



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA - CCET
ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

DELRYSN DA SILVA SARAIVA

SEGUIMENTO DE TRAJETÓRIA COM DESVIO DE OBSTÁCULOS EM ROBÔS
MÓVEIS: UMA ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE CONTROLADORES PID E
FUZZY

SÃO LUÍS – MA

2026

DELRYSO DA SILVA SARAIVA

**Seguimento de Trajetória com Desvio de Obstáculos em Robôs Móveis: Uma
Análise Comparativa entre Controladores PID e Fuzzy**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Bacharelado em
Engenharia da Computação da
Universidade Federal do Maranhão
Campus São Luís, como requisito parcial
para obtenção do grau de Bacharel em
Engenharia da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Baptista

SÃO LUÍS, MA

2026

DELRYSO DA SILVA SARAIVA

**Seguimento de Trajetória com Desvio de Obstáculos em Robôs Móveis: Uma
Análise Comparativa entre Controladores PID e Fuzzy**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Bacharelado em
Engenharia da Computação da
Universidade Federal do Maranhão
Campus São Luís, como requisito parcial
para obtenção do grau de Bacharel em
Engenharia da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Baptista

Aprovado em ____ de _____ de _____.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Pedro Baptista Fernandes - UFMA
(Orientador)

Prof. Dr. Dênis Fabrício Sousa de Sá - UFMA

Prof. Me. Márcio Mendes Cerqueira - UFMA

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Saraiva, Delryson da Silva.

Seguimento de Trajetória com Desvio de Obstáculos em Robôs Móveis : uma Análise Comparativa entre Controladores PID e Fuzzy / Delryson da Silva Saraiva. - 2026.
45 f.

Orientador(a): Pedro Baptista Fernandes.

Curso de Engenharia da Computação, Universidade Federal do Maranhão, Ufma, 2026.

1. Controle de Trajetória. 2. Robôs Móveis. 3. Lógica Fuzzy. 4. Controle Pid. I. Fernandes, Pedro Baptista. II. Título.

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar e acima de tudo, que atendeu minhas orações e fez com que minha vida se organizasse e as coisas fossem possíveis. À Ele toda glória!

Ao meu orientador, Prof. Dr. Pedro Baptista Fernandes, por sua paciência e persistência, não apenas neste trabalho, mas também nas disciplinas mais difíceis do curso. Muito obrigado, professor!

À minha mui amada esposa, melhor companhia em todos os momentos, e à minha princesa, o maior presente que já recebi nesta vida. Sem vocês, minha existência não poderia se chamar “vida”.

Aos meus pais, que sempre estiveram ao meu lado em todos os momentos importantes, tanto na saúde como especialmente no tratamento de minha doença.

Aos meus outros familiares e amigos que sempre me apoiaram, oraram por mim e me incentivaram a dar o melhor de mim.

À Universidade Federal do Maranhão e a todos os professores, coordenadores e servidores que contribuíram para minha formação e aperfeiçoamento pessoal.

E um agradecimento especial ao engenheiro Wagner Rambo, do canal WR Kits no Youtube, por todo material postado que me ajudou durante o curso. Deus o abençoe!

RESUMO

A navegação autônoma de robôs móveis depende de estratégias de controle capazes de garantir precisão no seguimento de trajetórias e estabilidade durante manobras de desvio de obstáculos. Este trabalho tem como objetivo comparar o desempenho de um controlador PID e de um controlador baseado em Lógica Fuzzy aplicados ao seguimento de trajetória em um robô móvel terrestre, por meio de simulações desenvolvidas no ambiente MATLAB. Para isso, foi implementado um ambiente modular de simulação contendo o modelo cinemático do robô, sensores virtuais, máquina de estados para gerenciamento da navegação, planejamento de desvio de obstáculos e os controladores avaliados. Foram definidos três cenários de teste, compostos por trajetória retilínea, curva em S e curva de 90°, todos contendo obstáculos posicionados sobre a rota planejada. O desempenho dos controladores foi avaliado por meio de métricas como erro quadrático médio, erro médio absoluto, tempo de acomodação e esforço de controle. Os resultados demonstraram que o controlador baseado em Lógica Fuzzy apresentou melhor desempenho no seguimento da trajetória, obtendo maior precisão e estabilidade durante a navegação quando comparado ao controlador PID. Conclui-se que a utilização da Lógica Fuzzy proporcionou uma estratégia de controle mais eficiente para as condições avaliadas, evidenciando seu potencial para aplicações de navegação autônoma em robôs móveis.

Palavras-chave: Robôs móveis. Controle de trajetória. Lógica Fuzzy. Controle PID.

ABSTRACT

Autonomous navigation of mobile robots depends on control strategies capable of ensuring accurate trajectory tracking and stable behavior during obstacle avoidance maneuvers. This work aims to compare the performance of a PID controller and a Fuzzy Logic controller applied to trajectory tracking in a ground mobile robot through simulations developed in the MATLAB environment. For this purpose, a modular simulation environment was implemented, including the robot kinematic model, virtual sensors, a state machine for navigation management, obstacle avoidance planning, and the evaluated controllers. Three test scenarios were defined, consisting of a straight path, an S-shaped curve, and a 90-degree turn, all containing obstacles positioned along the planned trajectory. Controller performance was evaluated using metrics such as Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), settling time, and control effort. The results showed that the Fuzzy Logic controller achieved superior trajectory tracking performance, providing greater accuracy and stability during navigation when compared with the PID controller. It is concluded that the Fuzzy Logic approach provided a more efficient control strategy under the evaluated conditions, demonstrating its potential for autonomous navigation applications in mobile robots.

Keywords: Mobile robots. Trajectory control. Fuzzy Logic. PID control.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	6
1.1 Justificativa.....	7
1.2 Objetivos.....	8
1.2.1 Objetivo Geral.....	8
1.2.2 Objetivos Específicos.....	8
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	9
2.1 Sistemas de Controle.....	9
2.2 Controlador PID.....	9
2.3 Lógica Fuzzy e Controle Fuzzy.....	12
2.4 Veículos Robóticos e Sensoriamento.....	15
3. METODOLOGIA.....	17
3.1 Caracterização da Pesquisa.....	17
3.2 Ambiente Simulado.....	17
3.3 Implementação do Sistema de Navegação.....	18
3.4 Planejamento da Simulação.....	21
3.5 Métricas de Avaliação.....	22
3.5.1 Erro Médio Absoluto (MAE).....	22
3.5.2 Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE).....	23
3.5.3 Esforço de controle.....	23
3.5.4 Tempo de acomodação.....	23
3.5.5 Erro lateral máximo.....	24
3.6 Projeto e Sintonia do PID.....	24
3.6.1 Resposta desejada.....	25
3.6.2 Cálculo da frequência natural.....	26
3.6.3 Determinação do terceiro polo.....	26
3.6.4 Cálculo dos ganhos.....	26
3.6.5 Implementação computacional.....	27
4. ANÁLISE COMPARATIVA DE DESEMPENHO.....	28
4.1 Cenário Retilíneo com Obstáculo.....	28
4.2 Cenário Curva em S com Obstáculo.....	30
4.3 Cenário Curva de 90° e obstáculo.....	32
4.4 Discussão geral dos resultados.....	34
4.4.1 RMSE do erro lateral.....	35
4.4.2 Erro Médio Absoluto.....	35
4.4.3 Tempo de acomodação.....	36
4.4.4 Esforço de controle.....	37
4.4.5 Discussão das métricas complementares.....	38
5. CONCLUSÃO.....	40
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	42

1 INTRODUÇÃO

Os robôs móveis autônomos são sistemas capazes de perceber o ambiente, tomar decisões de navegação e executar movimentos com reduzida intervenção humana. O avanço das tecnologias de sensoriamento, processamento computacional e controle tem ampliado sua utilização em atividades como transporte de materiais, logística, inspeção, agricultura e assistência em ambientes internos. Nesse contexto, a navegação autônoma reúne tarefas como percepção do ambiente, planejamento do movimento, seguimento de trajetórias e prevenção de colisões, constituindo uma área relevante de pesquisa na robótica contemporânea (LIU et al., 2024; KATONA et al., 2024; WAGA et al., 2025).

Entre os desafios associados à navegação de robôs móveis estão a manutenção do veículo próximo à trajetória de referência, a identificação de obstáculos e a realização de manobras corretivas sem comprometer a continuidade do percurso. Estudos recentes mostram que o seguimento de trajetórias em robôs com tração diferencial permanece um problema relevante de controle, especialmente devido às restrições cinemáticas desses veículos e às mudanças de posição e orientação exigidas durante a navegação (ABED; MAHDI; AL-BAYATI, 2022; THAI et al., 2022; TOLOSSA; JAYA; ROUX, 2024). Técnicas de controle convencionais e inteligentes vêm sendo investigadas para essa finalidade, incluindo controladores PID, controladores baseados em lógica fuzzy e estratégias híbridas.

A utilização de modelos computacionais permite implementar e avaliar algoritmos de navegação sob condições controladas, mantendo constantes os parâmetros do veículo, as condições iniciais e as características dos cenários. A simulação também possibilita observar limitações dos modelos empregados antes de uma eventual aplicação física, embora seus resultados dependam das simplificações e hipóteses adotadas na representação do sistema (MURATORE et al., 2022; TAHIR; PARASURAMAN, 2023). Neste trabalho, desenvolve-se a simulação cinemática de um robô móvel com tração diferencial, destinado ao seguimento de trajetórias, ao desvio de obstáculos e ao retorno à rota planejada. Nesse ambiente simulado, são implementados e comparados os controladores PID e Fuzzy Mamdani por meio de métricas relacionadas ao erro de rastreamento, à acomodação após o desvio e ao esforço de controle.

1.1 Justificativa

O seguimento de trajetória e o desvio de obstáculos constituem funções importantes para a operação de robôs móveis autônomos, pois o veículo deve controlar simultaneamente sua posição e sua orientação enquanto responde às condições encontradas durante o percurso. Em robôs com tração diferencial, esse problema envolve características não lineares e restrições cinemáticas que influenciam o projeto do controlador, especialmente em trajetórias contendo mudanças sucessivas ou abruptas de direção (THAI et al., 2022; ABED; MAHDI; AL-BAYATI, 2022).

O controlador PID permanece utilizado em sistemas de rastreamento devido à estrutura relativamente simples de sua lei de controle e à possibilidade de ajustar sua resposta por meio dos ganhos proporcional, integral e derivativo. Entretanto, controladores com parâmetros fixos podem apresentar desempenhos diferentes quando submetidos a alterações na trajetória e nas condições de operação, tornando a definição dos ganhos uma etapa relevante do projeto (THAI et al., 2022). Por outro lado, os controladores fuzzy permitem estabelecer ações de controle por meio de variáveis linguísticas e regras construídas com base no comportamento esperado do sistema, sendo empregados em pesquisas recentes de seguimento de trajetória de robôs móveis diferenciais (KHAI et al., 2020; TOLOSSA; JAYA; ROUX, 2024).

A comparação entre essas duas abordagens é relevante porque elas produzem a ação de controle por princípios distintos: o PID utiliza uma relação matemática formada pelas parcelas proporcional, integral e derivativa, enquanto o controlador Fuzzy Mamdani emprega funções de pertinência, regras de inferência e defuzzificação. Dessa forma, sua avaliação sob o mesmo modelo cinemático, os mesmos cenários e os mesmos limites de operação permite analisar como cada estratégia se comporta em relação à precisão de rastreamento, à retomada da trajetória e à intensidade acumulada das ações corretivas. Assim, este trabalho busca contribuir para a compreensão das características, vantagens e limitações dos controladores PID e Fuzzy em uma aplicação simulada de navegação autônoma.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Comparar o desempenho de um controlador PID e de um controlador baseado em Lógica Fuzzy aplicados à navegação autônoma de um robô móvel terrestre, avaliando seu desempenho durante o seguimento de trajetória e o retorno à rota planejada após a execução da manobra de desvio de obstáculos, por meio de simulações desenvolvidas no ambiente computacional, considerando métricas de erro de trajetória, estabilidade e esforço de controle.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para se alcançar o objetivo geral deste trabalho, são propostos os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolver o modelo cinemático de um robô móvel com tração diferencial capaz de realizar o seguimento de trajetória, o desvio de obstáculos e o retorno à rota planejada em ambiente simulado;
- Implementar um controlador PID e um controlador baseado em Lógica Fuzzy para o controle da navegação do robô;
- Desenvolver cenários de simulação que permitam avaliar o comportamento dos controladores em condições equivalentes de operação;
- Realizar experimentos computacionais para obter métricas de desempenho relacionadas ao seguimento de trajetória e a retomada da rota após a manobra de desvio.;
- Comparar o desempenho dos controladores PID e Fuzzy com base nas métricas obtidas, analisando suas características, vantagens e limitações.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Sistemas de Controle

Os sistemas de controle desempenham um papel fundamental na automação e na engenharia, permitindo que dispositivos e processos operem de maneira previsível e eficiente. De acordo com Ogata (2010), um sistema consiste em uma combinação de componentes que atuam em conjunto para atingir um objetivo específico. Aplicado à engenharia de controle, esse conceito refere-se ao conjunto de elementos responsáveis por monitorar, regular e ajustar o comportamento de um processo, de modo a alcançar a resposta desejada. Tais sistemas são amplamente empregados em áreas como indústria, robótica e eletrônica embarcada, contribuindo para o aumento da estabilidade, da precisão e da eficiência operacional.

Dentre os tipos de controle existentes, os sistemas podem ser classificados em controle em malha aberta e controle em malha fechada. Nos sistemas em malha aberta, a ação de controle é determinada exclusivamente pelo sinal de entrada, sem que a saída seja medida ou utilizada para realizar correções. Dessa forma, o sistema não é capaz de compensar perturbações externas, ruídos ou variações nos parâmetros do processo, o que pode comprometer a exatidão da resposta (NISE, 2013). Em contrapartida, os sistemas em malha fechada utilizam a realimentação da saída para compará-la continuamente com um valor de referência. Caso seja detectada alguma diferença entre a saída desejada e a saída real, o controlador gera ações corretivas para reduzir o erro e minimizar os efeitos das perturbações.

Por essa razão, sistemas em malha fechada apresentam maior precisão, menor sensibilidade a ruídos e maior flexibilidade no ajuste do desempenho dinâmico quando comparados aos sistemas em malha aberta (NISE, 2013). Esse tipo de controle é amplamente empregado em aplicações que exigem elevada confiabilidade, como sistemas de navegação autônoma e processos industriais.

2.2 Controlador PID

O controle PID (Proporcional-Integral-Derivativo) é um método tradicional de controle realimentado, sendo aplicado em diversas áreas devido à sua simplicidade

e eficácia. Seu funcionamento baseia-se na análise do erro entre o valor de referência e a saída do sistema, gerando uma ação de controle composta por três parcelas: proporcional, integral e derivativa. A ação proporcional reage ao erro instantâneo, a integral acumula os erros ao longo do tempo para reduzir o erro em regime permanente e a derivativa atua sobre a taxa de variação do erro, contribuindo para melhorar a estabilidade e reduzir oscilações do sistema (OGATA, 2010). Essa combinação permite que sistemas controlados por PID sejam mais estáveis e responsivos, reduzindo oscilações e garantindo uma convergência mais rápida ao ponto de equilíbrio quando bem ajustado.

A ação proporcional (P) é a forma mais simples de controle realimentado, sendo responsável por gerar um sinal de controle diretamente proporcional ao erro instantâneo do sistema. Matematicamente, essa ação é expressa pela Equação (1).

$$u_P(t) = K_p e(t) \quad (1)$$

em que $u_P(t)$ representa o sinal de controle, k_p é o ganho proporcional e $e(t)$ corresponde ao erro entre o valor de referência e a saída do sistema. O aumento do ganho proporcional tende a acelerar a resposta do sistema, reduzindo o tempo necessário para atingir a referência. Entretanto, valores elevados de k_p podem provocar oscilações e comprometer a estabilidade do sistema, enquanto valores reduzidos resultam em respostas mais lentas e com maior erro em regime permanente (OGATA, 2010).

A ação integral (I) tem como finalidade eliminar ou reduzir o erro em regime permanente por meio da acumulação do erro ao longo do tempo. Sua contribuição para o sinal de controle é descrita pela Equação (2),

$$u_I(t) = K_i \int_0^t e(\tau) d\tau, \quad (2)$$

em que k_i representa o ganho integral. Como essa parcela considera o histórico do erro, sua atuação permite que o sistema continue corrigindo a saída até que a diferença entre a referência e a variável controlada seja minimizada. Em contrapartida, ganhos integrais elevados podem aumentar o tempo de acomodação e favorecer o aparecimento de oscilações, exigindo um ajuste adequado desse parâmetro (OGATA, 2010).

A ação derivativa (D) atua sobre a taxa de variação do erro, antecipando a tendência do sistema e contribuindo para reduzir oscilações e melhorar a estabilidade da resposta. Sua expressão é apresentada na Equação (3),

$$u_D(t) = K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (3)$$

em que k_d é o ganho derivativo. Diferentemente das ações proporcional e integral, a parcela derivativa não atua diretamente sobre a magnitude do erro, mas sobre sua velocidade de variação. Dessa forma, sua principal função é amortecer a resposta do sistema, reduzindo o sobressinal e favorecendo uma convergência mais suave à referência. Em aplicações práticas, entretanto, essa ação pode apresentar elevada sensibilidade a ruídos presentes no sinal de medição, motivo pelo qual seu ajuste deve ser realizado de forma criteriosa (OGATA, 2010).

A combinação das três ações resulta no controlador PID clássico, cuja lei de controle é dada pela Equação (4).

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (4)$$

Nessa configuração, a ação proporcional proporciona rapidez de resposta, a ação integral reduz o erro em regime permanente e a ação derivativa melhora a estabilidade do sistema, permitindo obter um compromisso entre precisão, rapidez e robustez. A contribuição de cada parcela depende dos valores adotados para os ganhos k_p , k_i e k_d , os quais devem ser ajustados de acordo com as características do sistema controlado.

Embora o controlador PID seja amplamente empregado em aplicações industriais e de controle de movimento devido à sua simplicidade e eficiência, seu desempenho pode ser comprometido em sistemas não lineares, sujeitos a incertezas paramétricas e variações nas condições de operação, exigindo, em alguns casos, estratégias de controle mais adaptativas (THAI et al., 2022; TOLOSSA; JAYA; ROUX, 2024). Nesses casos, abordagens mais avançadas, como a lógica fuzzy, podem oferecer uma resposta mais adaptativa e flexível. Conforme Tanaka e Wang (2001), os sistemas de controle fuzzy são particularmente úteis quando as relações matemáticas exatas entre entrada e saída do sistema não são conhecidas ou quando há grande variabilidade nas condições operacionais. Dessa

forma, a integração de técnicas de controle fuzzy com sistemas convencionais tem sido uma tendência crescente para melhorar a eficiência e a robustez de sistemas de controle modernos.

2.3 Lógica Fuzzy e Controle Fuzzy

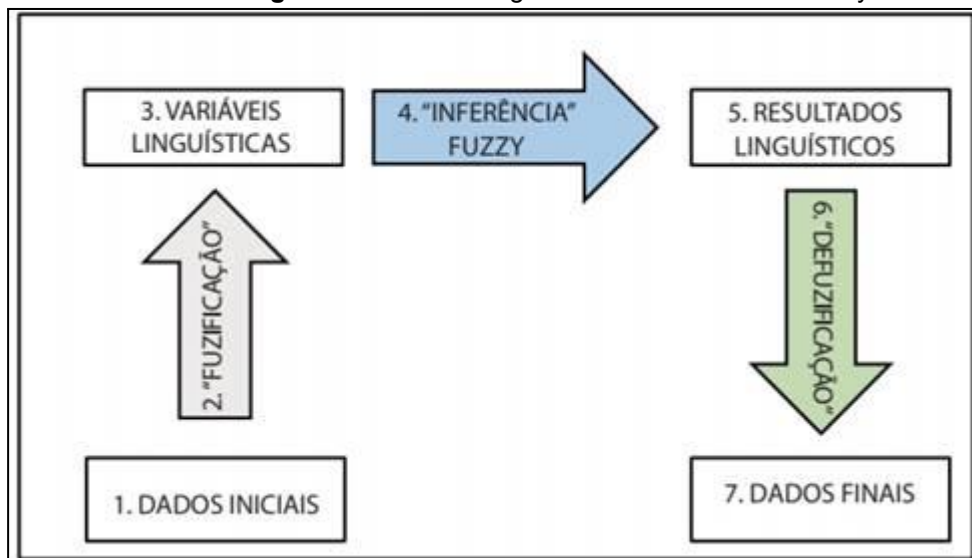
A lógica fuzzy é uma abordagem matemática desenvolvida para lidar com incertezas e informações imprecisas, permitindo representar conhecimento de forma aproximada, semelhante ao raciocínio humano. Segundo Zadeh (1965), criador do conceito, a lógica fuzzy difere da lógica clássica binária ao permitir graus intermediários de verdade, em vez de apenas valores absolutos de "verdadeiro" ou "falso". Essa característica a torna especialmente útil para modelar sistemas complexos e não lineares, nos quais a tomada de decisão ocorre em condições de incerteza.

Os sistemas baseados em lógica fuzzy utilizam variáveis linguísticas para representar grandezas de forma qualitativa, por meio de termos como "baixo", "médio" e "alto", em vez de valores estritamente numéricos. Segundo Pedrycz e Gomide (1998), essas variáveis são associadas a conjuntos fuzzy, nos quais os elementos podem pertencer a um conjunto com diferentes graus de pertinência, assumindo valores entre 0 e 1. Essa característica permite representar informações imprecisas e realizar transições graduais entre estados, aproximando o processamento computacional da forma como os seres humanos interpretam e tomam decisões em situações de incerteza. Além disso, a utilização de regras linguísticas possibilita a modelagem de sistemas complexos sem a necessidade de uma descrição matemática precisa, tornando a lógica fuzzy uma alternativa eficaz para aplicações em inteligência artificial, reconhecimento de padrões e sistemas de controle.

No contexto dos sistemas de controle, a lógica fuzzy tem sido amplamente aplicada devido à sua capacidade de lidar com sistemas incertos e variáveis. Conforme Kosko (1997), controladores fuzzy são particularmente vantajosos quando não se dispõe de um modelo matemático preciso do processo, permitindo a construção do sistema de controle com base em conhecimento heurístico e regras linguísticas. Diferentemente de abordagens convencionais baseadas em modelos matemáticos explícitos, os controladores fuzzy utilizam regras do tipo "SE-ENTÃO"

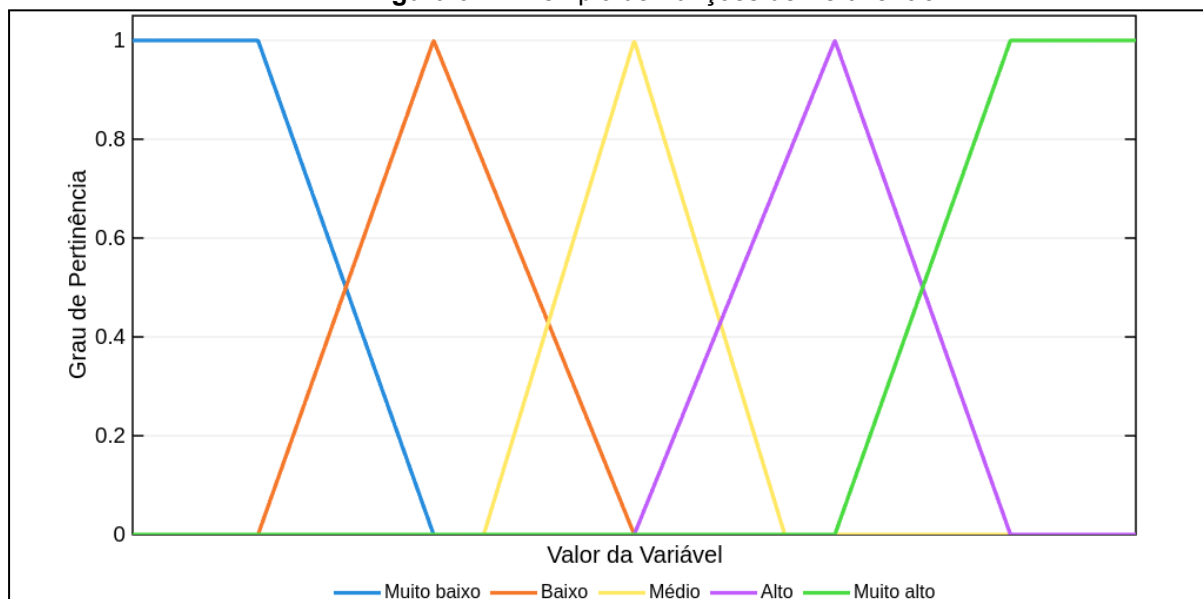
para mapear entradas em ações de controle apropriadas. A Figura 01 apresenta a estrutura geral de um controlador Fuzzy.

Figura 01 – Estrutura geral de um controlador Fuzzy



Fonte: Cox (1995)

A estrutura típica de um controlador fuzzy é dividida em três etapas principais: fuzzificação, mecanismo de inferência baseado em regras e defuzzificação (ZIMMERMANN, 1994; KLIR; YUAN, 1995). Na etapa de fuzzificação, as variáveis de entrada são convertidas em conjuntos fuzzy por meio de funções de pertinência, conforme exemplo mostrado na Figura 02, permitindo sua representação em termos linguísticos. Em seguida, o mecanismo de inferência avalia um conjunto de regras fuzzy, combinando os diferentes graus de pertinência para determinar as ações de controle mais adequadas (PEDRYCZ; GOMIDE, 1998). o conjunto fuzzy resultante do processo de inferência é convertido em uma saída precisa, denominada saída *crisp*, que pode ser utilizada pelo sistema controlado (LIN; LEE, 1996). Neste trabalho, após a etapa de inferência, a conversão da saída nebulosa para um valor numérico foi realizada pelo método do centroide (Centroid), que determina o centro de gravidade da função de pertinência resultante. Esse método foi escolhido por produzir uma saída contínua e suave, característica desejável para o controle da velocidade angular do robô.

Figura 02 - Exemplo de Funções de Pertinência

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Os controladores fuzzy são amplamente utilizados em sistemas dinâmicos e aplicações de automação, especialmente em cenários nos quais o comportamento do sistema varia de forma significativa. Segundo Ross (2004), uma das principais vantagens dessa abordagem é sua capacidade de adaptação a mudanças no ambiente, reduzindo a dependência de ajustes manuais frequentes. Essa característica torna o controle fuzzy particularmente adequado para aplicações em robótica móvel e sistemas autônomos, nos quais a resposta a obstáculos e variações do ambiente deve ocorrer de forma contínua e eficiente.

Neste trabalho, o controlador fuzzy foi desenvolvido utilizando duas variáveis de entrada: o erro lateral em relação à trajetória e o erro angular entre a orientação atual do robô e a direção desejada de deslocamento. Essas variáveis representam o estado instantâneo da navegação e constituem a base para o processo de tomada de decisão do controlador. A partir delas, o mecanismo de inferência fuzzy determina a ação de controle mais adequada, produzindo como saída a velocidade angular desejada (ω), responsável pela correção da orientação do robô.

A construção da base de regras foi orientada pelo comportamento esperado durante a navegação, estabelecendo ações de controle capazes de reduzir simultaneamente o erro lateral e o erro angular, favorecendo uma convergência suave para a trajetória de referência. A estrutura das regras de inferência, bem

como a definição das funções de pertinência e dos parâmetros adotados, seguem os fundamentos apresentados anteriormente nesta seção e são detalhadas no capítulo de Metodologia.

A velocidade angular calculada pelo controlador é posteriormente combinada com a velocidade linear de referência por meio do modelo cinemático do robô, permitindo determinar as velocidades individuais das rodas esquerda e direita. Dessa forma, tanto o controlador fuzzy quanto os controladores clássicos atuam sobre a mesma variável de controle, garantindo que a comparação entre as diferentes estratégias seja realizada sob condições equivalentes.

Nesse contexto, a lógica fuzzy permite ajustar o comportamento de controle em tempo real com base nas informações dos sensores, contribuindo para maior estabilidade e segurança durante o deslocamento. A integração de sensores de detecção e regras fuzzy possibilita decisões mais robustas em ambientes dinâmicos, reduzindo a probabilidade de falhas de navegação e melhorando o desempenho da trajetória.

Além disso, técnicas híbridas que combinam lógica fuzzy com métodos de aprendizado, como redes neurais e algoritmos evolutivos, têm ampliado ainda mais as capacidades desses sistemas (KLIR; YUAN, 1995). Essas abordagens permitem maior adaptabilidade e otimização do desempenho do controlador, sendo aplicadas em áreas como robótica avançada, automação industrial e sistemas inteligentes. Nesse contexto, o controle fuzzy se consolida como uma alternativa eficiente para problemas nos quais métodos clássicos, como o controle PID, podem apresentar limitações em ambientes altamente não lineares ou incertos.

2.4 Veículos Robóticos e Sensoriamento

Os veículos robóticos terrestres são amplamente utilizados em diversas áreas, como automação industrial, exploração espacial e transporte autônomo. Segundo Braga (2017), esses sistemas são projetados para operar de maneira independente ou semi-autônoma, utilizando sensores para interpretar o ambiente e ajustar sua trajetória. A principal vantagem desses robôs está na sua capacidade de realizar tarefas complexas sem intervenção humana, tornando-se fundamentais em aplicações onde segurança e precisão são essenciais.

De igual modo, o sensoriamento desempenha um papel crítico na navegação autônoma, permitindo que os robôs percebam obstáculos e evitem colisões. Braga (2017) destaca, ainda, que sensores ultrassônicos, infravermelhos e LIDAR são frequentemente utilizados para detectar objetos no caminho do veículo. Além disso, sensores inerciais, como acelerômetros e giroscópios, auxiliam na estabilização e no controle da movimentação, garantindo um deslocamento mais preciso. A correta integração desses sensores no sistema embarcado é essencial para a eficácia do robô.

Por fim, para otimizar o processamento das informações dos sensores, muitas aplicações utilizam algoritmos de fusão de dados, combinando múltiplas leituras para obter uma representação mais confiável do ambiente. Protocolos de comunicação como I2C, SPI e UART são empregados para garantir uma troca eficiente de informações entre os sensores e o sistema de controle (BRAGA, 2017). Dessa forma, a correta implementação desses componentes permite que o veículo robótico tome decisões rápidas e seguras, melhorando seu desempenho em ambientes dinâmicos.

Neste trabalho, optou-se pela utilização de um sensor ultrassônico como principal dispositivo de sensoriamento para detecção de obstáculos. Esse tipo de sensor determina a distância até um objeto por meio da emissão de ondas ultrassônicas e da medição do tempo necessário para que o eco retorne ao emissor, permitindo estimar a posição de obstáculos à frente do robô. Sua escolha deve-se à simplicidade de funcionamento, ao baixo custo computacional e à ampla aplicação em sistemas de navegação e desvio de obstáculos em robôs móveis.

3. METODOLOGIA

3.1 Caracterização da Pesquisa

A metodologia de pesquisa é o conjunto de procedimentos adotados para a construção do conhecimento científico, podendo variar conforme o objetivo do estudo. Segundo Lakatos e Marconi (2003), as pesquisas podem ser classificadas de diferentes formas. Quanto à natureza, podem ser básicas, quando buscam gerar novos conhecimentos sem aplicação imediata, ou aplicadas, quando visam resolver problemas concretos. Quanto aos objetivos, podem ser exploratórias, quando procuram aprofundar um tema pouco estudado, descritivas, quando analisam e caracterizam um fenômeno, ou explicativas, quando investigam as causas e relações entre variáveis. Já quanto aos métodos, a pesquisa pode ser quantitativa, baseada em dados numéricos e estatísticos, ou qualitativa, quando interpreta fenômenos subjetivos e descritivos (GIL, 2002).

Neste trabalho, adotou-se uma pesquisa aplicada, pois visa desenvolver um ambiente de simulação para comparar o desempenho de controladores PID e Fuzzy aplicados à navegação de um robô móvel. Em relação aos objetivos, trata-se de uma pesquisa explicativa, pois busca comparar o desempenho de dois sistemas de controle distintos (PID e fuzzy) e analisar suas diferenças. Quanto à abordagem, a pesquisa segue um método quantitativo, pois os resultados serão analisados por meio de medições numéricas, como tempo de resposta e estabilidade da navegação. No contexto deste estudo, serão realizados experimentos computacionais em ambiente simulado, de forma a verificar o desempenho dos controladores em diferentes condições operacionais. A metodologia experimental adotada é fundamental para validar a eficácia dos modelos analisados e contribuir para um melhor entendimento sobre sua aplicabilidade em sistemas robóticos (GIL, 2002).

3.2 Ambiente Simulado

As simulações realizadas neste trabalho foram conduzidas integralmente em ambiente computacional, utilizando a ferramenta MATLAB® (MathWorks Inc.), com licença acadêmica, como plataforma para modelagem do robô móvel, implementação dos controladores e execução das simulações. A adoção de um

ambiente virtual permite controlar as condições paramétricas, garantindo que os controladores PID e Fuzzy sejam avaliados sob os mesmos cenários, condições iniciais e parâmetros de operação.

O ambiente simulado foi desenvolvido para representar um robô móvel com tração diferencial capaz de realizar o seguimento de uma trajetória, detectar obstáculos, executar manobras de desvio e retornar à rota planejada. Para isso, foram implementados modelos computacionais que representam o comportamento cinemático do robô, a percepção do ambiente por meio de sensores virtuais e a lógica de navegação responsável pela coordenação das diferentes etapas do percurso.

A utilização de um ambiente totalmente simulado assegura a repetibilidade dos testes e elimina fatores externos inerentes a sistemas físicos, como variações mecânicas, ruídos de sensores e oscilações na alimentação elétrica. Dessa forma, as diferenças observadas nos resultados podem ser atribuídas exclusivamente às características dos controladores avaliados.

As seções seguintes descrevem o planejamento das simulações, os cenários utilizados e as métricas utilizadas para comparar objetivamente o desempenho dos controladores PID e Fuzzy.

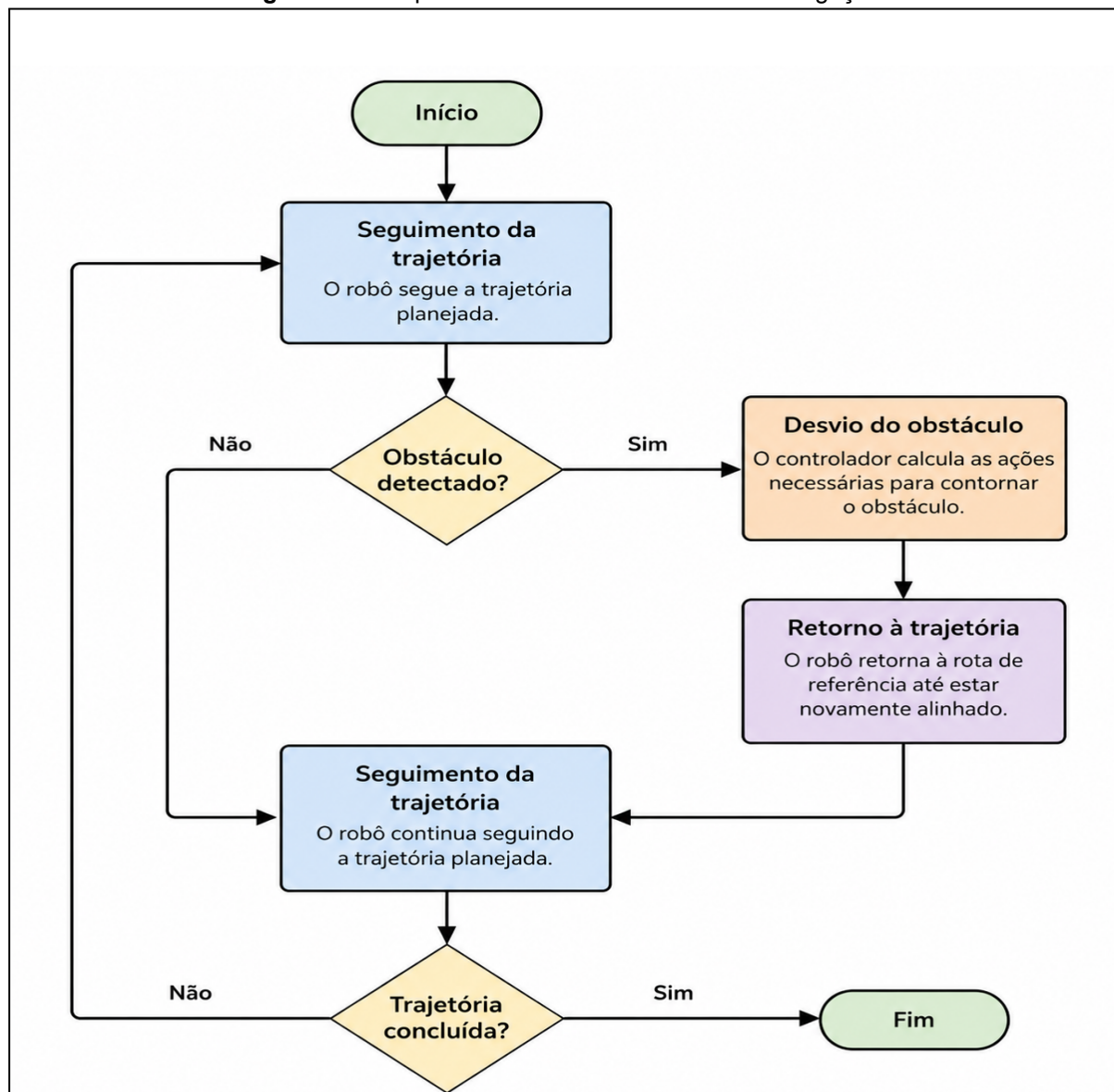
3.3 Implementação do Sistema de Navegação

O sistema de navegação desenvolvido neste trabalho foi estruturado de forma modular, permitindo separar as etapas de percepção do ambiente, tomada de decisão e controle do movimento do robô. Inicialmente, o ambiente de simulação fornece as informações necessárias para a navegação, como ponto de partida, trajeto a seguir e ponto de chegada, a partir das quais são calculados o erro lateral em relação à trajetória de referência e o erro angular entre a orientação atual do robô e a direção desejada de deslocamento. Essas duas grandezas representam o estado instantâneo da navegação e servem como base para a atuação dos controladores.

A navegação propriamente dita foi organizada por meio de uma máquina de estados, responsável por coordenar as diferentes etapas de sua operação durante os testes. Essa abordagem permite dividir o comportamento do sistema em estados distintos, nos quais cada etapa da navegação executa uma função específica antes

de realizar a transição para o estado seguinte. Dessa forma, a lógica de controle torna-se mais organizada, facilitando tanto a implementação quanto a compreensão do funcionamento do sistema. A Figura 03 ilustra essa abordagem.

Figura 03 - Máquina de estados do sistema de navegação



Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Conforme ilustrado, o processo de navegação inicia com o seguimento da trajetória planejada. Durante esse percurso, o sistema monitora continuamente a presença de obstáculos à frente do robô. Quando um obstáculo é detectado, a máquina de estados transfere o controle para a etapa de desvio, na qual o sistema executa a trajetória de desvio previamente planejada para contornar o obstáculo de forma segura. Após a conclusão da manobra, o sistema passa para o estado de

retorno à trajetória, permanecendo nesse modo até que o robô esteja novamente alinhado com a rota de referência. A partir desse momento, o controle retorna ao estado de seguimento da trajetória, reiniciando o ciclo até a conclusão do percurso.

Nos controladores clássicos, as informações de erro lateral e erro angular são combinadas em um único erro de rastreamento (*tracking error*), utilizado como entrada para as leis de controle P, PI e PID. A partir desse erro, cada controlador calcula a velocidade angular ω de acordo com sua respectiva estratégia de controle, mantendo a mesma arquitetura de navegação e diferenciando-se apenas pela forma como o sinal de controle é obtido.

No controlador Fuzzy Mamdani, por outro lado, o erro lateral e o erro angular são utilizados diretamente como variáveis linguísticas de entrada, preservando as informações individuais de posição e orientação do robô. O mecanismo de inferência emprega a base de regras descrita na Seção 2.3 para determinar a ação de controle mais adequada em cada instante de navegação, produzindo ω como saída. A definição das funções de pertinência e das regras de inferência foi realizada considerando o comportamento esperado do robô durante o seguimento da trajetória e as manobras de correção, buscando reduzir simultaneamente ambos os erros de forma suave e contínua.

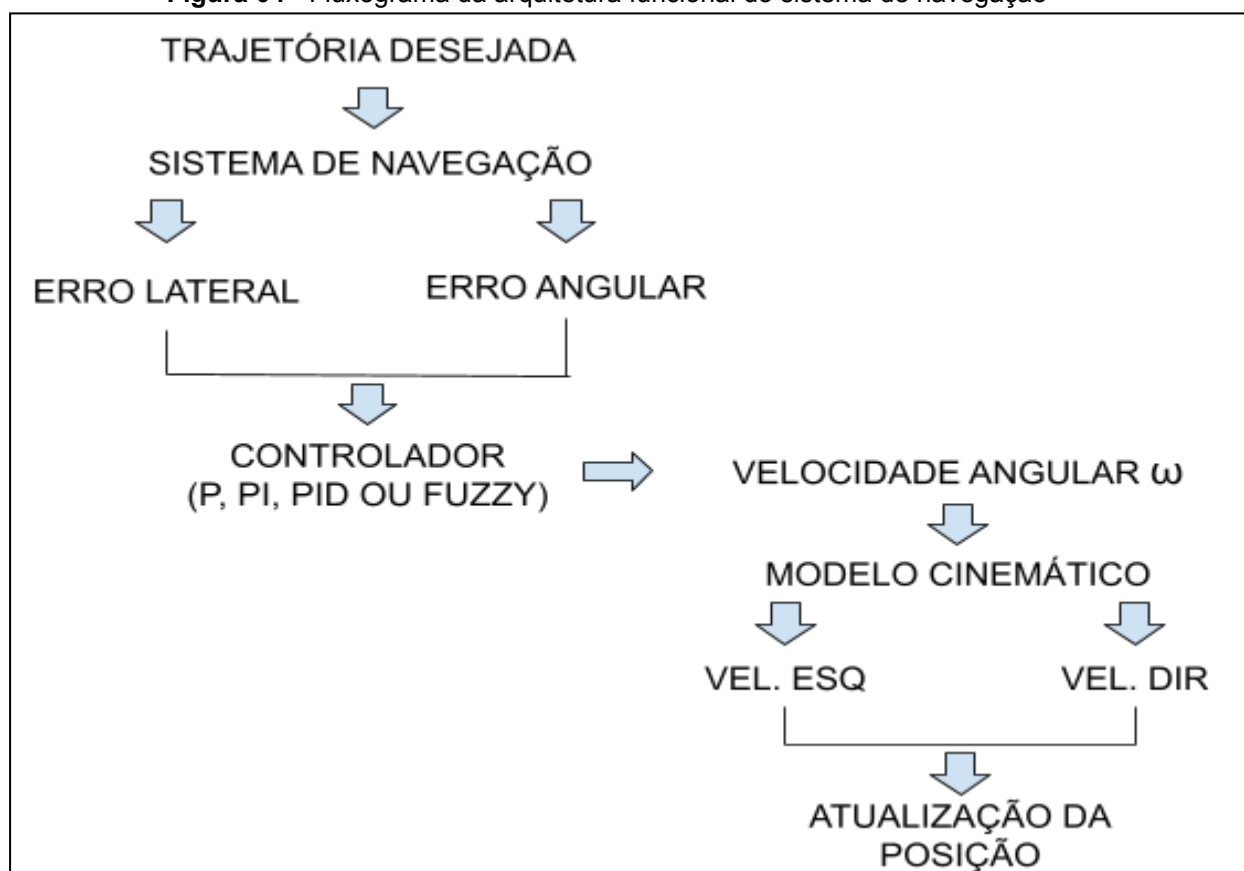
Independentemente do controlador utilizado, a velocidade angular calculada neste experimento é combinada com a velocidade linear de referência por meio do modelo cinemático do robô, obtendo-se as velocidades individuais das rodas esquerda e direita. Dessa forma, todos os controladores atuam sobre a mesma variável de controle e utilizam o mesmo modelo de navegação, garantindo que as diferenças observadas durante os experimentos sejam decorrentes exclusivamente da estratégia de controle empregada.

Por fim, a lógica de navegação é coordenada por uma máquina de estados responsável por gerenciar as diferentes etapas do percurso, incluindo o seguimento da trajetória, a detecção de obstáculos, a execução das manobras de desvio e o retorno à rota planejada. Essa estrutura organiza o funcionamento do sistema e assegura que ambos os controladores sejam submetidos às mesmas condições operacionais durante todos os experimentos.

3.4 Planejamento da Simulação

Para garantir uma comparação justa entre os controladores PID e Fuzzy, todos as simulações foram realizados mantendo-se inalterados o modelo do robô, os parâmetros de simulação, as condições iniciais e o ambiente de execução, variando apenas a estratégia de controle empregada. A Figura 04 apresenta a arquitetura funcional do sistema desenvolvida para este trabalho.

Figura 04 - Fluxograma da arquitetura funcional do sistema de navegação



Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A avaliação foi conduzida por meio de três cenários de simulação, elaborados para representar diferentes situações de navegação, mantendo uma mesma metodologia de comparação. O primeiro cenário consiste no seguimento de trajetória retilínea com um obstáculo sobre a linha de trajetória, permitindo avaliar o comportamento dos controladores em condições ideais. O segundo introduz um obstáculo em um trecho com curvas suaves, possibilitando analisar a execução da manobra de desvio e o retorno à trajetória planejada. O terceiro posiciona o

obstáculo após uma curva de 90°, exigindo maior capacidade de adaptação do controlador durante a navegação.

A comparação foi realizada a partir de métricas relacionadas ao desempenho da navegação, incluindo o erro de trajetória, tempo de acomodação e esforço de controle. Essas métricas foram selecionadas por representarem aspectos diretamente relacionados à eficiência, à precisão e à robustez dos controladores diante das situações propostas.

Ao término de cada experimento, os dados coletados foram organizados em quadros e gráficos, permitindo analisar e comparar, de forma quantitativa e qualitativa, o desempenho dos controladores.

3.5 Métricas de Avaliação

Com o objetivo de comparar quantitativamente o desempenho dos controladores implementados, foram definidas métricas relacionadas à precisão de seguimento da trajetória, ao esforço de controle e ao comportamento do robô durante o desvio de obstáculos. Essas métricas permitem avaliar não apenas a capacidade do controlador de manter o robô próximo da trajetória desejada, mas também a suavidade das correções realizadas e o tempo necessário para retomar o percurso após a execução da manobra de desvio.

3.5.1 Erro Médio Absoluto (MAE)

O Erro Médio Absoluto (*Mean Absolute Error* – MAE) representa a média dos desvios absolutos entre a trajetória desejada e a trajetória percorrida pelo robô durante toda a simulação. Por utilizar o valor absoluto do erro, essa métrica indica o erro médio de rastreamento sem que erros positivos e negativos se anulem entre si. É calculado por:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e_i| \quad (5)$$

em que:

- N é o número total de amostras da simulação;
- e_i representa o erro lateral no instante i .

Quanto menor o valor do MAE, maior é a precisão média do controlador durante o seguimento da trajetória.

3.5.2 Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE)

A Raiz do Erro Quadrático Médio (*Root Mean Square Error* – RMSE) é utilizada para avaliar a qualidade do rastreamento da trajetória considerando maior penalização para erros de maior magnitude. Dessa forma, desvios ocasionais mais elevados influenciam significativamente o resultado dessa métrica. Definida por

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2}, \quad (6)$$

sendo:

- N representa o número de amostras;
- e_i corresponde ao erro lateral em cada instante da simulação.

Valores menores de RMSE indicam melhor desempenho do controlador e maior estabilidade durante o percurso.

3.5.3 Esforço de controle

O esforço de controle corresponde à intensidade das ações de controle aplicadas ao robô ao longo da simulação. Neste trabalho, essa métrica foi obtida por meio da soma dos módulos da velocidade angular (ω) gerada pelo controlador durante todo o experimento. Este índice de desempenho é dado por

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\omega_i|, \quad (7)$$

em que ω_i representa a velocidade angular aplicada no instante i .

Essa métrica permite avaliar o quanto cada controlador precisou atuar para manter o robô próximo da trajetória desejada. Valores elevados indicam correções mais frequentes ou mais intensas, enquanto valores menores representam um comportamento de controle mais suave.

3.5.4 Tempo de acomodação

O tempo de acomodação corresponde ao intervalo necessário para que o robô estabilize seu movimento após retornar à trajetória de referência, depois de executar a manobra de desvio do obstáculo. Neste trabalho, essa métrica foi calculada a partir do instante em que o robô inicia o retorno à trajetória, sendo

considerado acomodado quando o erro lateral permanece dentro da faixa de tolerância de $\pm 0,02$ m durante pelo menos 1 s contínuo. Essa métrica permite comparar a capacidade de cada controlador em restabelecer uma condição estável de navegação após o desvio do obstáculo.

3.5.5 Erro lateral máximo

Além das métricas anteriores, foi registrado o maior erro lateral observado durante cada experimento, dado por

$$e_{max} = \max(|e_i|). \quad (8)$$

Essa medida permite identificar o maior afastamento do robô em relação à trajetória desejada, sendo particularmente importante durante a aproximação e o desvio de obstáculos.

3.6 Projeto e Sintonia do PID

O controlador PID necessita da definição dos ganhos proporcional K_p , integral K_i e derivativo K_d , responsáveis por determinar a intensidade de cada ação de controle aplicada ao robô. Neste trabalho, esses ganhos foram obtidos a partir de um modelo linearizado do erro lateral do robô, permitindo estabelecer uma sintonia inicial baseada nas características desejadas da resposta dinâmica.

Essa sintonia foi realizada por meio da técnica de alocação de polos, utilizando o modelo linearizado desenvolvido neste trabalho. Assim, os ganhos foram obtidos a partir dos parâmetros cinemáticos e geométricos do robô, determinados conforme a modelagem matemática apresentada, e não por tentativa e erro. Essa abordagem garante que o projeto do controlador seja consistente com a dinâmica representada pelo sistema

Considerando pequenas variações em torno da trajetória de referência e assumindo velocidade linear aproximadamente constante, a evolução do erro lateral pode ser aproximada por um modelo cinemático linearizado, permitindo representar a relação entre a velocidade angular do robô e o erro de seguimento da trajetória por meio da Equação (9):

$$\frac{E(s)}{\Omega(s)} = \frac{v}{s^2} \quad (9)$$

onde:

- $E(s)$ representa a Transformada de Laplace do erro lateral do robô em relação à trajetória;
- $\Omega(s)$ representa a Transformada de Laplace da velocidade angular aplicada ao robô;
- v corresponde à velocidade linear nominal do robô durante o seguimento da trajetória;
- s representa a variável complexa do domínio de Laplace.

Essa aproximação indica que a velocidade angular aplicada pelo controlador influencia diretamente a evolução do erro lateral do robô.

3.6.1 Resposta desejada

Para determinar os ganhos do controlador, definiu-se inicialmente o comportamento desejado da resposta dinâmica do sistema por meio do polinômio característico

$$(s + p) (s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2) \quad (10)$$

em que:

- p representa um terceiro polo real utilizado para complementar a dinâmica do sistema;
- (ζ) é o fator de amortecimento, responsável por controlar a tendência de oscilações da resposta;
- ω_n é a frequência natural do sistema, relacionada à rapidez com que o robô converge novamente para a trajetória.

O fator de amortecimento define principalmente o compromisso entre rapidez e estabilidade. Valores reduzidos produzem respostas mais rápidas, porém com maior tendência à oscilação, enquanto valores elevados tornam o sistema mais amortecido e estável.

3.6.2 Cálculo da frequência natural

A frequência natural determina a velocidade de resposta do sistema, sendo inversamente proporcional ao tempo necessário para que o robô retorne à trajetória desejada. Ela foi determinada a partir do tempo de acomodação especificado para o projeto, utilizando a relação clássica para sistemas de segunda ordem

$$\omega_n = \frac{4}{\zeta T_s} , \quad (11)$$

sendo:

- T_s representa o tempo de acomodação desejado;
- ω_n é a frequência natural calculada;
- ζ é o fator de amortecimento previamente escolhido.

Neste trabalho foi adotado um fator de amortecimento igual a 1, visando reduzir oscilações durante as manobras de desvio, e um tempo de acomodação de 4 s, considerado adequado para as velocidades utilizadas na simulação.

3.6.3 Determinação do terceiro polo

Após o cálculo da frequência natural, definiu-se o terceiro polo como

$$p = f, \zeta, \omega_n , \quad (12)$$

sendo f um fator multiplicativo adotado para posicionar o terceiro polo mais afastado dos polos dominantes. Para este trabalho, foi utilizado f igual a 4. Essa escolha faz com que o terceiro polo exerça pouca influência sobre a resposta transitória principal, preservando o comportamento definido pelos polos dominantes.

3.6.4 Cálculo dos ganhos

Após a obtenção do modelo cinemático linearizado do erro lateral, apresentado na Seção 3.6.3, os ganhos do controlador PID foram determinados por meio da técnica de alocação de polos. Nesse método, são inicialmente especificadas as características desejadas para a resposta transitória do sistema, representadas pelo fator de amortecimento ζ e pelo tempo de acomodação T_s . A partir desses parâmetros e do modelo linearizado, calculam-se os ganhos proporcional, integral e derivativo do controlador, de forma que a resposta em malha

fechada apresente o comportamento desejado (OGATA, 2010; DORF; BISHOP, 2022). Assim, os ganhos do controlador PID foram obtidos pelas Equações (13) a (15):

$$K_d = \frac{2\zeta\omega_n + p}{v} \quad (13)$$

sendo

- K_d o ganho derivativo;
- v a velocidade linear nominal do robô.

$$K_p = \frac{\omega_n^2 + 2\zeta\omega_n p}{v} \quad (14)$$

onde K_p representa o ganho proporcional;

$$K_i = \frac{p\omega_n^2}{v} \quad (15)$$

com K_i sendo o ganho integral.

Essas expressões fornecem uma sintonia inicial coerente com a dinâmica linearizada do robô, servindo como ponto de partida para a implementação do controlador.

3.6.5 Implementação computacional

As expressões apresentadas foram implementadas em uma rotina computacional desenvolvida no ambiente MATLAB® (MathWorks Inc.), responsável pelo cálculo automático dos ganhos do controlador PID. A rotina recebe como parâmetros a velocidade linear nominal do robô, o fator de amortecimento ζ , o tempo de acomodação desejado T_s e o fator de posicionamento do terceiro polo, retornando os ganhos proporcional K_p , integral K_i e derivativo K_d utilizados na implementação do controlador. Os ganhos obtidos por esse procedimento foram empregados na configuração do controlador PID utilizado em todos os experimentos descritos na Seção 4.

Posteriormente, esses ganhos são utilizados na configuração do controlador implementado no ambiente de simulação, usando as equações (4), (13), (14) e (15).

4. ANÁLISE COMPARATIVA DE DESEMPENHO

Neste capítulo são apresentados e analisados os resultados obtidos a partir dos experimentos realizados no ambiente de simulação descrito no Capítulo 3. A avaliação foi conduzida por meio da execução dos cenários propostos, permitindo comparar o desempenho dos controladores PID e Fuzzy sob as mesmas condições de operação.

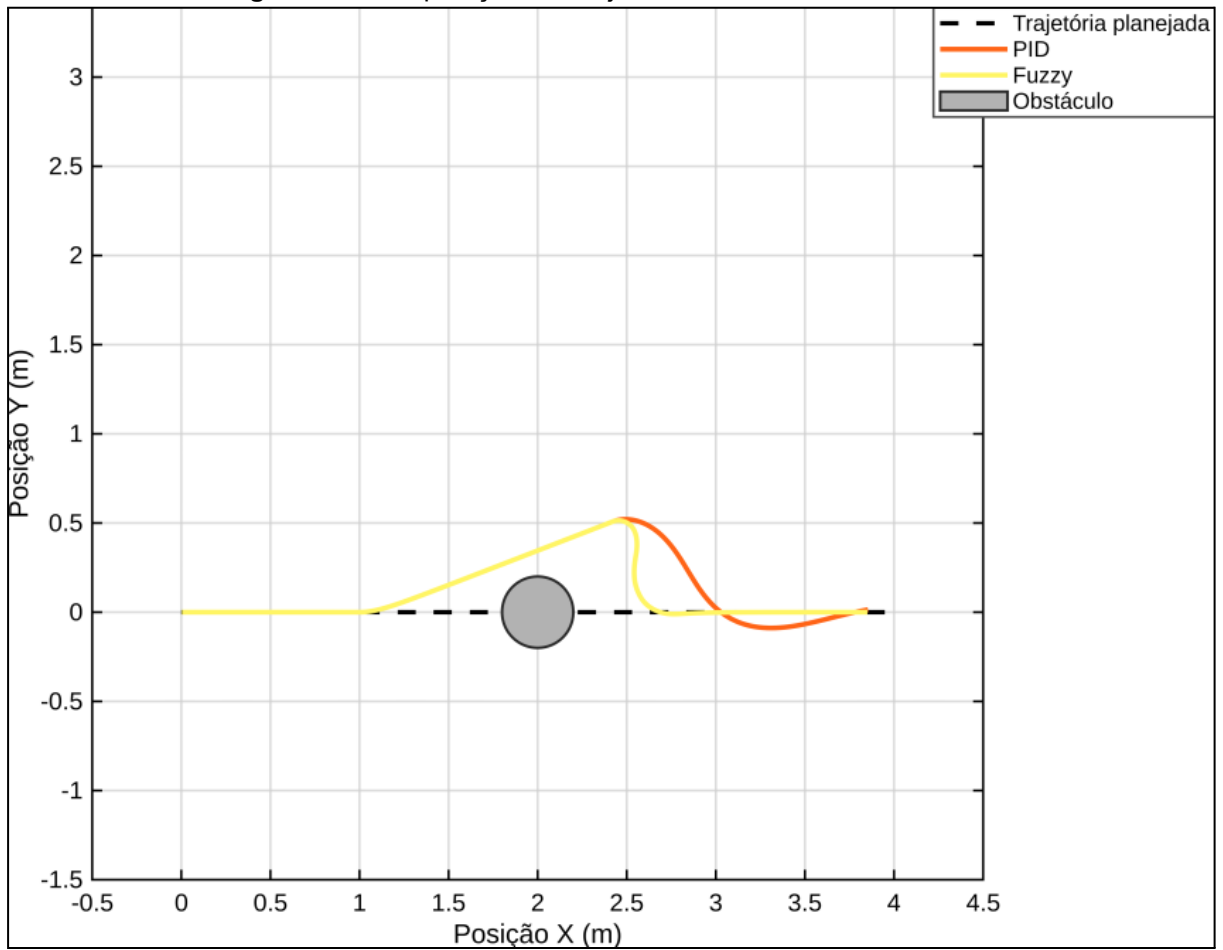
Para cada cenário são apresentados os gráficos e os quadros obtidos durante as simulações, seguidos da análise das métricas de desempenho definidas na metodologia. A discussão dos resultados busca identificar as características de cada controlador quanto à precisão, estabilidade, tempo de resposta e comportamento durante as manobras de desvio e retorno à trajetória.

Por motivos puramente acadêmicos, estão inclusos os controladores clássicos Proporcional (P) e Proporcional-Integral (PI) junto aos dois do escopo nos testes e resultados, permitindo uma análise completa do comportamento dos controladores clássicos em relação ao controlador Fuzzy.

4.1 Cenário Retilíneo com Obstáculo

O primeiro cenário avalia o desempenho dos controladores durante o seguimento de uma trajetória retilínea contendo um obstáculo posicionado diretamente sobre o percurso planejado. Após a detecção do obstáculo pelo sensor ultrassônico, o robô executa a manobra de desvio e, em seguida, retorna à trajetória original, prosseguindo até o ponto final do percurso.

A Figura 05 apresenta as trajetórias percorridas pelos controladores PID e Fuzzy durante esse experimento, enquanto o Quadro 1.1 reúne as métricas obtidas para os controladores P, PI, PID e Fuzzy.

Figura 05 - Comparação das trajetórias - cenário retilíneo

Fonte:Autor(2026)

Quadro 1.1 – Comparação das métricas de desempenho dos controladores no cenário retilíneo

Controlador	RMSE (m)	Erro lateral máximo (m)	Tempo de acomodação (s)	Esforço de controle
P	0,157	0,519	N/A	3,17
PI	0,156	0,518	N/A	13,20
PID	0,163	0,521	N/A	3,01
FUZZY	0,127	0,514	3,48	3,93

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Em relação ao seguimento da trajetória, o controlador Fuzzy apresentou os menores valores de erro lateral máximo (o quanto se afastou da trajetória) e raiz do erro quadrático médio (RMSE), indicando maior precisão durante todo o percurso. Além disso, apenas o controlador Fuzzy apresentou tempo de acomodação, por ter

sido o único a manter o erro lateral dentro da faixa de tolerância de 0,02 m durante 1 s contínuo após o retorno à trajetória.

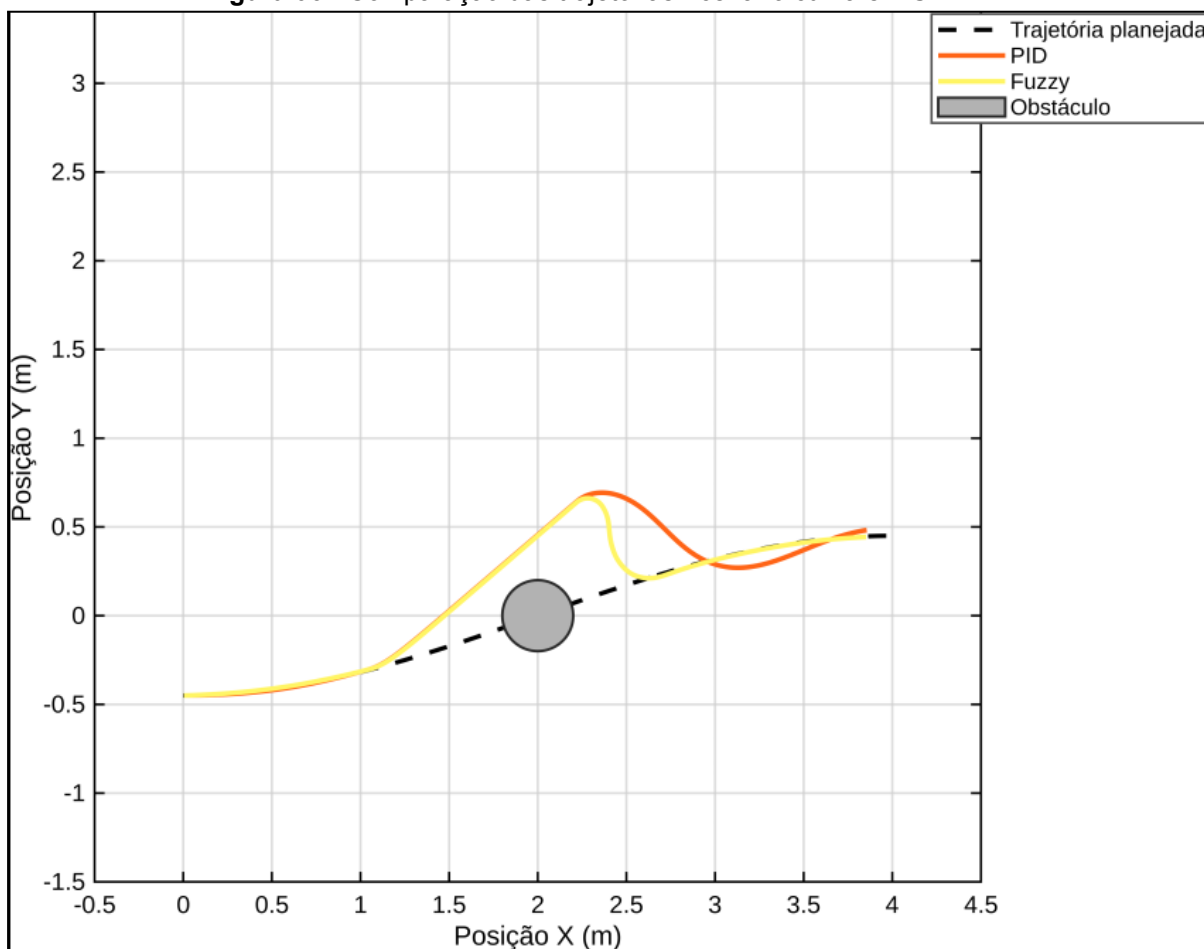
Conforme visto no quadro, os controladores clássicos apresentaram comportamento semelhante entre si. O controlador proporcional (P) respondeu rapidamente às variações do erro, porém apresentou maior sensibilidade às mudanças de direção. A inclusão da ação integral no controlador PI reduziu parcialmente o erro acumulado ao longo da trajetória, enquanto o controlador PID proporcionou uma resposta mais amortecida, reduzindo oscilações durante o seguimento da linha.

Embora o controlador Fuzzy tenha apresentado maior esforço de controle em comparação aos controladores clássicos, esse aumento foi acompanhado por uma redução dos erros de rastreamento e por uma estabilização mais rápida do robô, indicando que as ações de controle adicionais contribuíram para melhorar o desempenho global do sistema.

Os resultados obtidos nesse cenário demonstram que todos os controladores foram capazes de concluir a navegação proposta. Entretanto, o controlador Fuzzy apresentou maior precisão no seguimento da trajetória e melhor comportamento transitório, destacando-se principalmente na fase de retorno após o desvio do obstáculo.

4.2 Cenário Curva em S com Obstáculo

O segundo cenário foi composto por uma trajetória em formato de S, contendo mudanças contínuas de direção e um obstáculo posicionado sobre o percurso planejado. Em comparação ao cenário retilíneo, essa configuração exige atuação constante dos controladores para corrigir simultaneamente o erro lateral e o desalinhamento angular do robô. A Figura 06 apresenta as trajetórias obtidas pelos controladores PID e Fuzzy, enquanto o Quadro 1.2 reúne as métricas calculadas para os controladores P, PI, PID e Fuzzy.

Figura 06 - Comparação das trajetórias - cenário curva em S

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Quadro 1.2 – Comparação das métricas de desempenho dos controladores no cenário curva em S

Controlador	RMSE (m)	Erro lateral máximo (m)	Tempo de acomodação (s)	Esforço de controle
P	0,159	0,532	N/A	3,91
PI	0,160	0,552	N/A	4,60
PID	0,171	0,550	N/A	3,57
FUZZY	0,133	0,538	3,62	4,72

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

No cenário com curva em S, todos os controladores concluíram o percurso sem colisões. Entretanto, as mudanças contínuas de direção exigiram correções ao longo de praticamente toda a trajetória, tornando mais evidentes as diferenças entre as estratégias de controle.

O controlador Fuzzy apresentou o menor RMSE, indicando maior capacidade de acompanhar as variações da trajetória ao longo do percurso. Embora o controlador P tenha registrado o menor erro lateral máximo, a diferença entre os valores de pico foi pequena e ocorreu principalmente durante a manobra comum de desvio do obstáculo. Dessa forma, o RMSE representa melhor o comportamento global dos controladores nesse cenário.

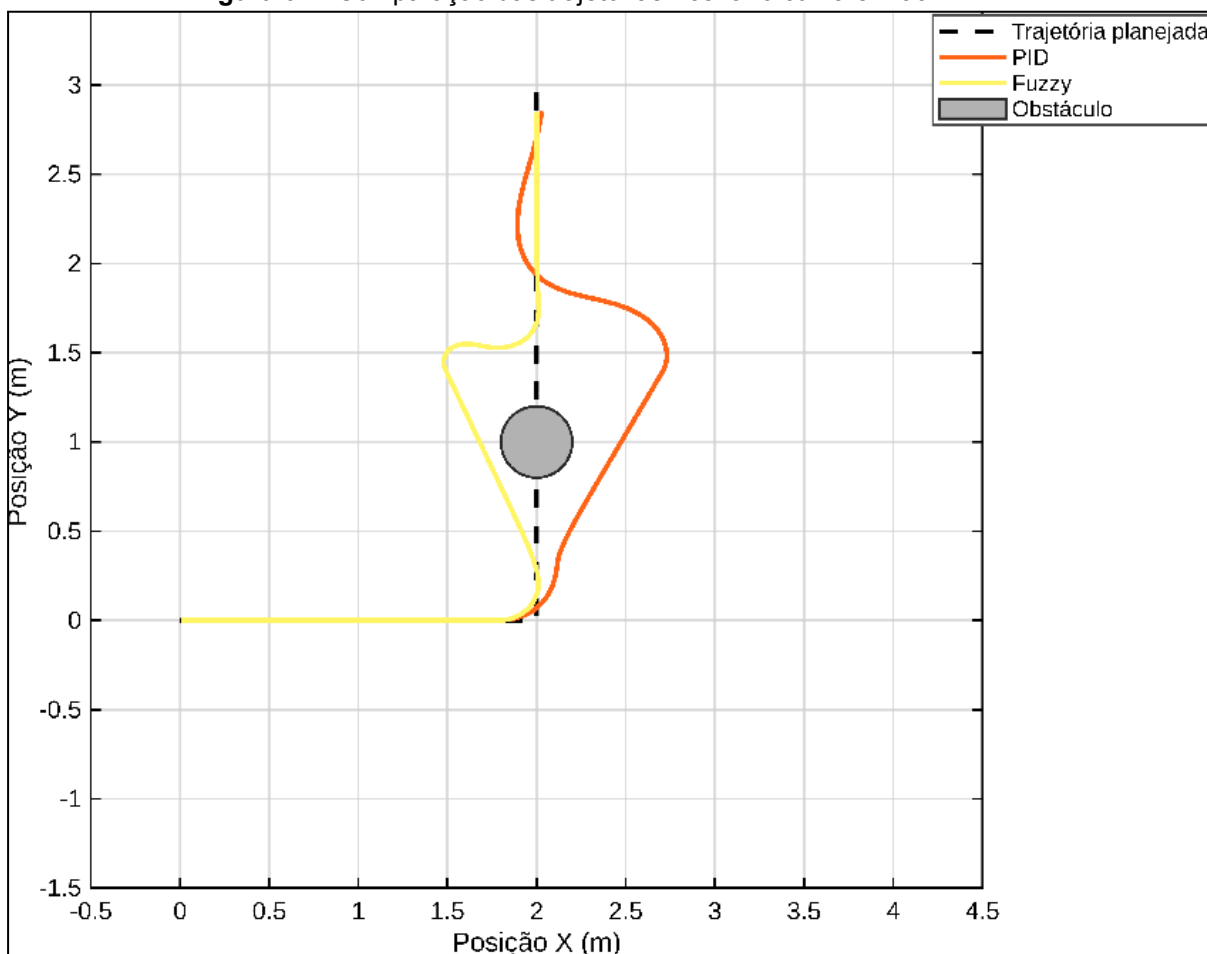
Entre os controladores clássicos, o PID apresentou o menor esforço de controle, porém obteve o maior RMSE. Esse resultado indica que sua atuação foi menos intensa, mas também menos precisa diante das mudanças sucessivas de direção. O Fuzzy, por outro lado, realizou maior esforço de controle e foi o único a atingir a condição de acomodação, apresentando correções mais consistentes durante a retomada da trajetória.

Assim, o cenário em S evidenciou um compromisso entre precisão e intensidade de atuação: o controlador Fuzzy obteve melhor desempenho no acompanhamento da trajetória, enquanto o PID demandou menor esforço de controle.

4.3 Cenário Curva de 90° e obstáculo

O terceiro cenário consiste em uma trajetória contendo uma mudança brusca de direção, representada por uma curva de 90°, com um obstáculo posicionado sobre o percurso planejado. Diferentemente dos cenários anteriores, essa configuração exige que o controlador realize uma mudança rápida na orientação do robô, ao mesmo tempo em que executa a manobra de desvio e retoma a trajetória de referência. Em razão dessas características, este cenário representa a condição mais crítica entre os experimentos realizados, permitindo avaliar a capacidade dos controladores em responder a variações abruptas na trajetória.

A Figura 07 apresenta as trajetórias obtidas pelos controladores PID e Fuzzy durante a navegação, enquanto o Quadro 1.3 reúne os resultados obtidos para os controladores P, PI, PID e Fuzzy, considerando as métricas de desempenho definidas na metodologia.

Figura 07 - Comparação das trajetórias - cenário curva em 90°

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Quadro 1.3 – Comparação das métricas de desempenho dos controladores no cenário curva em 90°

Controlador	RMSE (m)	Erro lateral máximo (m)	Tempo de acomodação (s)	Esforço de controle
P	0,235	0,771	N/A	9,34
PI	0,212	0,733	N/A	10,40
PID	0,223	0,730	N/A	8,66
FUZZY	0,118	0,521	3,56	12,21

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

O cenário contendo uma curva de 90° representou a condição mais crítica entre os experimentos realizados, por exigir uma mudança brusca de direção imediatamente antes da execução da manobra de desvio do obstáculo. Nessa configuração, pequenas oscilações acumuladas durante o seguimento da trajetória

influenciaram diretamente a forma como o robô iniciou o desvio e, consequentemente, sua capacidade de retornar à rota planejada.

Os resultados apresentados no Quadro 1.3 evidenciam uma diferença mais pronunciada entre os controladores quando comparados aos cenários anteriores. O controlador Fuzzy apresentou o melhor desempenho no seguimento da trajetória, mantendo o robô mais próximo da referência mesmo durante a transição da curva e da manobra de desvio. Em contrapartida, os controladores clássicos apresentaram maiores erros laterais, consequência das oscilações acumuladas antes da chegada ao obstáculo.

Além disso, apenas o controlador Fuzzy atendeu ao critério de acomodação estabelecido neste trabalho, mantendo o erro lateral dentro da faixa de tolerância após o retorno à trajetória. Esse comportamento demonstra que a utilização simultânea do erro lateral e do erro angular nas regras de inferência proporcionou correções mais suaves e melhor capacidade de estabilização após a manobra de desvio.

Em contrapartida, esse desempenho foi obtido com maior esforço de controle, indicando uma atuação mais intensa dos motores durante as correções de trajetória. Portanto, essa característica refletiu diretamente na redução do erro de seguimento e na maior estabilidade observada ao longo do percurso.

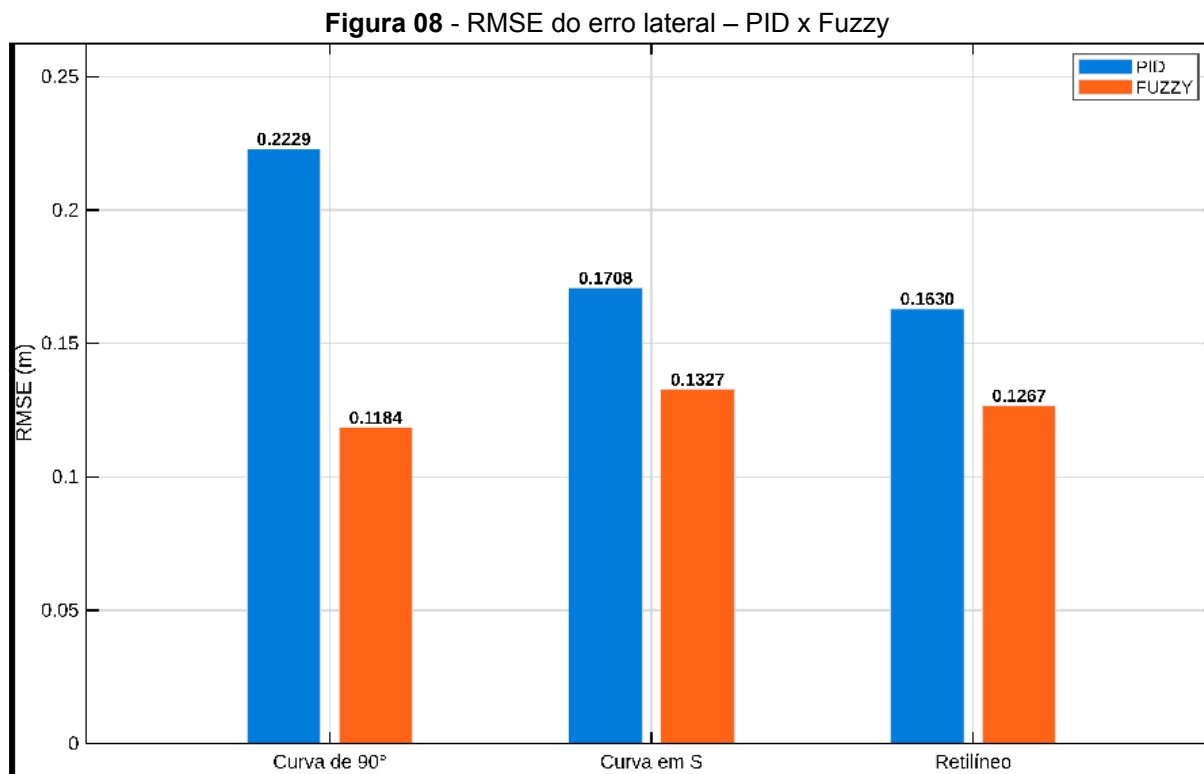
Os resultados obtidos neste cenário reforçam a proposta deste trabalho, demonstrando que, para as condições avaliadas, o controlador Fuzzy apresentou consistentemente melhor desempenho frente às mudanças bruscas da trajetória e ao retornar após o desvio do obstáculo.

4.4 Discussão geral dos resultados

A análise conjunta dos resultados permite identificar o comportamento global dos controladores avaliados, independentemente do cenário considerado. Para isso, foram comparadas as principais métricas de desempenho obtidas nos três cenários de navegação (curva de 90°, curva em S e retilíneo, nesta ordem), possibilitando uma avaliação abrangente da precisão, da estabilidade e da intensidade das ações de controle empregadas por cada estratégia.

4.4.1 RMSE do erro lateral

A Figura 08 apresenta a comparação do RMSE do erro lateral dos experimentos.

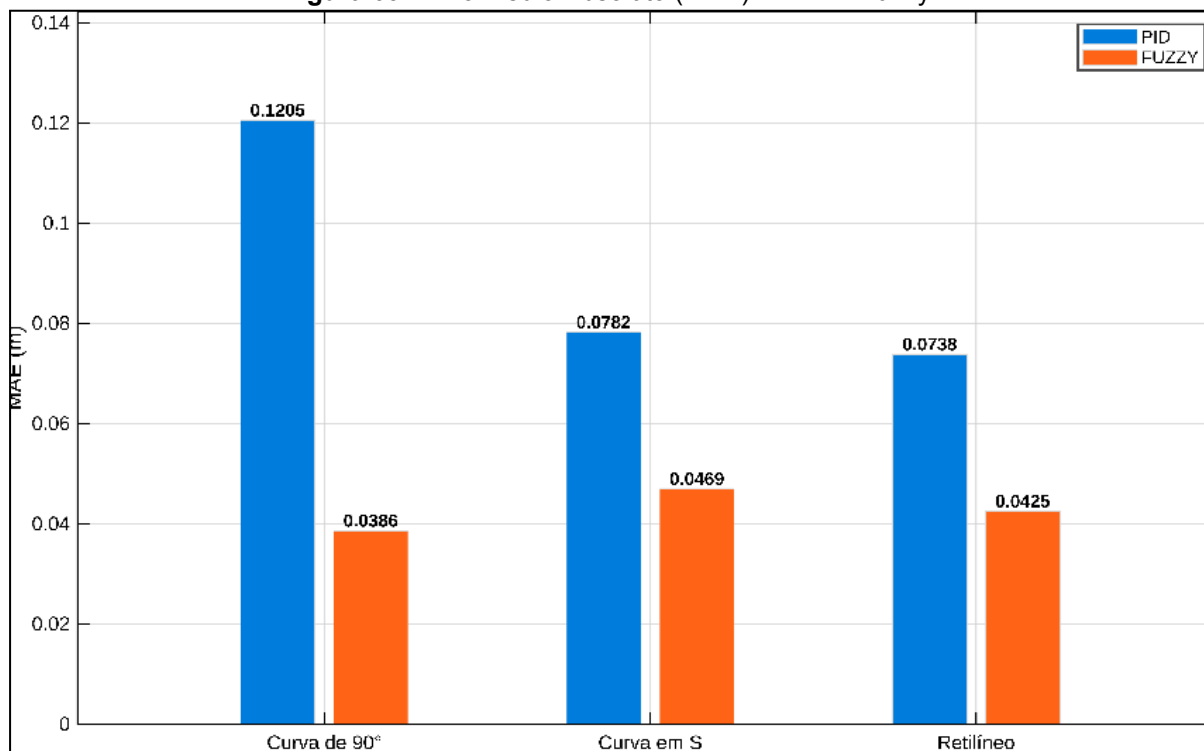


Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Observa-se que o controlador Fuzzy apresentou os menores valores em todos os experimentos, indicando maior capacidade de acompanhar a trajetória de referência durante toda a navegação. Diferentemente do erro máximo, que representa um único instante do percurso, o RMSE considera o comportamento global do controlador, tornando essa métrica mais representativa da qualidade do seguimento da trajetória. Os resultados indicam que a utilização simultânea do erro lateral e do erro angular permitiu ao controlador Fuzzy realizar correções mais adequadas ao longo de todo o percurso, reduzindo o erro acumulado mesmo em trajetórias com mudanças sucessivas de direção.

4.4.2 Erro Médio Absoluto

A Figura 09 apresenta a comparação do erro médio absoluto (MAE) obtido pelos controladores nos experimentos.

Figura 09 - Erro Médio Absoluto (MAE) – PID x Fuzzy

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

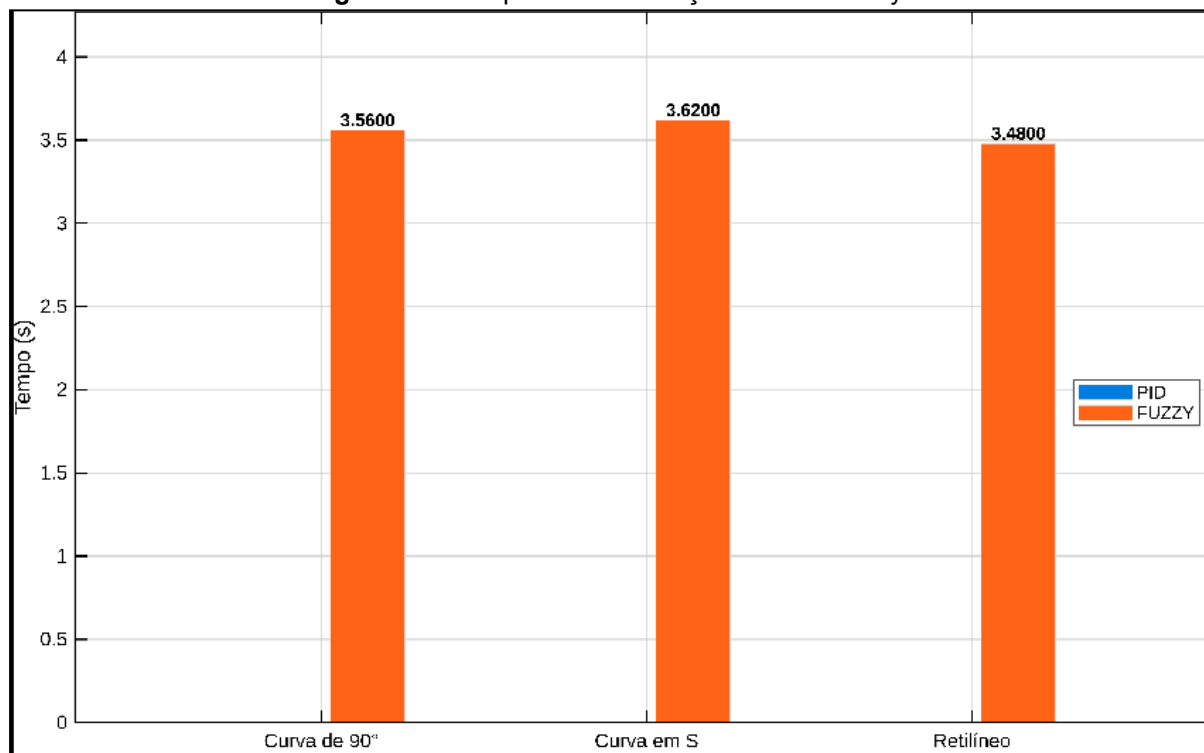
Observa-se que o controlador Fuzzy apresentou os menores valores em todos os experimentos, confirmando o comportamento já identificado por meio do RMSE. Enquanto o RMSE atribui maior peso aos erros de maior magnitude, o MAE representa o erro médio ao longo de toda a trajetória. A concordância entre essas duas métricas demonstra que o melhor desempenho do controlador Fuzzy não esteve associado apenas à redução de erros pontuais, mas também à manutenção de menores desvios durante toda a navegação.

4.4.3 Tempo de acomodação

A Figura 10 evidencia uma das diferenças mais relevantes entre as estratégias avaliadas. Apenas o controlador Fuzzy apresentou tempo de acomodação mensurável nos três cenários analisados, atendendo ao critério estabelecido para estabilização após o retorno à trajetória. Esse comportamento demonstra que o controlador foi capaz de reduzir as oscilações residuais após a manobra de desvio, retornando rapidamente a uma condição de operação estável.

Os controladores clássicos, embora tenham concluído os experimentos finais, mantiveram pequenas oscilações que impediram o atendimento desse critério.

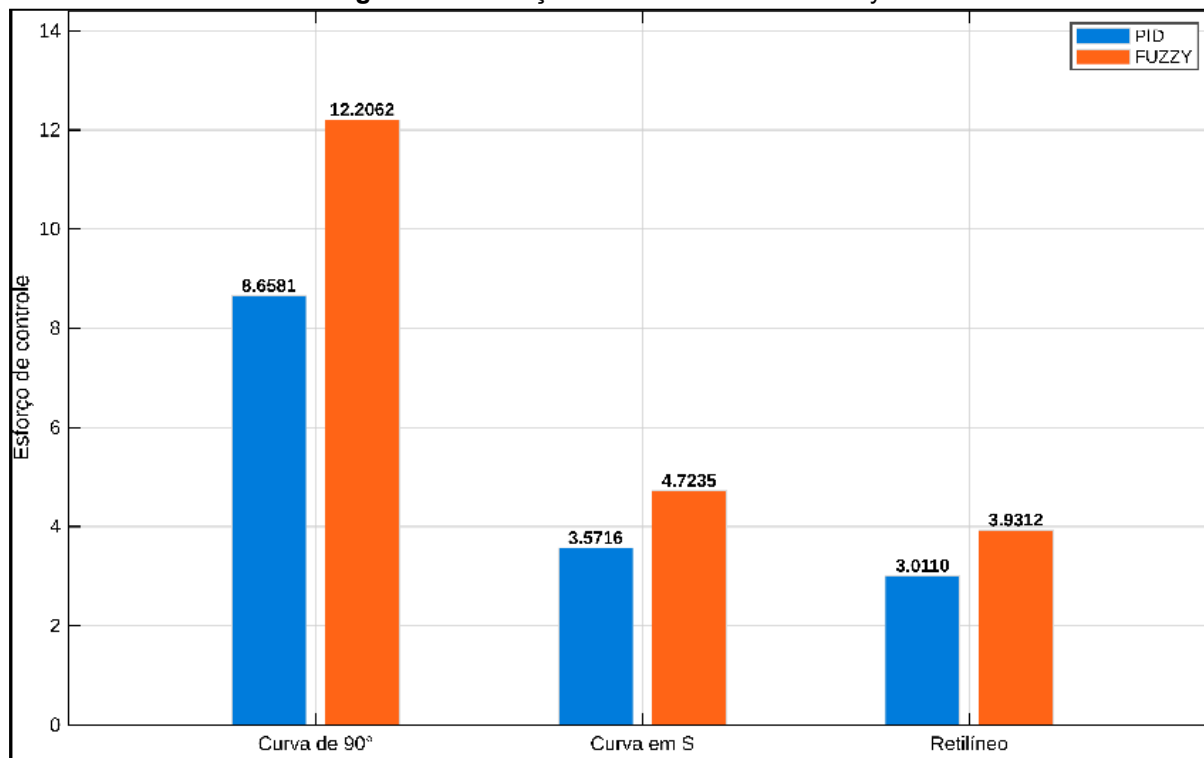
Figura 10 - Tempo de acomodação – PID x Fuzzy



Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

4.4.4 Esforço de controle

Na Figura 11, que apresenta o esforço de controle desenvolvido por cada controlador em cada um dos 3 cenários, observa-se que o controlador Fuzzy exigiu maior atuação dos motores na maioria dos cenários, indicando que sua estratégia realizou correções mais frequentes e intensas durante a navegação. Em contrapartida, essa característica refletiu diretamente na redução dos erros de seguimento observados nas métricas anteriores. O controlador PID, por sua vez, apresentou menor esforço de controle em parte dos experimentos, porém esse comportamento esteve associado a maiores erros acumulados e menor capacidade de estabilização após o retorno à trajetória.

Figura 11 - Esforço de controle – PID x Fuzzy

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

4.4.5 Discussão das métricas complementares

Além das métricas principais, outras informações registradas durante os experimentos corroboram as conclusões apresentadas anteriormente. Todos os controladores concluíram os experimentos finais sem ocorrência de colisões, demonstrando que a estratégia de detecção e planejamento do desvio permaneceu funcional independentemente da estratégia de controle empregada. Entretanto, verificou-se que os controladores P, Pi e PID apresentaram maior sensibilidade a mudanças nas características da trajetória.

Observou-se ainda que o controlador Fuzzy apresentou maiores valores de velocidade angular máxima durante as manobras, comportamento coerente com o maior esforço de controle registrado. Essa característica indica que a melhoria da precisão foi obtida mediante ações corretivas mais intensas, permitindo reduzir o erro lateral e estabilizar o robô em menor tempo após o retorno à trajetória.

De forma geral, os resultados obtidos confirmam que, para as condições consideradas neste trabalho, o controlador Fuzzy apresentou desempenho superior ao controlador PID e aos demais controladores clássicos. Sua capacidade de

adaptar continuamente as ações de controle em função do erro lateral e do erro angular proporcionou maior precisão no seguimento da trajetória, menor oscilação após a manobra de desvio e comportamento consistente nos três cenários analisados. Embora tenha requerido maior esforço de controle, esse aumento mostrou-se compatível com a significativa melhoria observada nas métricas de desempenho, confirmando a adequação da lógica Fuzzy para aplicações de navegação autônoma em robôs móveis.

5. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos neste trabalho demonstraram desempenho superior do controlador Fuzzy nas condições avaliadas, mantendo consistentemente métricas superiores em cada cenário e teste, obtendo menores valores de erro ao longo da trajetória e sendo o único a atender ao critério de acomodação estabelecido neste trabalho. Além disso, evidenciou maior capacidade de adaptação às mudanças de direção e ao retorno após a manobra de desvio do obstáculo. Em contrapartida, esse desempenho foi acompanhado por maior esforço de controle, indicando um maior número de ações corretivas para manter o robô próximo da trajetória de referência.

Durante o desenvolvimento também foi observado que o controlador PID apresentou maior sensibilidade às mudanças nas características da trajetória. Os ganhos calculados mostraram-se adequados para os cenários de menor complexidade, porém apresentou desempenho inferior no cenário contendo curva de 90° . Essa observação aponta uma limitação dos controladores clássicos quando submetidos a diferentes condições de operação utilizando um único conjunto de ganhos.

Além da comparação entre os controladores, este trabalho resultou no desenvolvimento de um ambiente modular de simulação, composto por modelos cinemáticos, sensores virtuais, máquina de estados, planejamento de desvio e ferramentas automáticas para execução dos experimentos e extração das métricas de desempenho. Essa estrutura permite a inclusão de novos controladores e cenários de navegação, constituindo uma base para futuras pesquisas na área.

Como limitações do estudo, destaca-se que os experimentos foram realizados exclusivamente em ambiente de simulação, utilizando um modelo cinemático simplificado e uma estratégia de desvio previamente planejada. Dessa forma, fatores como incertezas de sensores, dinâmica dos motores, escorregamento das rodas e atrasos de processamento não foram considerados.

Como trabalhos futuros, sugere-se a implementação do controlador em um robô físico, permitindo validar os resultados obtidos em simulação. Também podem ser investigadas estratégias de planejamento de trajetória mais avançadas, nas quais o próprio controlador participe da decisão do desvio, bem como a avaliação de

outras técnicas inteligentes de controle, como redes neurais, controle adaptativo e aprendizado por reforço.

Dessa forma, conclui-se que, para as condições avaliadas neste trabalho, o controlador Fuzzy apresentou melhor desempenho no seguimento de trajetória com desvio de obstáculos quando comparado aos controladores clássicos implementados, confirmando a adequação da lógica Fuzzy para aplicações de navegação autônoma em robôs móveis diferenciais, seja com poucas ou muitas entradas, e possui maior capacidade de adaptação com um mesmo conjunto de regras bem definidas e validadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABED, A. M.; MAHDI, A. S.; AL-BAYATI, A. J. **Trajectory tracking of differential drive mobile robots using fractional-order proportional-integral-derivative controller design tuned by an enhanced fruit fly optimization.** *Measurement and Control*. 2022.
- BRAGA, N. **Robótica e Controle com Raspberry Pi.** São Paulo: Editora Érica, 2017.
- COX, E. **Fuzzy logic for business and industry.** Massachusetts: Charles River Media INC, 1995.
- DORF, R. C.; BISHOP, R. H. **Modern Control Systems.** 14. ed. Pearson, 2022.
- Gil, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa.** 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- HANSELMAN, D.; Littlefield, B. **Matlab 6 - Curso Completo.** 1. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2007.
- KHAI, T. Q. et al. **Design of kinematic controller based on parameter tuning by fuzzy inference system for trajectory tracking of differential-drive mobile robot.** *International Journal of Fuzzy Systems*, v. 22, 2020.
- KLIR, G. J.; YUAN, B. **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications.** Prentice Hall, 1995.
- KATONA, K.; NEAMAH, H. A.; KORONDI, P. **Obstacle Avoidance and Path Planning Methods for Autonomous Navigation of Mobile Robot.** *Sensors*, [s. l.], v. 24, n. 11, e3573, jun. 2024. Disponível em: mdpi.com. Acesso em: 20 jul. 2026.
- KOSKO, B. **Fuzzy Engineering.** New Jersey: Prentice Hall, 1997.
- LAKATOS, Eva Maria; MARCONI, Marina de Andrade. **Fundamentos de metodologia científica.** 5. ed. São Paulo: Atlas, 2003.
- LIN, C-T. & LEE, C.S. G. **Neural Fuzzy Systems,** Prentice Hall, 1996
- LIU, Y. et al. **A review of sensing technologies for indoor autonomous mobile robots.** *Sensors*, v. 24, n. 4, 2024.
- MAMDANI, E. H.; ASSILIAN, S. **An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller.** *International Journal of Human-Computer Studies*, v. 51, n. 2, p. 135–147, 1999.

- MURATORE, F. et al. **Robot learning from randomized simulations: a review.** *Frontiers in Robotics and AI*, 2022.
- NISE, Norman S.; **Engenharia de sistemas de controle.** 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2013.
- PEDRYCZ, W. & GOMIDE, F. **An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design.** MIT Press. 1998
- ROSS, T. J. **Fuzzy Logic with Engineering Applications.** John Wiley & Sons, 2004.
- TAHIR, N.; PARASURAMAN, R. **Mobile robot control and autonomy through collaborative simulation twin.** 2023.
- THAI, N. H. et al. **Trajectory tracking control for differential-drive mobile robot by a variable parameter PID controller.** *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2022.
- TOLOSSA, T. D.; JAYA, A.; ROUX, O. **Trajectory tracking control of a mobile robot using fuzzy logic controller with optimal parameters.** *Robotica*, 2024.
- WAGA, A. et al. **A survey on autonomous navigation for mobile robots.** 2025.
- ZADEH, L. A. **Fuzzy Sets.** *Information and Control*, v. 8, p. 338–353, 1965.
- ZIMMERMANN, H-J. **Fuzzy Set Theory and Its Applications.** 2nd Edition, Kluwer Academic Publishers, 1994