

Relatório de Atividade

Detecção e desvio de obstáculos em robótica móvel usando Lógica Fuzzy

Matheus Lucas Tavares de Farias
Prof. AMN Lima
Automação Inteligente
01 de Setembro de 2025

Resumo—Este relatório apresenta o desenvolvimento e a avaliação de uma estratégia de desvio de obstáculos baseada em inferência fuzzy do tipo Mamdani aplicada à navegação autônoma de robôs móveis. A proposta foi implementada no robô P3DX utilizando o simulador CoppeliaSim, explorando as leituras dos sensores ultrassônicos para construir uma representação em rosa dos ventos e definir *virtual goals* que orientam a movimentação em cenários parcialmente desconhecidos. A abordagem foi integrada ao planejamento de caminho fornecido pelo OMPL, de modo a combinar navegação global e desvio reativo de obstáculos. Os experimentos em simulação demonstram que o método contribui para maior robustez e adaptabilidade da navegação em ambientes complexos.

Index Terms—Desvio de obstáculos, lógica fuzzy, planejamento de caminho.

I. INTRODUÇÃO

A navegação autônoma em robótica móvel é um dos principais desafios da robótica inteligente. Um dos controladores reativos mais simples empregados nessa tarefa é o chamado *Go-to-Goal*, no qual o robô busca deslocar-se em linha reta até a posição desejada. Apesar de sua simplicidade, esse método apresenta limitações significativas em ambientes reais, especialmente na presença de obstáculos estáticos ou dinâmicos que inviabilizam o trajeto direto.

Contudo, para superar tais limitações, torna-se necessário integrar ao controlador estratégias de desvio de obstáculos, de modo a garantir que o robô seja capaz de adaptar sua trajetória sem perder de vista o objetivo final. Entre as abordagens propostas na literatura, destacam-se métodos baseados em campos potenciais, arquiteturas reativas e, mais recentemente, técnicas de inferência fuzzy. A lógica fuzzy, em particular, tem se mostrado promissora por permitir a fusão de informações sensoriais de maneira aproximada e robusta, possibilitando uma interpretação qualitativa do ambiente inspirada no raciocínio humano.

Neste contexto, o presente trabalho propõe uma solução de detecção e desvio de obstáculos baseada em inferência fuzzy do tipo Mamdani, aplicada ao robô P3DX no simulador CoppeliaSim. A proposta busca realizar o desvio por meio de uma representação em rosa dos ventos construída a partir das leituras dos sensores ultrassônicos, possibilitando a definição de *virtual goals* que guiam a navegação em cenários parcialmente desconhecidos. Dessa forma, integra-se a estratégia de

desvio de obstáculos ao planejamento de caminho obtido pelo OMPL, validando o método em diferentes cenários de teste e demonstrando sua viabilidade em ambientes complexos.

II. LÓGICA FUZZY

A lógica fuzzy, proposta por Lotfi Zadeh em 1965, é uma extensão da lógica clássica que permite lidar com informações imprecisas ou incertas, atribuindo a cada variável um grau de pertinência contínuo no intervalo $[0, 1]$, ao invés de valores binários como verdadeiro ou falso. Essa abordagem baseia-se nos *conjuntos fuzzy*, nos quais cada elemento do universo de discurso possui um valor de pertinência que indica o quanto ele pertence a determinado conjunto, possibilitando descrições qualitativas como “perto”, “longe”, “rápido” ou “lento”.

Um Sistema de Inferência Fuzzy (FIS) é formado por quatro etapas principais: a *fuzzificação*, que transforma entradas numéricas em valores fuzzy de acordo com funções de pertinência; a *base de regras*, composta por regras do tipo *Se-Então* que descrevem o comportamento desejado; a *inferência*, que combina as regras ativas para determinar a saída fuzzy utilizando operadores lógicos estendidos; e a *defuzzificação*, que converte a saída fuzzy em um valor numérico (crisp), geralmente por meio do método do centro de gravidade (COG). Entre os modelos mais empregados, destaca-se o método Mamdani, conhecido por sua interpretabilidade, enquanto o método Sugeno é mais utilizado em otimização e sistemas adaptativos.

Na robótica móvel, a lógica fuzzy tem grande aplicabilidade na fusão de informações sensoriais e na tomada de decisão em ambientes incertos. Diferentemente de controladores clássicos que exigem modelos matemáticos precisos, controladores fuzzy permitem incorporar conhecimento heurístico para lidar com obstáculos, ruídos sensoriais e situações não modeladas. Assim, é possível gerar comandos que guiam o controlador de baixo nível, que determinam a velocidade linear e angular, a partir de variáveis linguísticas como “distância do obstáculo” e “ângulo relativo”, tornando a navegação mais robusta e próxima ao raciocínio humano.

III. NÍVEIS DE CONTROLE

No caso do controle *Go-to-Goal* no contexto de desvio de obstáculos, consideram-se dois níveis distintos de controle.

O primeiro corresponde ao controle de baixo nível, responsável por receber os erros de posição e orientação do robô em relação ao alvo e fornecer as velocidades linear e angular a serem aplicadas.

Neste trabalho, o controle de baixo nível foi implementado conforme proposto em [1], utilizando como base o critério de estabilidade de Lyapunov, já explorado em trabalhos anteriores.

A lei de controle de baixo nível, também denominada comportamento de *goal-seeking*, é expressa pela equação 1:

$$\begin{cases} v = \gamma e \cos(\alpha) \\ \omega = \kappa \alpha + \gamma \sin(\alpha) \cos(\alpha) \end{cases} \quad (1)$$

Em que e e α representam, respectivamente, os erros de posição e orientação do robô em relação ao alvo; e γ e κ são os ganhos de controle. Neste trabalho, assim como na referência, adotou-se $\gamma = 0.3$ e $\kappa = 1$.

O segundo nível é o controle de alto nível, cuja função é conduzir o robô no desvio dos obstáculos presentes no ambiente. Para isso, emprega-se a lógica Fuzzy, baseada no método de inferência de Mamdani, que busca reproduzir a lógica do raciocínio humano para a tarefa de desvio.

Esse comportamento, neste trabalho, é denominado *Obstacle-Avoidance*, e será detalhado na próxima seção.

Como ambos os níveis devem atuar em conjunto — alcançando o alvo e, simultaneamente, evitando os obstáculos — o objetivo principal do controle de alto nível é gerar erros de posição e orientação relativos a um alvo fictício (*sub-goal*). Esse sub-alvo guia o controle de baixo nível a desviar dos obstáculos de forma indireta.

Assim, o controle de alto nível é responsável por determinar a melhor posição para esse alvo fictício, dentro das limitações impostas pelo ambiente. O controle de baixo nível, por sua vez, gera as velocidades necessárias para que o robô consiga realizar o desvio em tempo hábil, mantendo a trajetória em direção ao alvo principal.

IV. CONTROLE DE ALTO NÍVEL - *Obstacle-Avoidance*

Este nível de controle, como o nome sugere, tem como objetivo principal garantir que o robô desvie dos obstáculos presentes em seu ambiente de operação.

Para essa tarefa, a camada de alto nível necessita de dois componentes fundamentais: (i) um método para detecção de obstáculos e (ii) uma lógica robusta para o posicionamento do subalvo que redireciona o robô.

No primeiro caso, foram utilizados os sensores ultrassônicos presentes no robô simulado P3DX, aplicando-se um mapeamento entre as leituras dos sensores e uma representação em *rosa dos ventos*.

No segundo, empregou-se a lógica Fuzzy, com um conjunto robusto de regras, a fim de determinar a melhor posição para o subalvo durante a simulação, possibilitando o desvio eficaz dos obstáculos.

A. Sensoriamento do P3DX e Mapeamento na Rosa dos Ventos

O robô P3DX possui um cinturão de sensores ultrassônicos distribuídos ao redor de todo o perímetro de seu chassi, totalizando 16 sensores. Esse conjunto fornece uma capacidade robusta de detecção de obstáculos no ambiente de operação.

Entretanto, uma estrutura tão detalhada pode dificultar tanto o controle quanto a formulação das regras da lógica Fuzzy. Por esse motivo, em [1] foi proposto um mapeamento das leituras dos sensores, com o objetivo de reduzir a complexidade do sistema.

Observando que os sensores estão dispostos de forma aproximadamente circular em torno do centro do P3DX, o mapeamento mais natural para preservar a informação direcional é a utilização da *rosa dos ventos*.

A rosa dos ventos é uma figura tradicionalmente utilizada em mapas para indicar direções com base nos pontos cardeais: NO, NE, ES, SE, SO, SW, WE e NW, seguindo o sentido horário.

Como a rosa dos ventos apresenta 8 direções principais e o P3DX possui 16 sensores, realizou-se o agrupamento de dois sensores por ponto cardinal, o qual possui leitura igual à leitura mínima entre os dois sensores. A Figura 1 ilustra esse mapeamento.

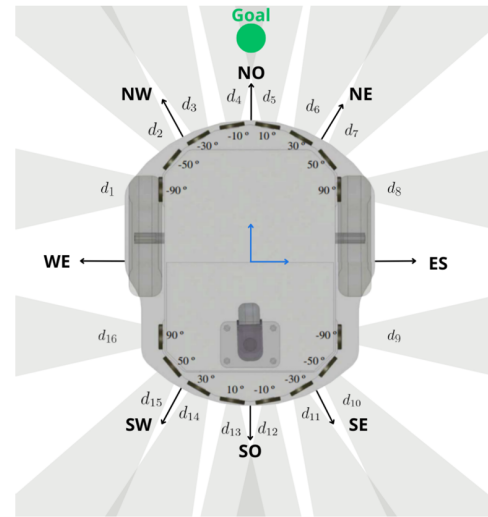


Figura 1. Mapeamento dos sensores em referência à rosa dos ventos.

Dessa forma, torna-se possível identificar com maior clareza a direção de detecção dos obstáculos, além de orientar de maneira mais eficiente a posição do próximo subobjetivo (*sub-goal*).

B. Lógica Fuzzy no Desvio de Obstáculos

A lógica Fuzzy apresenta uma estrutura bem definida, composta por três etapas principais. A primeira é a *fuzzificação*, responsável por converter valores *crisp* em termos linguísticos no vocabulário Fuzzy. A segunda corresponde à criação de regras e ao processo de inferência no domínio Fuzzy. Por fim, realiza-se a *defuzzificação*, que converte novamente os

valores do domínio Fuzzy para o domínio *crisp*, retornando um resultado numérico.

No contexto deste trabalho, as variáveis *crisp* a serem fuzzificadas correspondem às leituras dos sensores agrupados para a detecção de obstáculos. No domínio Fuzzy, essas leituras foram rotuladas com as etiquetas Perto (*Near* - N), Médio (*Medium* - M) e Longe (*Far* - F). A fuzzificação é realizada a partir da função de pertinência representada na Figura 2.

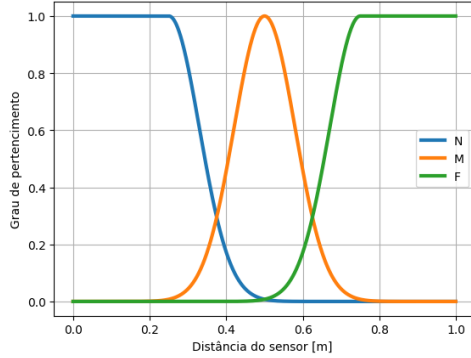


Figura 2. Função de pertinência associada à distância dos sensores.

Por outro lado, as variáveis a serem defuzzificadas correspondem ao erro de posição e ao erro de orientação, que definem a posição do próximo subobjetivo em relação ao robô. Neste trabalho, as etiquetas para o erro de posição foram Perto (*Near* - N), Médio (*Medium* - M) e Longe (*Far* - F). Já para o erro de orientação, foram utilizadas as direções cardeais e colaterais: SOn, SE, ES, NE, NO, NW, WE, SW, SOp. As funções de pertinência dessas variáveis estão ilustradas nas Figuras 3 e 4.

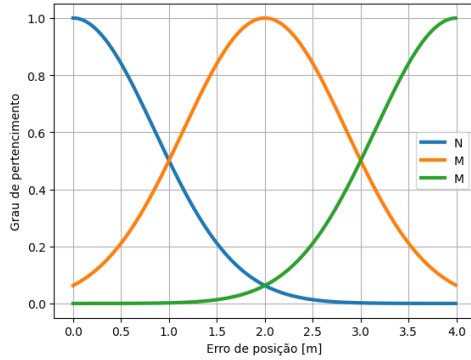


Figura 3. Função de pertinência do erro de posição.

Com as funções de pertinência definidas, a aplicação da lógica Fuzzy é finalizada a partir de um conjunto de regras que representam o raciocínio humano. As regras utilizadas, adaptadas de [2], estão apresentadas na Tabela I.

Para tornar o sistema ainda mais robusto, foram propostas regras adicionais, apresentadas explicitamente na Tabela II.

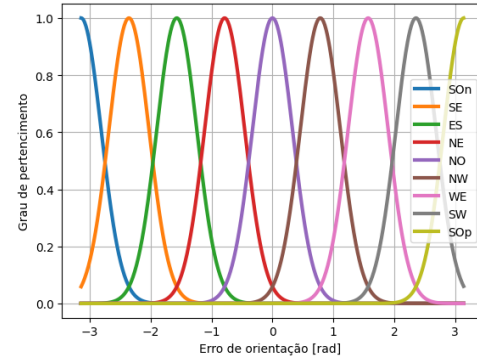


Figura 4. Função de pertinência do erro de orientação.

Tabela I
REGRAS FUZZY ADAPTADAS DE [2].

Casos	NW	NO	NE	e	α
Caso 1	N	N	N	N	NO
Caso 2	N	N	M	N	NE
Caso 3	N	N	F	M	NE
Caso 4	N	M	N	N	NO
Caso 5	N	M	M	N	NE
Caso 6	N	M	F	M	NE
Caso 7	N	F	N	M	NO
Caso 8	N	F	M	N	ES
Caso 9	N	F	F	M	NE
Caso 10	M	N	N	N	WE
Caso 11	M	N	M	N	NO
Caso 12	M	N	F	N	ES
Caso 13	M	M	N	N	WE
Caso 14	M	M	M	M	NO
Caso 15	M	M	F	N	NE
Caso 16	M	F	N	N	WE
Caso 17	M	F	M	M	NO
Caso 18	M	F	F	M	NE
Caso 19	F	N	N	N	WE
Caso 20	F	N	M	N	NW
Caso 21	F	N	F	N	WE
Caso 22	F	M	N	M	NW
Caso 23	F	M	M	M	NW
Caso 24	F	M	F	M	NW
Caso 25	F	F	N	N	NW
Caso 26	F	F	M	M	NW
Caso 27	F	F	F	F	NO

Tabela II
REGRAS FUZZY CRIADAS NESTE TRABALHO.

Casos	NO	ES	WE	e	α
Caso 1	N	N	M	N	NW
Caso 2	N	N	F	N	WE
Caso 3	N	M	N	N	NE
Caso 4	N	M	F	N	NW
Caso 5	N	F	N	N	ES
Caso 6	N	F	M	N	NE

Com as funções de pertinência, o conjunto de regras e o mecanismo de inferência, torna-se possível realizar um controle eficiente para o desvio de obstáculos.

Observa-se que, conforme a estrutura das regras, o comportamento de *Obstacle-Avoidance* é acionado apenas quando os sensores frontais do P3DX detectam um obstáculo. Caso

contrário, prevalece o comportamento de *goal-seeking*, garantindo que o robô siga sempre em direção ao alvo, salvo quando há a necessidade de desviar.

V. RESULTADOS

Para a avaliação do controle proposto, foram realizadas simulações no ambiente CoppeliaSim, utilizando o modelo do robô P3DX. O controlador foi testado em cinco diferentes cenários, cada um contendo obstáculos (paredes) e um alvo definido.

Toda a lógica de controle, tanto de baixo quanto de alto nível, foi implementada por meio de scripts na linguagem de programação Lua, diretamente no simulador.

As Figuras 5 a 9 ilustram o desempenho do robô nos cenários de teste. O ponto de partida é representado pela cor verde, enquanto o alvo é indicado pela cor vermelha.

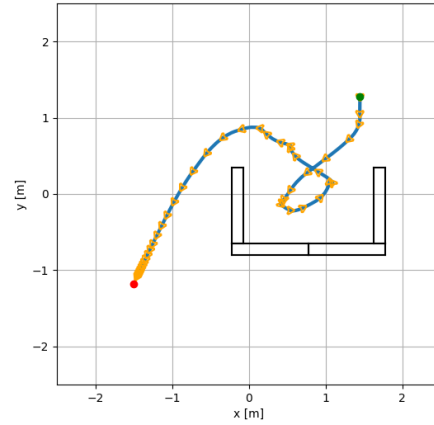


Figura 7. Trajetória do robô no cenário 3.

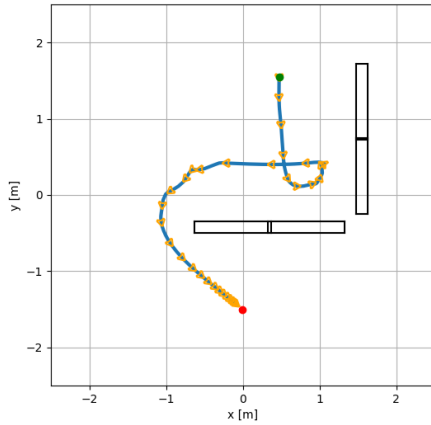


Figura 5. Trajetória do robô no cenário 1.

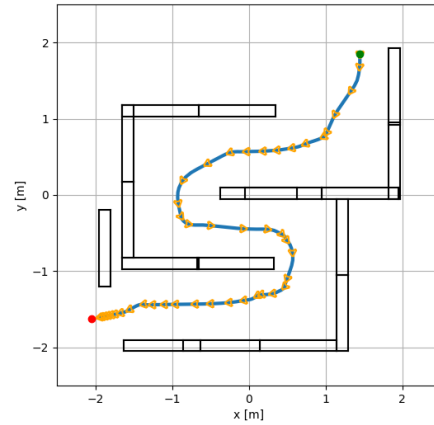


Figura 8. Trajetória do robô no cenário 4.

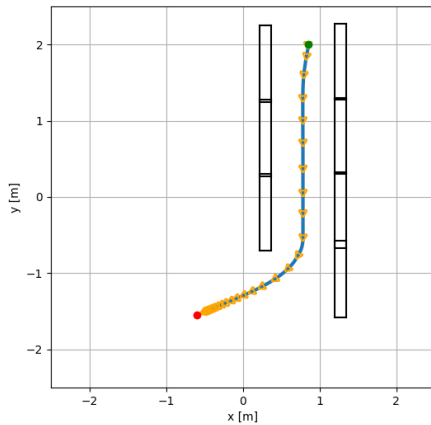


Figura 6. Trajetória do robô no cenário 2.

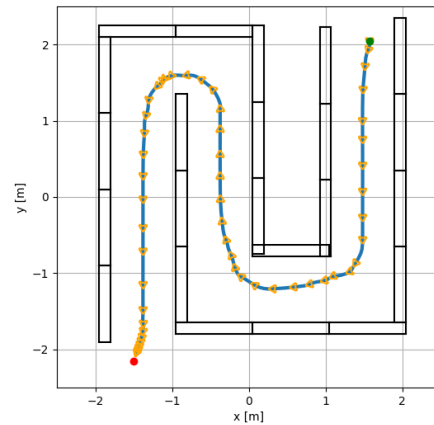


Figura 9. Trajetória do robô no cenário 5.

VI. CONCLUSÃO

Diante dos resultados apresentados na seção anterior, verifica-se que ambos os controles desempenharam com sucesso suas respectivas funções, tanto de forma independente quanto em conjunto.

O controle de baixo nível, responsável por guiar o robô em direção ao alvo, já havia sido validado em trabalhos anteriores e, neste estudo, confirmou novamente sua eficiência. Observa-se que, na ausência de obstáculos, o robô é conduzido diretamente ao alvo, mantendo uma trajetória consistente em todas as cenas simuladas.

Por sua vez, o controle de alto nível, encarregado de realizar o desvio de obstáculos, apresentou desempenho satisfatório ao executar as manobras necessárias de forma oportuna, evitando colisões com os obstáculos dispostos no ambiente.

A atuação combinada desses dois comportamentos permitiu que o robô alcançasse o alvo final enquanto desviava, de maneira eficaz, dos obstáculos ao longo do percurso. Dessa forma, comprova-se a viabilidade do método proposto para a navegação de robôs móveis em ambientes parcialmente desconhecidos, que corresponde ao objetivo deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- [1] Breno P de Meneses, Gabriel HV da Silva, Lara R Sobral, Mateus S Marques, Rodrigo T de Araujo, and Antonio MN Lima. Navigation of a two-wheel differential drive robot in a partially unknown environment. In *Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente-SBAI*, volume 1, 2023.
- [2] Aggrey Shitsukane, Wilson Cheruiyot, Calvin Otieno, and Mgala Mvurya. Fuzzy logic sensor fusion for obstacle avoidance mobile robot. In *2018 IST-Africa Week Conference (IST-Africa)*, pages Page–1. IEEE, 2018.