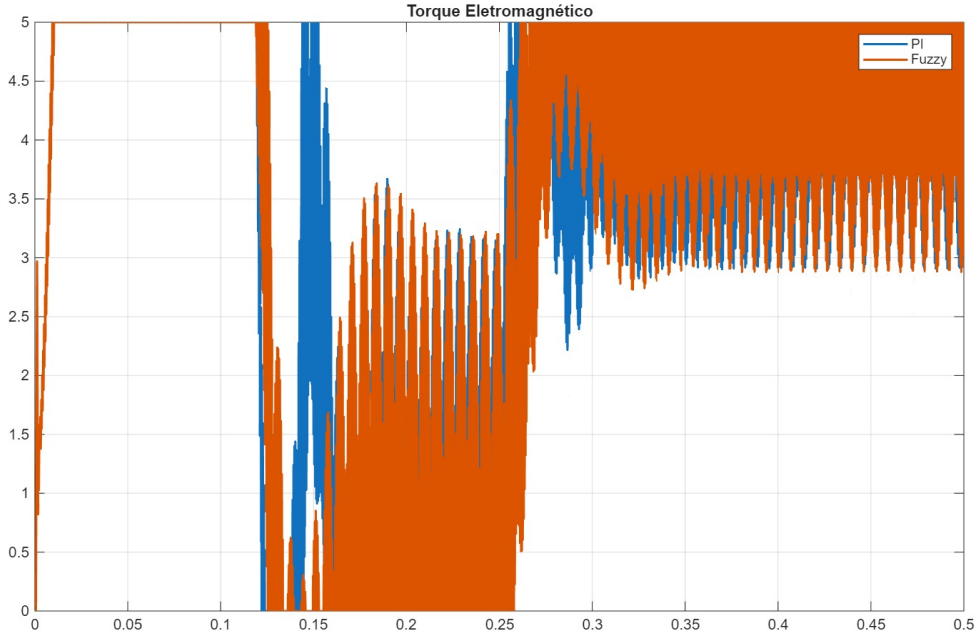


Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A redução observada no índice MAE foi de aproximadamente 8,8%, enquanto o índice IAE apresentou redução próxima de 7%. Esses resultados demonstram que o controlador fuzzy não apenas reduz a magnitude instantânea do erro, mas também diminui sua permanência ao longo do tempo.

A análise do torque eletromagnético mostrou comportamento semelhante para ambos os controladores, conforme ilustrado na Figura 39. O torque máximo permaneceu limitado a 5 N·m em ambos os casos, em razão da saturação imposta ao sistema. Da mesma forma, os valores médios de torque e o *ripple* apresentaram diferenças pouco significativas.

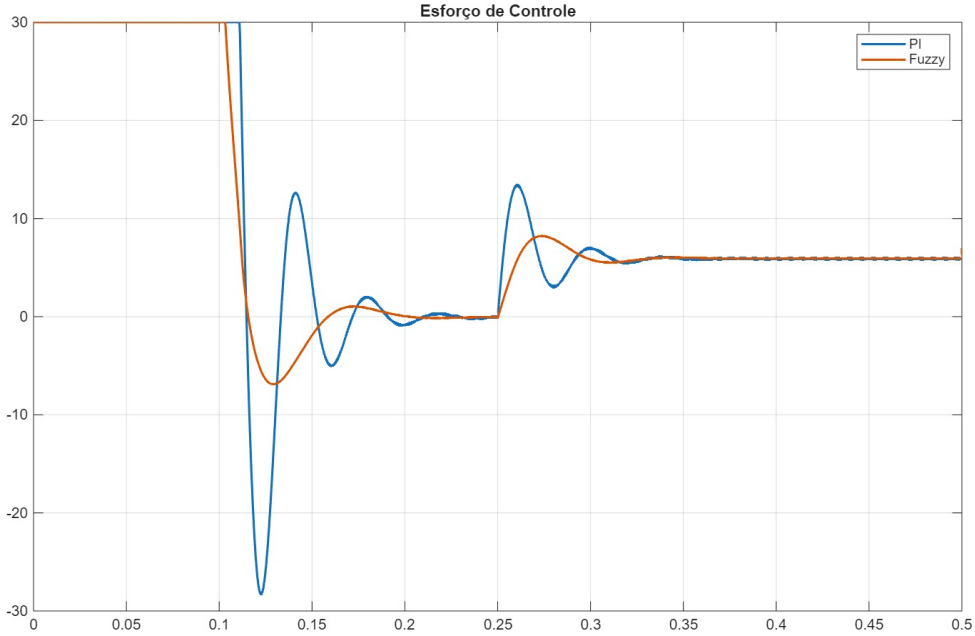
Figura 39 – Torque eletromagnético dos controladores PI e fuzzy no ensaio de rejeição de carga mecânica.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Isso indica que o melhor desempenho do controlador fuzzy não decorre de um aumento do esforço de controle, mas sim de uma utilização mais eficiente da ação de controle disponível. Esse comportamento é corroborado pela Figura 40, que apresenta o sinal de controle aplicado por ambos os controladores ao longo do ensaio, evidenciando que o controlador fuzzy responde à perturbação com menor amplitude de oscilação em relação ao controlador PI.

Figura 40 – Esforço de controle dos controladores no ensaio de rejeição de carga mecânica.

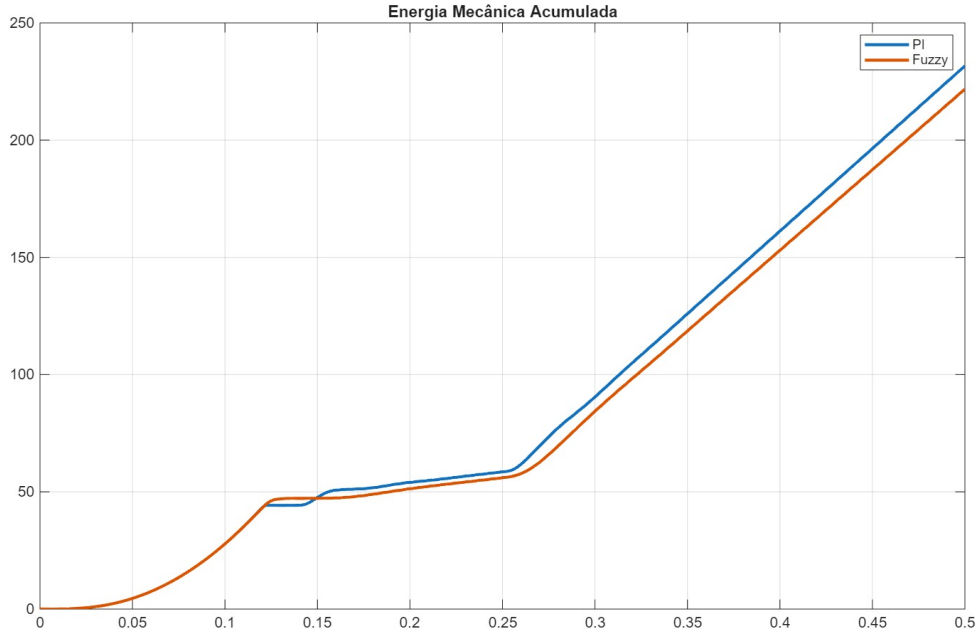


Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Do ponto de vista da aplicação em VEs, os resultados deste ensaio possuem elevada relevância. Em situações reais de operação, como aclives, acelerações sob carga ou variações nas condições da via, o sistema de acionamento é constantemente submetido a perturbações mecânicas. Nesses cenários, a capacidade de manter a velocidade de operação próxima ao valor de referência é um requisito fundamental para garantir desempenho, conforto e eficiência energética. Os resultados obtidos demonstram que o controlador fuzzy apresentou maior robustez diante dessas perturbações, sendo capaz de preservar a velocidade do motor com menor erro e menor degradação do desempenho global quando comparado ao controlador PI convencional.

Complementarmente, a Figura 41 apresenta a energia mecânica acumulada ao longo do ensaio para ambos os controladores, permitindo avaliar o comportamento energético associado à resposta de cada estratégia frente à perturbação de carga.

Figura 41 – Energia mecânica acumulada no ensaio de rejeição de carga mecânica.

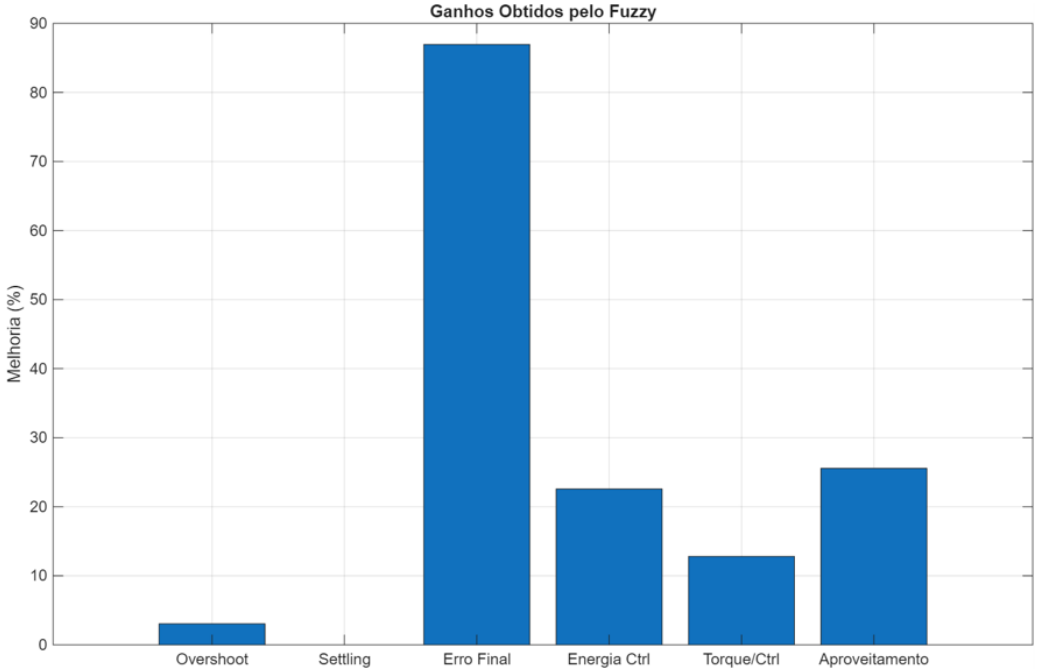


Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

De modo geral, o ensaio de rejeição de carga evidenciou que o controlador fuzzy supera o controlador PI nos aspectos relacionados à robustez e à compensação de perturbações externas. Embora ambos os controladores tenham apresentado esforços de controle semelhantes, a estratégia fuzzy foi capaz de reduzir significativamente o erro máximo provocado pela carga e manter a velocidade mais próxima do valor de referência, características particularmente desejáveis em sistemas de tração elétrica para VEs.

A Figura 42 apresenta, em termos percentuais, a diferença de desempenho entre os controladores fuzzy e PI no ensaio de rejeição de carga mecânica. Os valores foram calculados a partir dos indicadores obtidos para cada controlador durante a simulação, considerando as métricas de desempenho utilizadas na avaliação do ensaio. Para cada indicador, o resultado do controlador fuzzy foi comparado ao resultado correspondente do controlador PI, tomando este último como referência para o cálculo percentual. Dessa forma, os valores apresentados no gráfico representam a variação relativa obtida pelo controlador fuzzy em relação ao controlador convencional, permitindo visualizar de forma direta as diferenças de desempenho entre as duas estratégias.

Figura 42 – Ganhos obtidos pelo controlador fuzzy no ensaio de rejeição de carga mecânica.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

4.4 Operação dinâmica combinada

Após a análise individual do rastreamento de velocidade e da rejeição de perturbações mecânicas, foi realizado uma terceira simulação com o objetivo de avaliar o desempenho dos controladores em um cenário mais próximo das condições reais de operação de um sistema de tração elétrica. Para isso, foram aplicadas sucessivas alterações na velocidade de referência, variando entre 1000 rpm, 1500 rpm, 1200 rpm e 1800 rpm, simultaneamente a variações da carga mecânica entre 0 N·m, 2 N·m, 5 N·m e 3 N·m.

Esse ensaio permite avaliar a capacidade dos controladores em acompanhar diferentes pontos de operação e compensar perturbações mecânicas de forma contínua, reproduzindo situações semelhantes às encontradas em aplicações veiculares, nas quais a velocidade e a carga variam constantemente ao longo do trajeto.

A Tabela 12 reúne os principais indicadores de desempenho obtidos para os controladores PI e fuzzy durante a operação dinâmica combinada.

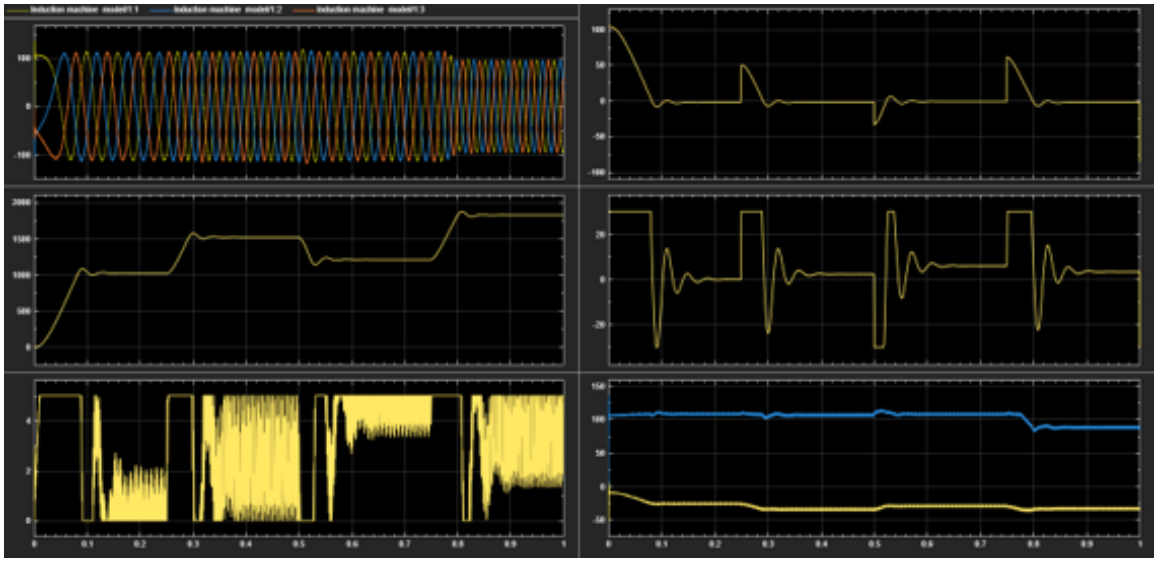
Tabela 12 – Indicadores de desempenho para operação dinâmica combinada.

Métrica	PI	fuzzy
Tempo de subida (s)	0,2555	0,2561
Overshoot (%)	24,89	24,12
RMSE (rpm)	208,98	211,42
Erro final (rpm)	-22,52	-2,94
Controle RMS	14,19	12,49
Energia de controle	220,96	171,08
Torque RMS (N·m)	3,53	3,51
Torque médio (N·m)	2,95	2,90
Ripple RMS (N·m)	1,94	1,97
Potência mecânica média (W)	409,39	396,25
Energia mecânica	397,49	386,44
Índice de aproveitamento	1,80	2,26
Torque por controle	0,249	0,281
RMSE em regime (rpm)	27,48	19,01
MAE em regime (rpm)	24,61	9,31

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O comportamento das grandezas do acionamento para o controlador PI durante a operação dinâmica combinada é apresentado na Figura 43.

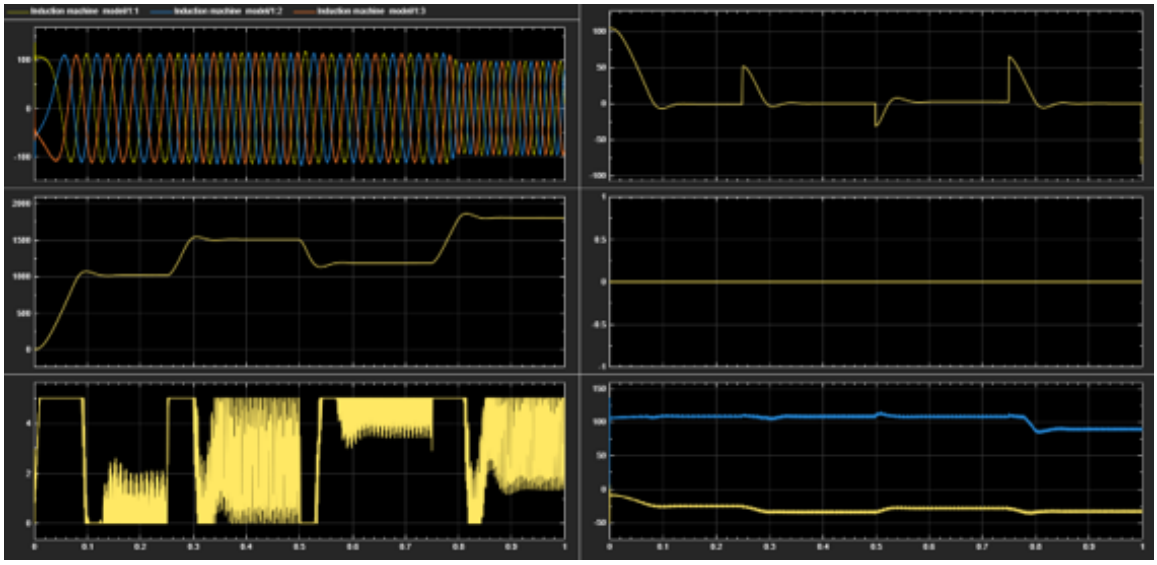
Figura 43 – Grandezas do acionamento com controlador PI durante a operação dinâmica combinada.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O comportamento das grandezas do acionamento para o controlador fuzzy durante a operação dinâmica combinada é apresentado na Figura 44.

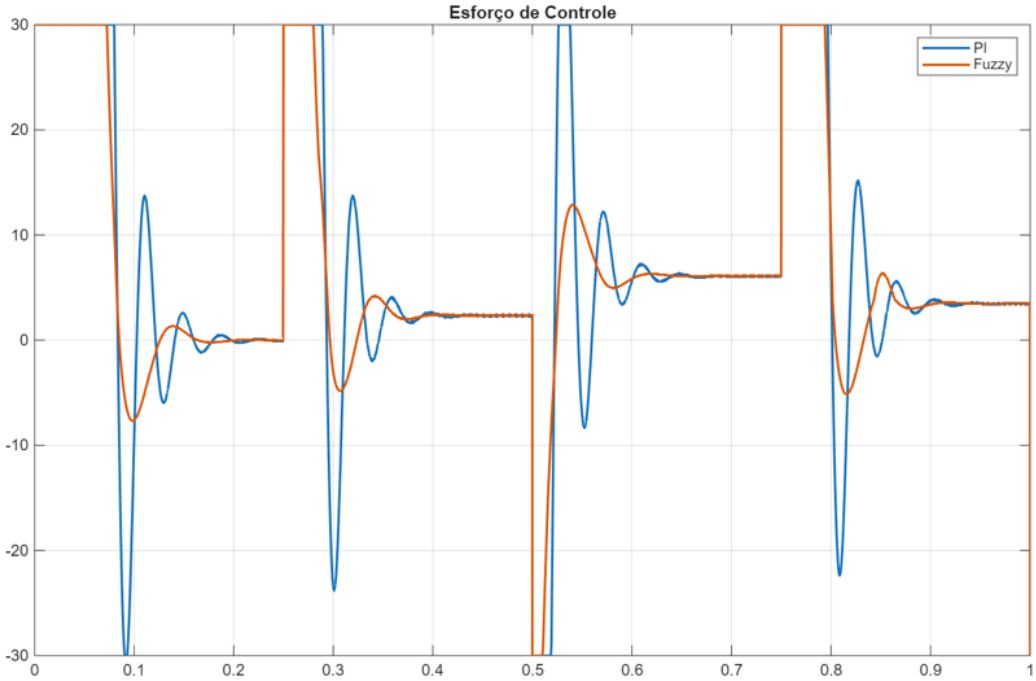
Figura 44 – Grandezas do acionamento com controlador fuzzy durante a operação dinâmica combinada.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O esforço de controle durante a operação dinâmica combinada é apresentado na Figura 45, permitindo comparar a intensidade da ação de controle exigida por cada estratégia ao longo das mudanças de velocidade e carga.

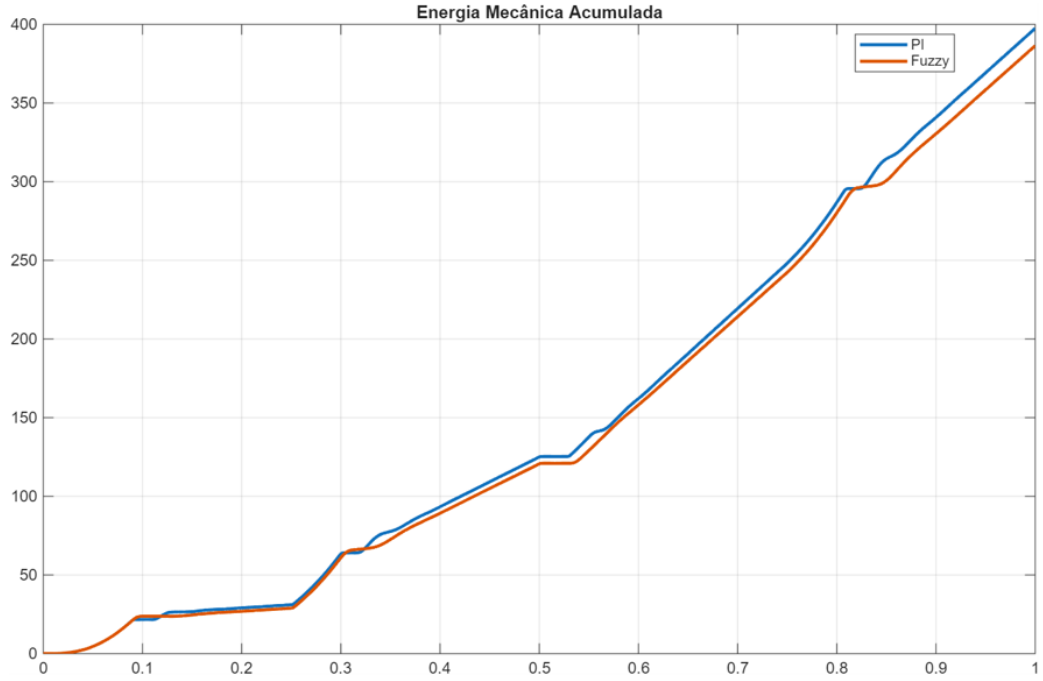
Figura 45 – Esforço de controle durante a operação dinâmica combinada.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

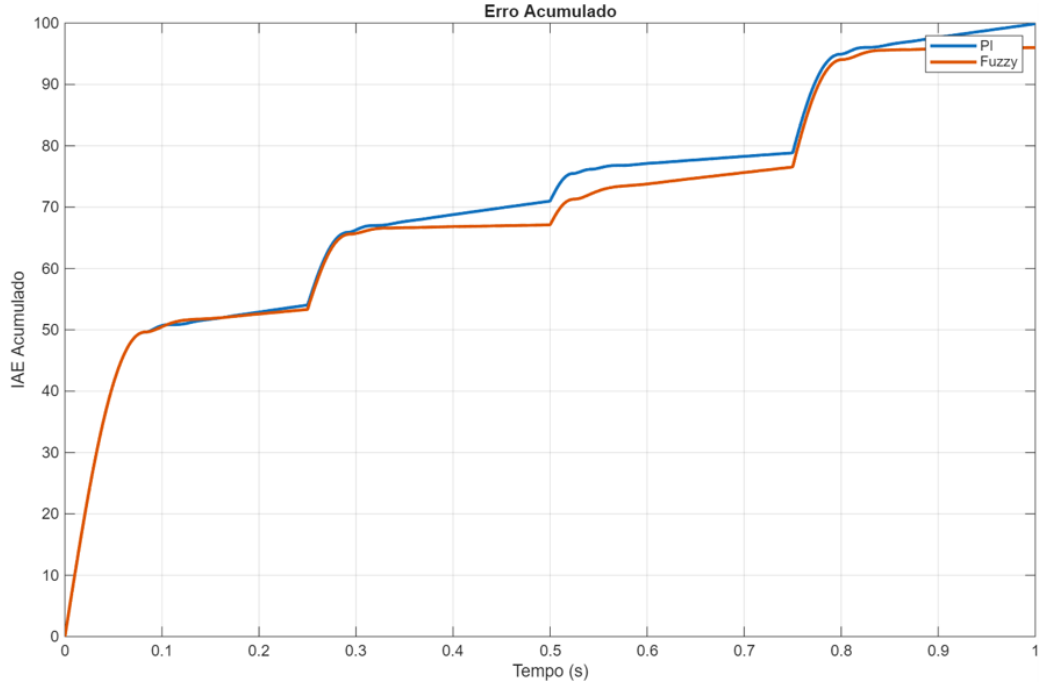
A energia mecânica acumulada e o erro acumulado durante a operação dinâmica combinada são apresentados, respectivamente, nas Figuras 46 e 47.

Figura 46 – Energia mecânica acumulada durante a operação dinâmica combinada.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Figura 47 – Erro acumulado durante a operação dinâmica combinada.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O sobresinal máximo observado foi elevado para ambos os controladores, atingindo aproximadamente 25%. Esse comportamento é esperado devido à presença de múltiplas mudanças consecutivas de referência associadas às variações de carga mecânica. Nessas condições, o sistema é constantemente submetido a novos transitórios antes da completa estabilização da etapa anterior.

O principal benefício do controlador fuzzy foi observado novamente na precisão do rastreamento em regime permanente. O erro final foi reduzido de aproximadamente -22,52 rpm para apenas -2,94 rpm, correspondendo a uma redução superior a 85%. De forma semelhante, o erro percentual foi reduzido de 1,50% para apenas 0,20%, evidenciando maior capacidade de adaptação às sucessivas alterações de velocidade e carga.

O RMSE em regime foi reduzido de 27,48 rpm para 19,01 rpm, representando uma melhoria de aproximadamente 31%. Embora a diferença seja inferior à observada no ensaio de rejeição de carga, os resultados demonstram que o controlador fuzzy mantém desempenho superior mesmo quando submetido a condições operacionais significativamente mais severas.

Também foram observadas diferenças relevantes no esforço de controle. O valor RMS do sinal de controle diminuiu de 14,19 para 12,49, enquanto a energia associada à ação de controle foi reduzida de 220,96 para 171,08. Essa redução corresponde a aproximadamente 22,6%, indicando que o controlador fuzzy conseguiu realizar o rastreamento das múltiplas referências utilizando menor esforço de atuação.

O índice de aproveitamento aumentou de 1,80 para 2,26, representando um ganho aproximado de 25,6%. Da mesma forma, a relação entre torque produzido e esforço de controle aumentou de 0,249 para 0,281, correspondendo a um incremento de aproximadamente 12,8%. Esses resultados demonstram que o controlador fuzzy converteu a ação de controle em torque útil de forma mais eficiente ao longo de todo o ciclo operacional.

De modo geral, os resultados da simulação demonstram que o controlador fuzzy é capaz de manter o desempenho consistente em diferentes pontos de operação, apresentando menor erro em regime permanente, menor esforço de controle e maior eficiência na utilização da ação de controle. Esses resultados indicam que a estratégia baseada em lógica fuzzy possui maior robustez frente às variações simultâneas de velocidade e carga, característica particularmente importante para aplicações de tração elétrica, nas quais as condições de operação raramente permanecem constantes.

4.5 Discussão dos Resultados

Os resultados obtidos ao longo das simulações demonstram que o controlador fuzzy apresentou desempenho consistente e superior ao controlador PI em diferentes condições de operação. Embora ambos os controladores tenham sido capazes de manter a estabilidade do sistema e realizar o controle da velocidade do motor de indução, a estratégia baseada em lógica fuzzy apresentou vantagens relacionadas à qualidade da resposta dinâmica, à rejeição de perturbações e à eficiência da ação de controle.

A análise conjunta das três simulações permite concluir que as principais vantagens do controlador fuzzy concentram-se na redução do erro em regime permanente, na melhoria da rejeição de perturbações, na diminuição do esforço de controle e no aumento da eficiência da utilização da ação de controle. Na primeira simulação observou-se redução do sobresinal, do tempo de acomodação e do erro em regime permanente, além de uma diminuição da energia

de controle necessária para atingir a referência. Na segunda simulação, caracterizada pela aplicação de um degrau de carga mecânica de 5 N·m, o controlador fuzzy apresentou ganhos ainda mais expressivos, reduzindo em mais de 80% o erro percentual e o RMSE em regime permanente, demonstrando elevada capacidade de compensação de perturbações externas. Já na terceira simulação, que combinou múltiplas variações de velocidade e carga mecânica, o controlador fuzzy manteve desempenho superior mesmo em condições operacionais mais severas, apresentando menor erro final, menor energia de controle e maior índice de aproveitamento. Em todos os cenários avaliados, verificou-se ainda um aumento da relação entre torque produzido e esforço de controle, indicando que a estratégia fuzzy foi capaz de converter a ação de controle em torque útil de forma mais eficiente.

Para sintetizar de forma quantitativa essas constatações, a Tabela 13 reúne os principais indicadores de desempenho obtidos para ambos os controladores, destacando os ganhos relativos proporcionados pela estratégia inteligente ao longo dos três ensaios operacionais.

Tabela 13 – Síntese comparativa dos indicadores de desempenho entre os controladores PI e fuzzy nos três cenários de simulação.

Cenário	Métrica principal	PI	Fuzzy	Ganho / Variação
Degrau de velocidade	Overshoot	5,49%	4,12%	-24,8%
Degrau de velocidade	Erro em regime (RMSE)	20,43 rpm	15,04 rpm	-26,4%
Carga mecânica	Erro final	-30,35 rpm	5,69 rpm	$>$ -80%
Carga mecânica	RMSE em regime	31,80 rpm	5,71 rpm	$>$ -80%
Operação dinâmica	Erro final	-22,52 rpm	-2,94 rpm	$>$ -85%
Operação dinâmica	Energia de controle	220,96	171,08	-22,6%

Fonte: Autoria própria (2026).

A partir do resumo estruturado na Tabela 13, nota-se que os ganhos do controlador fuzzy se manifestam em diferentes aspectos do comportamento do sistema, sendo expressos pelas variações percentuais relativas calculadas diretamente sobre o desempenho do controlador PI tomado como referência. No primeiro cenário, a redução de 24,8% no sobressinal (*overshoot*), obtida pela atenuação de 5,49% para 4,12%, evidencia o mérito do ajuste não linear das regras ao modular o torque conforme o motor se aproxima do valor desejado; paralelamente, a queda do RMSE em regime de 20,43 rpm para 15,04 rpm representa uma melhoria relativa de 26,4% na precisão estática. No ensaio sob carga mecânica súbita, os ganhos superiores a 80% decorrem da drástica diminuição do erro final em módulo (de 30,35 rpm para 5,69 rpm, redução de cerca de 81,3%) e do RMSE em regime (de 31,80 rpm para 5,71 rpm, redução aproximada de 82,0%), atestando a robustez da lógica nebulosa em mitigar quedas de rotação frente a perturbações de torque resistente. Finalmente, na operação dinâmica composta, a diminuição do erro residual de -22,52 rpm para -2,94 rpm representa uma mitigação superior a 85% (cerca de 86,9% em valor absoluto), enquanto o dispêndio de energia de controle caiu 22,6% ao decrescer de 220,96 para 171,08, confirmando maior eficácia e economia de atuação do controlador proposto.

Dessa forma, os resultados obtidos demonstram que a estratégia fuzzy proposta constitui uma alternativa viável ao controlador PI convencional para sistemas de controle vetorial de

motores de indução aplicados à tração elétrica. A capacidade de manter desempenho superior em diferentes condições operacionais, associada à maior robustez frente a perturbações e ao melhor aproveitamento da ação de controle, evidencia o potencial da lógica fuzzy para aplicações que exigem elevada adaptabilidade e precisão de controle.

5 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo desenvolver e avaliar um controlador fuzzy aplicado à malha externa de velocidade de um sistema de controle vetorial orientado pelo campo de um MIT, visando aplicações em sistemas de tração elétrica para VEs. Para isso, foi implementado um controlador fuzzy do tipo Mamdani, utilizando como variáveis de entrada o erro de velocidade e a variação do erro, sendo posteriormente comparado ao controlador PI convencional originalmente empregado na estrutura de controle.

Inicialmente, foi realizada a modelagem e implementação do sistema de acionamento em ambiente MATLAB/Simulink, contemplando o inversor PWM, o modelo dinâmico da máquina de indução, as transformações de Park e Park Inversa, o estimador de fluxo rotórico e o sistema de controle vetorial. Em seguida, foi desenvolvido o controlador fuzzy com sete conjuntos linguísticos para cada variável de entrada e saída, utilizando funções de pertinência triangulares, inferência Mamdani e método do centróide para defuzzificação.

A avaliação de desempenho foi conduzida por meio de três simulações distintas. No primeiro teste, referente ao rastreamento da velocidade de referência, o controlador fuzzy apresentou tempo de subida semelhante ao controlador PI, porém com redução significativa do overshoot, menor tempo de acomodação e menor erro em regime permanente. Esses resultados evidenciaram a capacidade da lógica fuzzy em fornecer uma resposta mais suave e melhor amortecida, sem comprometer a rapidez da resposta dinâmica.

Na segunda simulação, destinado à avaliação da rejeição de perturbações mecânicas, foi aplicado um degrau de carga ao eixo do motor mantendo a velocidade de referência constante. Os resultados mostraram que o controlador fuzzy apresentou desempenho significativamente superior ao controlador PI, reduzindo expressivamente o erro máximo provocado pela carga e mantendo a velocidade muito mais próxima do valor de referência. Além disso, os índices RMSE, MAE, IAE e ISE apresentaram valores inferiores aos obtidos pelo controlador convencional, demonstrando maior robustez frente às perturbações externas.

Por fim, na terceira simulação foi avaliada uma condição operacional dinâmica combinada, caracterizada por alterações simultâneas da velocidade de referência e da carga mecânica. Esse cenário buscou representar de forma simplificada situações encontradas na operação de VEs. Novamente, o controlador fuzzy apresentou desempenho superior em todos os índices globais de erro analisados, mantendo menores valores de RMSE, MAE, IAE e ISE, além de exigir esforço de controle semelhante ao do controlador PI. Tais resultados demonstraram a capacidade da estratégia fuzzy em lidar adequadamente com condições operacionais complexas e variáveis.

De forma geral, os resultados obtidos ao longo das três simulações indicam que o controlador fuzzy foi capaz de superar o controlador PI convencional nos aspectos relacionados à precisão de rastreamento, rejeição de perturbações e eficiência da ação de controle. Embora não tenham sido observadas reduções significativas no tempo de subida, em razão da limitação imposta pela saturação do torque eletromagnético disponível no acionamento, o con-

trolador fuzzy apresentou reduções consistentes do erro em regime permanente, menor energia de controle e melhor aproveitamento da ação de controle em todos os cenários avaliados. Os resultados mostraram ainda que o controlador fuzzy foi capaz de produzir níveis de torque semelhantes aos obtidos pelo controlador PI, porém utilizando menor esforço de controle, resultando em maiores índices de aproveitamento e em uma relação torque por controle superior.

Sob a perspectiva de aplicações em VEs, os resultados demonstram que a lógica fuzzy constitui uma alternativa promissora para o controle de velocidade de MITs acionados por controle vetorial. A capacidade de manter desempenho consistente diante de diferentes condições operacionais, aliada à maior robustez frente a perturbações mecânicas e ao melhor aproveitamento dos recursos de controle disponíveis, torna essa abordagem particularmente adequada para sistemas de tração elétrica. Dessa forma, conclui-se que o controlador fuzzy desenvolvido neste trabalho representa uma solução viável e eficiente para o controle vetorial de motores de indução aplicados à mobilidade elétrica, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de controle inteligentes capazes de aumentar a robustez, a precisão e a eficiência operacional dos sistemas modernos de acionamento elétrico.

Como sugestões para trabalhos futuros, recomenda-se a validação experimental do controlador fuzzy proposto em bancada de testes real, permitindo confirmar seus resultados em condições práticas de operação. Sugere-se, ainda, investigar a hibridização do controlador com técnicas adaptativas, como o *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) ou algoritmos genéticos, visando automatizar e otimizar sua sintonia. Recomenda-se também a realização de testes considerando restrições de hardware embarcado, avaliando a viabilidade de implementação em tempo real, bem como a comparação do controlador fuzzy com outras estratégias avançadas de controle, como o DTC e o MPC.

REFERÊNCIAS

ABDELWANIS, M. I. *et al.* Optimizing the performance of six-phase induction motor-powered electric vehicles with fuzzy-pid and dtc. **Neural Computing and Applications**, „, 2024. https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-024-10455-0.

ABVE. **ABVE contrata KPMG para produzir estudo sobre o impacto da eletromobilidade no Brasil**, . 2026. https://abve.org.br/abve-contrata-kpmg-para-produzir-estudo-sobre-o-impacto-da-eletromobilidade-no-brasil/. Acesso em: 22 set. 2026.

ABVE. **Elétricos plug-in lideram vendas de eletrificados leves no 1º trimestre - ABVE**, . 2025. https://abve.org.br/eletricos-plug-in-lideram-vendas-de-eletrificados-leves-no-1o-trimestre/. Acesso em: 9 jun. 2025.

AIELLO, O. Electromagnetic susceptibility of battery management systems' ics for electric vehicles: Experimental study. **Electronics**, v. 9, n. 3, p. 510, 2020. Acesso em: 28 jun. 2025. Disponível em: https://www.mdpi.com/2079-9292/9/3/510.

AKIN, B.; BHARDWAJ, M. Texas Instruments **Sensorless Field Oriented Control of 3-Phase Permanent Magnet Synchronous Motors**. [*S.l.*], 2013.

ANFAVEA. **Avançando nos caminhos da descarbonização automotiva no Brasil**, . 2024. https://anfavea.com.br/site/wp-content/uploads/2024/09/Anfavea-Avancando-nos-Caminhos-da-Descarbonizacao-2024-Publicacao.pdf. Acesso em: 8 jun. 2025.

ANJOS, I. M. dos. **Sistema de controle fuzzy para veículo elétrico de duas rodas**. 2017. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal da Paraíba João Pessoa 2017.

ARAÚJO, S. R. Controle de velocidade de motor de indução trifásico utilizando da metodologia pid. **Trabalho de Conclusão de Curso (IFG)**, „, 2024. https://repositorio.ifg.edu.br/handle/prefix/2141.

ÅSTRÕM, K. J.; HÃGGLUND, T. **Advanced PID Control**. [*S.l.*]: ISA – The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006.

BARAN, R. BNDES **A introdução de veículos elétricos no Brasil: avaliação do impacto no consumo de gasolina e eletricidade**. Rio de Janeiro: , 2012. https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/10634/1/Doutorado_Renato%20Baran_P_PO_BD.pdf.

BARAN, R.; LEGEY, L. F. L. BNDES **Veículos elétricos: história e perspectivas no Brasil**. [*S.l.*], 2019. https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/1489/3.

BAZINE, I. B. A. *et al.* On-line detection of stator and rotor faults occurring in induction machine diagnosis by parameters estimation. *In*: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON DIAGNOSTICS FOR ELECTRICAL MACHINES, POWER ELECTRONICS AND DRIVES (SDEMPED). 2011. **Anais [...]** [*S.l.*]: IEEE, 2011. p. 105–112.

BECH, M. M.; PEDERSEN, J. K.; BLAABJERG, F. Dynamic performance of vector-controlled induction motor drives under parameter variations. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 36, n. 1, p. 186–193, 2000.

BESKARDES, E. G. *et al.* Fuzzy logic applications in electric and hybrid vehicles: a review. **Energy Reports**, v. 10„ p. 1025–1040, 2024.

BRITO, F. A.; TAVARES, Y. V. **Sistema didático para a caracterização experimental de motores de indução trifásicos**, . 2016. https://www.researchgate.net/figure/Figura-1-Vista-em-corte-de-um-motor-de-inducao-trifasico-Fonte-WEG_fig1_310502963. Fonte: WEG.

CAIRANO, S. D.; KOLMANOVSKY, I. Automotive applications of model predictive control. *In*: IEEE. PROCEEDINGS OF THE 2019 AMERICAN CONTROL CONFERENCE (ACC). 2019. **Anais [...]**, 2019. p. 4542–4560. Disponível em: https://merl.com/publications/docs/TR2018-213.pdf.

CARAM, B. **Stellantis to invest $6 billion in Brazil by 2030**, . 2024. https://www.reuters.com/business/autos-transportation/stellantis-invest-6-billion-brazil-by-2030-2024-03-06/. Acesso em: 8 jun. 2025.

CHAPMAN, S. J. **Máquinas Elétricas**. 5. ed. [*S.l.*]: AMGH, 2013.

COHEN, G. H.; COON, G. A. Theoretical considerations of retarded control. **Transactions of ASME**, „, 1953.

EPE. **Balanço Energético Nacional 2025: Relatório Síntese – Ano base 2024**, . 2025. https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-885/topico-767/BEN_S%C3%ADntese_2025_PT.pdf. Acesso em: 22 set. 2026.

FERREIRA, J. P.; DIAS, M. J. Veículos elétricos e híbridos: História e perspectivas para o brasil. **ETIS - Journal of Engineering, Technology, Innovation and Sustainability**, v. 3, n. 1, p. 40–54, 2022. Disponível em: https://revistas2.unievangelica.edu.br/index.php/etis/article/view/3861/4556.

FIRDAUS, A. *et al.* Assessment of control drive technologies for induction motor industrial application to electric vehicle. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1878„, 2021.

GOV. **Acordo de Paris**, . 2017. https://www.gov.br/mcti/pt-br/acompanhe-o-mcti/sirene/publicacoes/acordo-de-paris-e-ndc/arquivos/pdf/acordo_paris.pdf. Acesso em: 25 jun. 2025.

HONDA, F. **Motores de Corrente Contínua – Guia rápido para uma especificação precisa**, . 2001. [S. l.].

International Energy Agency. **Global EV Outlook 2025**, . 2025. https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2025. Acesso em: 24 jun. 2025.

IVANQUI, S. J. **Aplicação de controle fuzzy para esteiras com motor de indução**. 2005. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina Florianópolis 2005.

JÚLIO, H. M. S. **Controle de posição usando lógica fuzzy com motores de indução**. 2010. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá Itajubá 2010.

JÚNIOR, M. P.; EUZÉBIO, T. Controlador fuzzy multivariável aplicado a um simulador de circuito de moagem. *In*: ANAIS DO CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA MECÂNICA (CONEM). 2017. **Anais [...]** [*S.l.*: *s.n.*], 2017. p. 217–227.

KLERK, M. L. D.; SAHA, A. K. A comprehensive review of advanced traction motor control techniques suitable for electric vehicle applications. **IEEE Access**, v. 9„ p. 125080–125108, 2021.

KRISHNAN, R. **Electric Motor Drives: Modeling, Analysis, and Control**. New Jersey: Prentice-Hall, 2001.

KUMAR, A.; SINGH, R.; SHARMA, D. Field oriented control of induction motor for electric vehicle traction applications. *In*: GUPTA, P.; JAIN, S. (Ed.). **Advances in Electric Vehicle**

Systems and Technologies. Springer Nature Singapore 2024. p. 215–232. Disponível em: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-99-9054-2_12.

LANA, G. L. **Modelagem de um veículo elétrico empregando o motor síncrono de ímã permanente**. 2013. Dissertação (Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)) — Universidade Federal de São João del-Rei São João del-Rei 2013.

LARMINIE, J.; LOWRY, J. **Electric Vehicle Technology Explained**. 2. ed. [*S.l.*]: Wiley, 2021.

LEONHARD, W. **Control of Electrical Drives**. 3. ed. [*S.l.*]: Springer, 2001.

MALAQUIAS, G. H. D. S. **Futuro automobilístico nacional e mundial**, . 2022. https://repositorio.pgsscogna.com.br/handle/123456789/41171. Acesso em: 2 jun. 2025.

MENDEL, J. M. Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial. **Proceedings of the IEEE**, v. 83, n. 3, p. 345–377, 1995.

NISE, N. S. **Engenharia de Sistemas de Controle**. 7. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2017.

NOCE, T. **Estudo do funcionamento de veículos elétricos e contribuições ao seu aperfeiçoamento**, . 2017. https://bib.pucminas.br/teses/EngMecanica_NoceT_1.pdf. Acesso em: 2 jun. 2025.

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**. 5. ed. [*S.l.*]: Pearson, 2010.

PASSINO, K. M.; YURKOVICH, S. **Fuzzy Control**. [*S.l.*]: Addison-Wesley, 1998.

PATEL, M. *et al.* Benchmarking pid and belbic controllers for electric vehicle applications. **International Journal of Scientific Research and Engineering Development**, v. 8, n. 2, p. 304–310, 2024. Acesso em: 13 jun. 2025. Disponível em: https://zenodo.org/records/15319602/files/IJSRED-V8I2P304.pdf.

PIRES, V. P. Sintonia de um controlador pid em um sistema de controle de vazão. **Revista da Graduação**, v. 7, n. 2„ 2014. Acesso em: 27 jun. 2025. Disponível em: https://revistaseletronicas.pucrs.br/graduacao/article/view/19526.

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. **Lógica fuzzy: uma abordagem introdutória**, . 2017. https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/32823/32823_3.PDF. Acesso em: 27 jun. 2025.

RAJU, G. V. S. Structures and frameworks for fuzzy systems. *In*: ROSS, T. J. (Ed.). **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. [*S.l.*]: John Wiley & Sons 2010. p. 169–190.

REUTERS. **Volkswagen to invest a further $1.8 billion in Brazil in next five years**, . 2024. https://www.reuters.com/business/autos-transportation/volkswagen-add-18-bln-brazil-investment-plan-local-media-2024-02-01/. Acesso em: 8 jun. 2025.

RIVERA, D. E. *et al.* Internal model control - pid controller design: Some guidelines for practical application. **Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development**, v. 25, n. 1, p. 252–265, 1986.

ROSS, T. J. **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. 3. ed. [*S.l.*]: John Wiley & Sons, 2010.

SALAHUDDIN, H. *et al.* Induction machine-based ev vector control model using mamdani fuzzy logic controller. **Applied Sciences**, v. 12, n. 9, p. 4647, 2022.

SIMÕES, M. G.; SHAW, I. S. **Controle e Modelagem Fuzzy**. [*S.l.*]: Edgard Blücher, 2007.

TEIXEIRA, F. **BYD factory delayed in Brazil to be “fully functional” by end-2026, says official**, . 2025. https://www.reuters.com/sustainability/sustainable-finance-reporting/byd-factory-delayed-brazil-be-fully-functional-by-end-2026-says-official-2025-05-12/. Acesso em: 8 jun. 2025.

UMANS, S. D. **Fitzgerald and Kingsley’s Electric Machinery**. 7. ed. [*S.l.*]: McGraw-Hill, 2014.

VIEIRA, L. **Rotor gaiola de esquilo**, . 2009. Slide 2. Disponível em: https://eletrosh.com.br/downloads/item/download/1_7f68e8ed16485cf49ea59356b585245d.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.

ZHU, Q. Speed regulation of electric vehicle motor based on pid control. **Theoretical and Natural Science**, v. 9„ p. 91–99, 2023. https://www.ewadirect.com/proceedings/tns/article/view/6335.

APÊNDICE A – Rotina de processamento dos sinais simulados

ROTINA DE PROCESSAMENTO DOS SINAIS SIMULADOS

Este apêndice apresenta a rotina desenvolvida em MATLAB para o processamento dos sinais obtidos nas simulações. O código foi utilizado para calcular os indicadores de desempenho empregados na comparação entre os controladores PI e fuzzy, incluindo erro de velocidade, RMSE, erro em regime permanente, esforço de controle, torque eletromagnético, energia mecânica e índice de aproveitamento.

Listing A.1 – Rotina utilizada para processamento dos sinais simulados.

```
%% Erro de velocidade
erroPI = referencia - rpmPI;
erroFuzzy = referencia - rpmFuzzy;

%% Indicadores globais de erro
RMSE_PI = sqrt(mean(erroPI.^2));
RMSE_Fuzzy = sqrt(mean(erroFuzzy.^2));

%% Erro em regime permanente
idxPI = tPI >= (tPI(end)-0.2);
idxFuzzy = tFuzzy >= (tFuzzy(end)-0.2);

RMSE_Regime_PI = ...
sqrt(mean(erroPI(idxPI).^2));

RMSE_Regime_Fuzzy = ...
sqrt(mean(erroFuzzy(idxFuzzy).^2));

ErroFinal_PI = mean(erroPI(end-1000:end));
ErroFinal_Fuzzy = mean(erroFuzzy(end-1000:end));

ErroPercentual_PI = ...
100*abs(ErroFinal_PI)/referencia;

ErroPercentual_Fuzzy = ...
100*abs(ErroFinal_Fuzzy)/referencia;

```

```
28 %% Parametros da resposta dinamica
29 infoPI = stepinfo(rpmPI,tPI,referencia);
30 infoFuzzy = stepinfo(rpmFuzzy,tFuzzy,referencia);
31
32 %% Esforco de controle
33 ControleRMS_PI = rms(uPI);
34 ControleRMS_Fuzzy = rms(uFuzzy);
35
36 EnergiaControle_PI = trapz(tPI,uPI.^2);
37 EnergiaControle_Fuzzy = trapz(tFuzzy,uFuzzy.^2);
38
39 %% Torque eletromagnetico
40 TorqueRMS_PI = rms(TePI);
41 TorqueRMS_Fuzzy = rms(TeFuzzy);
42
43 Ripple_PI = std(TePI);
44 Ripple_Fuzzy = std(TeFuzzy);
45
46 %% Indice de aproveitamento
47 wmPI = rpmPI*(2*pi/60);
48 wmFuzzy = rpmFuzzy*(2*pi/60);
49
50 PotMec_PI = abs(TePI.*wmPI);
51 PotMec_Fuzzy = abs(TeFuzzy.*wmFuzzy);
52
53 EnergiaMecanica_PI = trapz(tPI,PotMec_PI);
54 EnergiaMecanica_Fuzzy = trapz(tFuzzy,PotMec_Fuzzy);
55
56 IndiceAproveitamento_PI = ...
57 EnergiaMecanica_PI/EnergiaControle_PI;
58
59 IndiceAproveitamento_Fuzzy = ...
60 EnergiaMecanica_Fuzzy/EnergiaControle_Fuzzy;
61
62 TorquePorControle_PI = ...
```

```
63  TorqueRMS_PI/ControleRMS_PI;
64
65  TorquePorControle_Fuzzy = ...
66  TorqueRMS_Fuzzy/ControleRMS_Fuzzy;
```