

BRUNO AUGUSTO ANGÉLICO

Controle sem Modelo para Sistemas Mecatrônicos

São Paulo
2022

BRUNO AUGUSTO ANGÉLICO

Controle sem Modelo para Sistemas Mecatrônicos

Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo como requisito para obtenção do Título de Professor Livre Docente junto ao PTC - Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

São Paulo
2022

BRUNO AUGUSTO ANGÉLICO

Controle sem Modelo para Sistemas Mecatrônicos

Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo como requisito para obtenção do Título de Professor Livre Docente junto ao PTC - Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

São Paulo
2022

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Catálogo-na-publicação

Angélico, Bruno Augusto
Controle sem Modelo para Sistemas Mecatrônicos / B. A. Angélico -- São Paulo, 2022.
84 p.

Tese (Livre-Docência) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

1.Controle por busca extremal 2.Controle sem modelo 3.Estimadores algébricos 4.Função de navegação 5.Modelo ultra local I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle II.t.

Dedicatória

À minha família.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo dom da vida.

À minha família, meu pai José Mariano, minha esposa Janaina e meus irmãos Paulo e Carlos, pelo apoio, carinho e paciência.

Ao Laboratório de Automação e Controle (LAC) da Escola Politécnica da USP, pela amizade, o apoio e os conselhos ao longo desses anos: professores Jaime, Fuad, Ricardo, Oswaldo, Piqueira, Fabio, Diego, Claudio, Luiz Henrique, Ademar, Paulo Sérgio, Felipe, Átila e Anselmo. Acredito não haver lugar melhor do que o LAC para se trabalhar na USP. Agradeço também aos professores João Justo e Laganá, do PSI, pelo apoio.

Aos pesquisadores Gabriel das Neves e Luiz Chamon, pela parceria nas pesquisas e contribuições para que este trabalho fosse desenvolvido.

Aos meus alunos e ex-alunos de graduação e pós-graduação, pelo apoio na caminhada até aqui.

À FAPESP, à FUNDEP e ao CNPq, pelo suporte financeiro no desenvolvimento de projetos relacionados ao tema desta tese.

RESUMO

Esta tese é sobre a aplicação de controladores sem modelo em sistemas mecatrônicos. Na primeira abordagem, um controlador com modelo ultra local e estimador algébrico é considerado. Três aplicações são apresentadas: duas com sistemas mecatrônicos reais e uma com um modelo realista de veículo utilitário. O controle é considerado para estabilizar um pêndulo invertido com roda de reação e estabilizar e rastrear trajetórias desejadas em um helicóptero com dois graus de liberdade, bem como para controlar a aceleração (motor e freio) da malha interna do controle de cruzeiro adaptativo. Na segunda abordagem, o controle de busca extremal é utilizado, em conjunto com funções de navegação, para resolver o problema de busca de fonte em ambientes poluídos com obstáculos arredondados. Em ambas as abordagens, aplicações práticas são consideradas para validar as estratégias propostas, cenário que condiz com a minha carreira de docente e pesquisador na Escola Politécnica da USP — uma carreira norteada por trabalhos práticos.

Palavras-Chave – Controle por busca extremal, Controle sem modelo, Estimadores algébricos, Função de navegação, Modelo ultra local.

ABSTRACT

This thesis is about the application of model-free controllers on mechatronic systems. The first approach considers a controller based on an ultra-local model and algebraic estimation. Three applications are shown, two with real mechatronic systems and one with a realistic model of a vehicle. It is considered the stabilization problem of a reaction wheel inverted pendulum and the stabilization and tracking of a two-degrees-of-freedom helicopter, as well as the control of the inner loop of the adaptive cruise control. In the second approach, extremum seeking control is used, together with navigation functions, to solve the problem of source seeking in environments polluted with round obstacles. In both approaches, practical validations are carried out, which is in line with my research/professor career at Escola Politécnica of USP — a career guided by practical works.

Keywords – Extremum seeking control, Model-free control, Algebraic estimators, Navigation function, Ultra-local model.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Diagrama de blocos do controle MFC-AE-UL	20
Figura 2	Exemplo numérico da Equação (2.24): (a) saída; (b) parâmetro estimado	24
Figura 3	Controle de busca extremal com perturbação senoidal para fins minimização de função estática	28
Figura 4	ESC com perturbação senoidal para uma partícula atuada por velocidade em \mathbb{R}^2	30
Figura 5	Pêndulo invertido com roda de reação	31
Figura 6	Simulação considerando $\hat{\alpha} = -50$. Sem a realimentação de velocidade, a velocidade da roda converge para ≈ 200 rpm (a). Por outro lado, com a lei de controle apresentada na Equação (3.5), a velocidade da roda vai para zero (b)	34
Figura 7	Resultados práticos para o pêndulo com roda de reação considerando $\hat{\alpha} \in [-20, -50, -110]$: (a) ângulo do pêndulo e velocidade da roda; (b) esforço de controle e $\hat{\phi}$	36
Figura 8	Helicóptero com 2 graus de liberdade (2-DOF)	37
Figura 9	Resultados práticos para o helicóptero com dois graus de liberdade considerando uma entrada tipo degrau filtrado e $\hat{\alpha} \in [0, 1; 0, 3; 0, 6]$: (a) ângulos de arfagem e guinada; (b) esforços de controle e parâmetros estimados	40
Figura 10	Resultados práticos para o helicóptero 2-DOF considerando sinal de entrada senoidal: (a) (a) ângulos de inclinação (<i>pitch</i>) e guinada (<i>yaw</i>); (b) esforços de controle e parâmetros estimados	41
Figura 11	Diagrama do ACC	43
Figura 12	Arquitetura típica de controle ACC	44
Figura 13	Diagrama geral em MATLAB®/Simulink para o ACC	45
Figura 14	Detalhes da malha interna do ACC	46
Figura 15	Inclinação da pista	47

Figura 16	Velocidades – v_c, v_l, v_h	47
Figura 17	Distância relativa x_r	48
Figura 18	Acelerações a_h^* e a_h	48
Figura 19	Sinais de controle u_{th} e u_{br}	49
Figura 20	Posição da marcha e rotação do motor	49
Figura 21	Valores estimados de ϕ_{th} e ϕ_{br}	50
Figura 22	Busca de fonte com medida de potencial escalar em ambiente poluído com obstáculos circulares, considerando uma partícula acionada por velocidade	53
Figura 23	(a) Trajetória da partícula acionada por velocidade, com fonte estática. Os conjuntos de níveis da NF são plotados considerando que a posição da fonte é conhecida. A trajetória da partícula estimada pelo ESC está na cor preta, e o gradiente verdadeiro do NF está na cor magenta; o marcador “x” vermelho é o ponto de partida, e o “o” vermelho é o local da fonte. (b) Evolução da minimização da função custo, em que $J_{NF} = \varphi(\mathbf{p})$	55
Figura 24	(a) Trajetória da partícula acionada por velocidade, considerando uma fonte móvel com velocidade $v_l = 0,2$ (m/s). A trajetória da partícula está na cor preta; o marcador “x” em vermelho indica a posição inicial da partícula, e os vermelhos “o” representam as posições inicial e final da fonte. (b) Evolução temporal das posições x e y da partícula. (c) Evolução da função custo no processo de minimização	56
Figura 25	Robô Neobotix, modelo MPO-500	57
Figura 26	Resultados de simulação com o robô Neobotix MPO-500, assumindo que todos os obstáculos são previamente conhecidos. (a) Simulação no Gazebo, em que a fonte está localizada no meio-campo; (b) trajetória resultante na cor preta e gradiente exato da NF na cor magenta	58
Figura 27	Resultados da simulação com o robô Neobotix MPO-500, assumindo obstáculos desconhecidos. (a) Simulação no Gazebo, com localização da fonte no meio-campo; (b)-(d) gráficos das trajetórias do robô imediatamente antes da detecção dos obstáculos e a trajetória final	59
Figura 28	Robô omnidirecional com três rodas <i>omniwheel</i>	60

Figura 29	Resultados práticos. Em (a) é apresentada a trajetória do robô (em preto) considerando o cenário completo, enquanto (b) mostra a mesma trajetória com os obstáculos detectados pelo robô e as curvas de nível da função de navegação final estimada, com seu gradiente calculado (em magenta) . . .	61
Figura 30	Esquema do robô monociclo	61
Figura 31	Busca de fonte com medição escalar de potencial em ambiente poluído com obstáculos redondos, considerando robôs não-holonômicos . . .	63
Figura 32	Robô Neobotix, MP-500	64
Figura 33	Resultados de simulação com o robô Neobotix MP-500, considerando que todos os obstáculos são previamente conhecidos. (a) Simulação no Gazebo, com fonte localizada no meio-campo; (b) trajetória resultante na cor preta e gradiente exato da NF na cor magenta	65
Figura 34	Resultados da simulação com o Neobotix MP-500, assumindo que as posições dos obstáculos são desconhecidas. (a) Simulação no Gazebo com localização da fonte fixada no meio-campo; (b)-(d) gráficos da trajetória do robô imediatamente antes da detecção dos obstáculos e a trajetória final (cor preta), juntamente com os gradientes reais das funções de navegação atualizadas <i>online</i> (cor magenta)	66
Figura 35	Robô <i>Scarab</i>	67
Figura 36	Experimento com o robô <i>Scarab</i> , supondo todos os obstáculos previamente conhecidos. (a) Instantâneos de um videoclipe do experimento; (b) gráfico da trajetória do robô (cor preta) e gradiente exato da NF (cor magenta)	68
Figura 37	Experimento com o robô <i>Scarab</i> , assumindo que os obstáculos são todos desconhecidos. (a) Instantâneos de um videoclipe do experimento; (b)-(d) gráfico da trajetória do robô logo antes da detecção dos obstáculos, e a trajetória final. A trajetória gerada pelo ESC está na cor preta e os gradientes exatos das NFs atualizadas a cada novo obstáculo estão na cor magenta	69
Figura 38	Diagrama de blocos da estrutura de controle da malha externa do ACC	83
Figura 39	CBF h_{acc}	84

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Parâmetros físicos do pêndulo com roda de reação	32
Tabela 2	Parâmetros do controlador para o pêndulo da roda de reação	33
Tabela 3	Parâmetros do controlador para o helicóptero 2-DOF	38
Tabela 4	Parâmetros do robô MPO-500	57
Tabela 5	Parâmetros do robô omnidirecional com três rodas <i>omniwheel</i> . . .	60
Tabela 6	Parâmetros do robô Neobotix MP-500	64

SUMÁRIO

1	Introdução	13
2	Preliminares	18
2.1	Controle sem modelo com estimadores algébricos e modelo ultra local . . .	18
2.2	Estimador algébrico para modelo de primeira ordem	20
2.3	Estimador algébrico para modelo de segunda ordem	22
2.4	Função de navegação	24
2.5	Controle por busca extremal com perturbação senoidal	27
3	Aplicações do controle <i>model-free</i> baseado em estimador algébrico	31
3.1	Pêndulo invertido com roda de reação	31
3.2	Helicóptero com dois graus de liberdade	37
3.3	Aplicação no controle de cruzeiro adaptativo	43
3.3.1	Malha interna do ACC	44
4	Busca de fontes em ambientes desconhecidos com obstáculos convexos usando ESC	51
4.1	Formulação do problema	51
4.2	Busca de fonte com medidas escalares	52
4.3	Resultados	54
4.3.1	Partícula atuada por velocidade	54
4.3.2	Robô omnidirecional com quatro rodas <i>mecanumwheel</i>	56
4.3.3	Experimento: robô omnidirecional com três rodas <i>omniwheel</i>	59
4.3.4	Robô monociclo	61
4.3.4.1	Simulação com o robô monociclo	64

4.3.5	Experimento: robô <i>Scarab</i>	66
5	Conclusões e potenciais desdobramentos	70
	Referências	73
	Apêndice A – Malha externa do ACC	79
A.1	Função de Lyapunov de controle – definição	79
A.2	Função de barreira de controle – definição	80
A.3	Controlador da malha externa do ACC	82

1 INTRODUÇÃO

O interesse em controle não baseado em modelo tem aumentado consideravelmente nos últimos anos devido ao avanço das técnicas de aprendizado de máquina (ML, do inglês *Machine Learning*) (BRUNTON; KUTZ, 2019; DEAN et al., 2020). A abordagem via ML é promissora, principalmente quando o sistema a ser controlado é uma rede complexa, na qual a modelagem e, conseqüentemente, o controle baseado em modelo, não são viáveis. O maior desafio dessa técnica é a fase de aprendizado, que é basicamente uma identificação de sistema em tempo real orientada por dados. Isso pode demandar muito tempo para aprender o processo.

Alguns exemplos de técnicas de controle sem modelo incluem Controle de Aprendizagem Iterativo (ILC, do inglês *Iterative Learning Control*) e Controle Adaptativo sem Modelo (MFAC, do inglês *Model Free Adaptive Control*). O ILC, proposto inicialmente em (ARIMOTO; KAWAMURA; MIYAZAKI, 1984), é usado nos casos em que há uma tarefa repetitiva, e o algoritmo aprende a otimizar essas técnicas (JEONG; CHOI, 2002; AHN; CHEN; MOORE, 2007; LONGMAN, 2000; BRISTOW; THARAYIL; ALLEYNE, 2006; LEISSNER; GUNNARSSON; NORRLÖF, 2019). Em (ZHANG; CHU; SHU, 2019) é apresentado um estudo preliminar sobre a relação entre ILC e aprendizagem por reforço. MFAC é uma abordagem de controle sem modelo para sistemas de tempo discreto (HOU; JIN, 2014). Consiste em estabelecer um modelo de linearização dinâmica em vários pontos de operação, considerando apenas dados de entrada e saída (BU et al., 2018; LI; WANG; PANG, 2019; HOU; JIN, 2011; HOU; XIONG, 2019).

A primeira abordagem considerada aqui é muito mais simples que as técnicas acima mencionadas. Baseia-se na estimativa algébrica dos parâmetros de um modelo ultra local, considerando uma janela curta de tempo. Em aplicações mecatrônicas, os sistemas geralmente têm ordens relativamente baixas, apresentam dinâmicas rápidas, o que pode não ser adequado para um controlador baseado em aprendizado de máquina. Este trabalho mostra que, para esta classe de sistemas, uma estratégia de controle sem modelo simples, baseada em estimadores algébricos, é viável e apresenta bons desempenhos. Este esquema

pode ser facilmente implementado em hardwares digitais de baixo custo, pois possui baixa complexidade computacional. Basicamente, ele exige apenas a integral numérica de duas funções dentro de uma janela de tempo T .

As primeiras ideias de estimadores algébricos foram apresentadas em (FLIESS; SIRRAMÍREZ, 2003), em que eles foram usados para fornecer uma identificação rápida e precisa de parâmetros de sistemas lineares. Para lidar com possíveis problemas de inversão de matrizes mal condicionadas que poderiam levar a uma má estimação simultânea, em (ZEHETNER; REGER; HORN, 2007) é proposto o projeto de estimadores individuais. Uma referência mais recente e completa sobre estimadores algébricos pode ser encontrada em (MBOUP; JOIN; FLIESS, 2009), onde são fornecidos detalhes sobre a estimativa de duração da janela deslizante.

O controle *model-free* via modelo ultra local e estimação algébrica (doravante referenciada pelo acrônimo MFC-AE-UL) foi primeiramente introduzido em (FLIESS; JOIN, 2008; FLIES; JOIN, 2009). Ele foi concebido como uma espécie de simplificação de uma linearização de realimentação entrada-saída, onde o modelo não-linear completo não é necessário, mas apenas um modelo local simples durante uma janela de tempo curta (ultra local). Após o cancelamento desse modelo simplificado, uma dinâmica desejada é imposta para o sistema em malha fechada. Uma revisão completa dessa técnica, incluindo exemplos de aplicação, é apresentada em (FLIESS; JOIN, 2013).

Existem poucos trabalhos na literatura que tratam desse tipo de controlador em aplicações práticas. Por exemplo, em (CHAND; KAWANISHI; NARIKIYO, 2016), é apresentada uma aplicação de robótica, e em (MORAES; da SILVA, 2015), o esquema é aplicado a uma levitação magnética. No (WANG; WANG, 2020), o esquema é combinado com um controlador preditivo baseado em modelo (MPC, do inglês *Model Predictive Controller*) e aplicado ao rastreamento de trajetória de um veículo. Em (POLACK; DELPRAT; NOVEL, 2019) tem-se uma aplicação automotiva interessante em frenagem eletrônica e controle de velocidade. Existem alguns outros trabalhos considerando controladores com modelo ultra local, mas não baseado em estimadores algébricos, como em (RODRIGUEZ-FORTUN et al., 2013; CHEKAKTA et al., 2019).

A segunda abordagem considerada neste texto é o Controle por Busca Extremal (ESC, do inglês *Extremum Seeking Control*). A ideia básica do ESC consiste em explorar o domínio de uma função convexa e, por meio de um sinal de perturbação, com medidas da função e com processamento de sinais relativamente simples (modulação, demodulação e filtragem de sinais), estimar o ponto ótimo. É um método livre de gradiente com vistas a

conduzir o sistema a uma condição operacional ótima correspondente ao extremo de uma função objetivo convexa mensurável (KRSTIĆ; WANG, 2000). A primeira prova rigorosa da convergência ESC foi apresentada em 2000 (KRSTIĆ; WANG, 2000), usando teoria de *averaging* e análise de perturbação singular. Desde então, o número de publicações tem aumentado consideravelmente (TAN et al., 2010).

No contexto de controle livre de modelo, em (KILLINGSWORTH; KRSTIC, 2006) o ESC foi usado no ajuste controladores PID para atingir o extremo de um índice de desempenho. Mais recentemente, em (KUMAR et al., 2020), o ESC foi considerado para ajustar os ganhos de controladores aplicados a uma prótese mecânica de joelho e tornozelo. Em (PAZ et al., 2020), o ESC também foi utilizado para sintonizar controladores, mas em aplicações de reabilitação mecânica de pacientes que sofreram derrame. Já em (TEHRANI; SHABANI, 2017), o esquema foi combinado com uma técnica de controle adaptativo com modelo de referência para o problema de rastreamento do ponto de máxima potência em células a combustível. Em (SILVEIRA et al., 2021) o ESC foi considerado para extrair a potência ótima em painéis fotovoltaicos. Como nesta aplicação a função custo apresenta mínimos locais, uma adaptação foi proposta na amplitude da perturbação para escapar de possíveis ótimos locais. Outros exemplos incluem visão ativa (CALLI et al., 2018), braços robóticos (KOROPOULI et al., 2016; ZHANG et al., 2006), aplicações automotivas (TAN et al., 2020), controle de motores elétricos (TOLOUE; KAMALI; MOALLEM, 2019), entre outras.

Outro exemplo clássico de aplicação de ESC é no problema de busca de fonte de robôs móveis. O grupo do Prof. Miroslav Krstic da UCSD possui uma série de artigos neste tema (ZHANG; SIRANOSIAN; KRSTIĆ, 2007; ZHANG et al., 2007; COCHRAN; KRSTIC, 2009; GHODS; KRSTIC, 2010). E este é o foco de parte desta tese que, adicionalmente, considera a busca de fonte em ambientes poluídos por obstáculos cilíndricos.

A busca da fonte pode ser abstraída como o problema de minimizar (maximizar) um potencial convexo (côncavo) induzido pela fonte. Embora o potencial seja desconhecido, seus valores e, mais importante, seu gradiente podem ser estimados a partir de medições de um sensor adequado. Uma lei de controle baseada em gradiente pode então ser usada para conduzir o robô ao mínimo (máximo) do potencial, desde que ele navegue em um espaço convexo aberto, ou seja, em um ambiente sem obstáculos (ZHANG; SIRANOSIAN; KRSTIĆ, 2007; ZHANG et al., 2007).

Em aplicações reais, duas questões devem ser abordadas: (i) como obter estimativas de gradiente suficientemente boas a partir de medições escalares locais e (ii) como nave-

gar em ambientes com obstáculos. As principais abordagens usadas para resolver o problema (i) envolvem variações do algoritmo clássico de Robbins-Monro, como o (RDSA, do inglês *Random Directions Stochastic Approximation*) (AZUMA; SAKAR; PAPPAS, 2012; ATANASOV J. LE NY; PAPPAS, 2012; RAMIREZ-LLANOS; MARTINEZ, 2019), ou o controle de busca extremal, com os exemplos de artigos já citados do grupo de pesquisa do Prof. Miroslav Kristic. Embora eficaz, a natureza estocástica do primeiro pode levar a trajetórias não suaves, pois o robô se move a passos aleatórios para amostrar valores do potencial e caminhar na direção do gradiente estimado. Embora o ESC senoidal não sofra com esse problema, o fato é que, com tais métodos, não se tem garantia de navegação segura na presença de obstáculos.

Potenciais artificiais podem ser usados para navegar em ambientes com obstáculos usando dinâmica de gradiente [questão (ii)]. A ideia é combinar o potencial atrativo que define o objetivo do agente com os potenciais repulsivos que representam os obstáculos. No entanto, é necessária uma combinação cuidadosa para evitar a criação de mínimos locais espúrios que impediriam o robô de concluir a tarefa original. Na abordagem baseada no gradiente de potenciais de Rimon-Koditschek (Funções de Navegação — NF, do inglês *Navigation Functions*), tem-se a garantia de navegação até o mínimo de um potencial fortemente convexo, evitando obstáculos com superfícies arredondadas (suavizadas) e sem interseção (KODITSCHEK; RIMON, 1990; RIMON; KODITSCHEK, 1992; FILPIDIS; KYRIAKOPOULOS, 2012; PATERNAIN; KODITSCHEK; RIBEIRO, 2018). Em (DÜRR et al., 2013), um esquema ESC foi usado pela primeira vez em uma aplicação com função de navegação para desvio de obstáculos, mas não exatamente no contexto de busca de fonte.

Na primeira parte desta tese o controle MFC-AE-UL é aplicado para estabilizar e rastrear trajetória de alguns sistemas mecatrônicos práticos desenvolvidos no Laboratório de Controle Aplicado (LCA) da Escola Politécnica da USP (EPUSP), e em simulações de um sistema de controle de cruzeiro adaptativo (ACC, do inglês *Adaptive Cruise Control*). Nas aplicações práticas, o algoritmo de controle é embarcado em um microcontrolador. Parte do texto foi adaptada da publicação (NEVES; ANGÉLICO, 2022).

Na segunda parte, o ESC é aplicado em conjunto com NF para o problema de busca de fonte em ambientes poluídos com obstáculos cilíndricos. Várias simulações em ambiente MATLAB®/Simulink e com um simulador mais realista (Gazebo) em conjunto com o ROS (do inglês *Robot Operating System*) são utilizadas para validação, considerando modelos de robôs holonômicos (omnidirecionais) e não-holonômicos (monociclos). Experimentos com robôs reais, mas considerando medidas de fonte e de obstáculos geradas artificialmente,

também são consideradas. Parte do texto foi adaptada de (ANGÉLICO et al., 2021).

O texto está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta os fundamentos teóricos das técnicas de controle sem modelo consideradas. O Capítulo 3 mostra aplicações do controle sem modelo baseado em estimadores algébricos e modelo ultra local, enquanto o Capítulo 4 traz a aplicação de busca de fonte utilizando ESC. Por fim, o Capítulo 5 conclui o texto e apresenta sugestões de continuidade dessas linhas de pesquisa.

2 PRELIMINARES

Este capítulo apresenta os fundamentos teóricos e as definições necessárias para projetar os controladores sem modelo considerados. Inicialmente, será apresentada a técnica baseada em modelos ultra locais e estimadores algébricos. Em seguida, o conceito de função de navegação será definido. Por fim, o controle de busca extremal com perturbação senoidal será apresentado.

2.1 Controle sem modelo com estimadores algébricos e modelo ultra local

Esta abordagem de controle sem modelo é baseada em uma aproximação ultra local (FLIESS; JOIN, 2008). Considere que, em uma curta janela de tempo, um sistema dinâmico possa ser representado por

$$y^{(\nu)} = \phi + \alpha u, \quad (2.1)$$

sendo que $y^{(\nu)}$ representa a ν -ésima derivada temporal de y . Tal modelo é denominado dinâmica ultra local.

Neste modelo, ϕ representa a parte não conhecida da planta (a ser estimada), incluindo perturbações. O valor de α , também desconhecido *a priori*, deve ser escolhido tal que αu seja da mesma ordem de grandeza de $y^{(\nu)}$.

Assumindo então que se tenha uma estimativa (não necessariamente precisa) de α , dada por $\hat{\alpha}$, um estimador algébrico é considerado para se obter $\hat{\phi}$, que é uma estimativa do parâmetro ϕ . A vantagem desse estimador é que ele é relativamente rápido, o que é desejável em aplicações de controle.

Com $\hat{\alpha}$ e $\hat{\phi}$, a dinâmica ultra local pode ser cancelada, e a dinâmica desejada pode ser imposta, conforme a lei (2.2).

$$u = \frac{-\hat{\phi} + y_d^{(\nu)} - (\text{dinâmica desejada para } e)}{\hat{\alpha}} \quad (2.2)$$

em que y_d é a entrada de referência (*set-point*), tal que $e = y - y_d$.

Considerando, por exemplo, uma dinâmica ultra local de primeira ordem, dada por

$$\dot{y} = \phi + \alpha u, \quad (2.3)$$

e um controlador tipo proporcional, verifica-se que

$$u = \frac{-\phi + \dot{y}_d - K_P e}{\alpha}, \quad (2.4)$$

com K_P sendo o ganho proporcional.

Por outro lado, com dinâmica ultra local de segunda ordem, dada por

$$\ddot{y} = \phi + \alpha u, \quad (2.5)$$

pode-se ter um controlador proporcional-derivativo (PD), tal que

$$u = \frac{-\phi + \ddot{y}_d - K_P e - K_D \dot{e}}{\alpha}, \quad (2.6)$$

ou mesmo um proporcional-integral-derivativo (PID), como

$$u = \frac{-\phi + \ddot{y}_d - K_P e - K_I \int e - K_D \dot{e}}{\alpha}, \quad (2.7)$$

sendo K_D e K_I as constantes das parcelas derivativa e integrativa. A Figura 1 apresenta o diagrama de blocos com um controlador do tipo PID.

Para diminuir a quantidade de parâmetros livres, no caso do controlador PD, pode-se escolher $K_P = \lambda^2$ e $K_D = 2\lambda$, com $\lambda \in \mathbb{R}_{>0}$, o que resulta em uma dinâmica em malha fechada com dois polos no ponto $s = -\lambda$.

De forma semelhante, para o controlador PID, ao assumir $K_I = \lambda^3$, $K_P = 3\lambda^2$ e $K_D = 3\lambda$, $\lambda \in \mathbb{R}_{>0}$, a dinâmica em malha fechada possuirá um polo com multiplicidade três no ponto $s = -\lambda$.

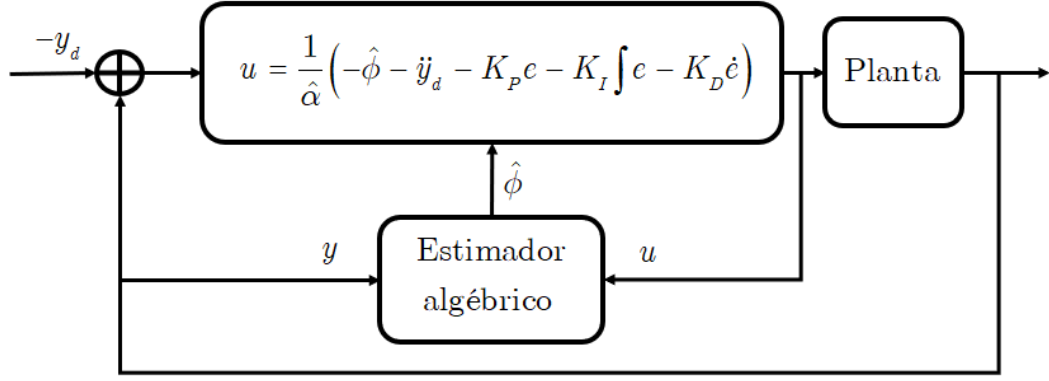


Figura 1: Diagrama de blocos do controle MFC-AE-UL
 Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

2.2 Estimador algébrico para modelo de primeira ordem

Ao aplicar a transformada de Laplace na Equação (2.3), verifica-se que:

$$sY(s) - y(0) = \frac{\phi}{s} + \alpha U(s). \quad (2.8)$$

A condição inicial $y(0)$ pode ser cancelada ao aplicar (d/ds) na equação anterior, ou seja,

$$Y(s) + s \frac{d}{ds} Y(s) = -s^{-2} \phi + \alpha \frac{d}{ds} U(s). \quad (2.9)$$

Com vistas a fazer aparecer termo integral em todos os termos¹, multiplica-se o resultado por $1/s^2$. Assim:

$$\frac{1}{s^2} Y(s) + \frac{1}{s} \frac{d}{ds} Y(s) = -\phi \frac{1}{s^4} + \alpha \frac{1}{s^2} \frac{d}{ds} U(s). \quad (2.10)$$

Considere as seguintes relações:

$$\frac{c}{s^\alpha}, \alpha \geq 1, c \in \mathbb{C} \leftrightarrow c \frac{t^{\alpha-1}}{(\alpha-1)!}, \quad (2.11)$$

$$\frac{1}{s^\alpha} \frac{d^n}{ds^n} Y(s) \leftrightarrow \frac{(-1)^n}{(\alpha-1)!} \int_0^\infty (t-\tau)^{\alpha-1} \tau^n y(\tau) d\tau. \quad (2.12)$$

¹ Isso é feito para amenizar ruídos de medida.

Ao aplicá-las em (2.10) e resolver para ϕ , verifica-se que:

$$\phi = -\frac{6}{t^3} \int_0^t (t - 2\tau)y(\tau) d\tau - \frac{6\alpha}{t^3} \int_0^t (t\tau - \tau^2)u(\tau) d\tau. \quad (2.13)$$

Com o valor de $\hat{\alpha}$, a medida de y e o sinal u , chega-se ao valor estimado $\hat{\phi}$ em uma janela de integração T , i.e.:

$$\hat{\phi} = -\frac{6}{T^3} \int_0^T (T - 2\tau)y(\tau) d\tau - \frac{6\hat{\alpha}}{T^3} \int_0^T (T\tau - \tau^2)u(\tau) d\tau. \quad (2.14)$$

Contudo, para a implementação em hardware digital, deve-se ter uma aproximação discreta para as integrais em (2.13). Ao considerar a regra trapezoidal na janela $T = NT_s$, sendo T_s o período de amostragem e $a = t_0 < t_1 < \dots < t_{N-1} < t_N = b$, tem-se que:

$$\int_a^b f_{mf}(t)dt \approx \frac{T_s}{2}(f_{mf}(t_0) + 2f_{mf}(t_1) + 2f_{mf}(t_2) + \dots + 2f_{mf}(t_{N-1}) + f_{mf}(t_N)). \quad (2.15)$$

A Equação (2.14) pode ser aproximada como

$$\hat{\phi} \approx \frac{6}{T^3} \sum_{k=0}^N a_k \{T - 2kT_s\} y[k] - \frac{6\hat{\alpha}}{T^3} \sum_{k=0}^N a_k \{(T kT_s - (kT_s)^2)\} u[k], \quad (2.16)$$

em que

$$a_k = \begin{cases} T_s/2, & k = 0 \text{ e } k = N \\ T_s, & k = 1, \dots, N-1 \end{cases}.$$

A Equação (2.16) pode ser facilmente implementada em hardware digital. O valor de $\hat{\phi}$ é atualizado a cada N amostras, ou seja, $T = NT_s$ segundos. Quanto menor a janela de estimação, mais rápida é a adaptação do modelo ultra local, mas menor é a imunidade a ruídos de medida. As condições iniciais são redefinidas no início de uma nova janela de duração T .

2.3 Estimador algébrico para modelo de segunda ordem

Considere que um sistema possa aproximado ultra localmente conforme a Equação (2.5). No domínio de Laplace, ela pode ser reescrita como

$$s^2Y(s) - sy(0) - \dot{y}(0) = \frac{\phi}{s} + \alpha U(s). \quad (2.17)$$

Após derivar em relação à variável s , o termo $\dot{y}(0)$ é eliminado, o que resulta em

$$2sY(s) + s^2 \frac{d}{ds} Y(s) - y(0) = -\frac{1}{s^2} \phi + \alpha \frac{d}{ds} U(s). \quad (2.18)$$

Ao derivar mais uma vez em relação a s , elimina-se também o termo $y(0)$ e chega-se em

$$2Y(s) + 4s \frac{d}{ds} Y(s) + s^2 \frac{d^2}{ds^2} Y(s) = \frac{2\phi}{s^3} + \alpha \frac{d^2}{ds^2} U(s). \quad (2.19)$$

Para que apareçam apenas termos integrais, multiplica-se a Equação (2.19) por $1/s^3$, tal que

$$\frac{2Y(s)}{s^3} + \frac{4}{s^2} \frac{d}{ds} Y(s) + \frac{1}{s} \frac{d^2}{ds^2} Y(s) = \frac{2\phi}{s^6} + \frac{\alpha}{s^3} \frac{d^2}{ds^2} U(s). \quad (2.20)$$

Novamente, ao considerar as relações (2.11) e (2.12), o valor de ϕ pode ser calculado como:

$$\phi = \frac{60}{t^5} \int_0^t (t^2 - 6t\tau + 6\tau^2) y(\tau) d\tau - \frac{30\alpha}{t^5} \int_0^t (t - \tau)^2 \tau^2 u(\tau) d\tau. \quad (2.21)$$

Note que a Equação (2.21) pode ser aproximadamente calculada considerando uma janela de duração T , tal que

$$\hat{\phi} = \frac{60}{T^5} \int_0^T (T^2 - 6T\tau + 6\tau^2)y(\tau)d\tau - \frac{30\hat{\alpha}}{T^5} \int_0^T (T - \tau)^2\tau^2u(\tau)d\tau. \quad (2.22)$$

Ao considerar aqui também a aproximação trapezoidal, verifica-se que

$$\hat{\phi} = \frac{60}{T^5} \sum_{k=0}^N a_k \left\{ T^2 - 6TkT_s + 6(kT_s)^2 \right\} y[k] - \frac{30\hat{\alpha}}{T^5} \sum_{k=0}^N a_k \left\{ (T - kT_s)^2 (kT_s)^2 \right\} u[k], \quad (2.23)$$

$$a_k = \begin{cases} T_s/2, & k = 0 \text{ e } k = N \\ T_s, & k = 1, \dots, N-1 \end{cases}.$$

Como já mencionado, a escolha do parâmetro α admite imprecisão. Para mostrar isso, considere um exemplo simples de segunda ordem onde se deseja projetar um controlador para o sistema

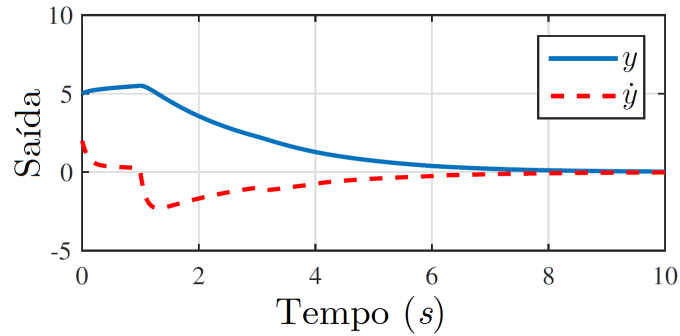
$$\ddot{y} = 30 + 5u. \quad (2.24)$$

Assuma um controlador PD, com $K_P = K_D = 1$. Assuma também $T = 1$ e $\alpha = 1$. Nessa configuração e com as condições iniciais $y_{ic} = 5$, $\dot{y}_{ic} = 2$, os resultados de simulação são apresentados na Figura 2. Observe que o algoritmo estimou $\hat{\phi} = 6$, o que é diferente do valor real ($\phi = 30$).

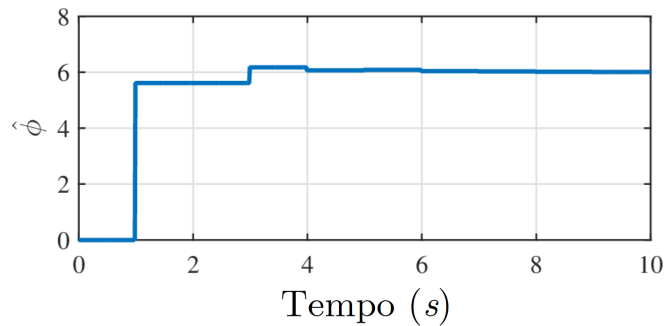
Isso é explicado pela escolha inicial de α , dada por $\hat{\alpha} = 1$, que também difere do valor real ($\alpha = 5$). O estimador encontrou o valor de $\hat{\phi}$ que resultou no melhor ajuste para o modelo ultra local com $\hat{\alpha} = 1$. Nesse caso, a dinâmica de malha fechada resultou em

$$\ddot{y} = 30 + 5 \left((-\hat{\phi} + \text{dinâmica PD})/1 \right). \quad (2.25)$$

Logo, com $\hat{\phi} = 6$, o termo que não depende da entrada é cancelado ($30 = 5\hat{\phi}$). No entanto, o termo α escolhido (com erro) multiplica os ganhos do controlador PD, o que pode não resultar na dinâmica desejada que seria imposta pelos K_P e K_D originais. Por isso, recomenda-se ter uma estimativa de α pelo menos na mesma ordem de grandeza do valor real.



(a)



(b)

Figura 2: Exemplo numérico da Equação (2.24): (a) saída; (b) parâmetro estimado
 Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

2.4 Função de navegação

No contexto deste trabalho, funções de navegação serão consideradas em um espaço de trabalho circular com obstáculos redondos (ou cilíndricos). Antes de propriamente abordar o conceito de função de navegação, conceitos como espaço de trabalho, obstáculos redondos e espaço livre serão definidos.

Seja $\mathcal{X} \subset \mathbb{R}^2$ um conjunto não vazio, compacto e convexo que representa um espaço de trabalho esférico. Assuma, sem perda de generalidade, que o espaço de trabalho está centrado em $(0, 0)^\top$. É conveniente descrever o espaço livre como conjuntos de nível (nesse caso, curvas de nível) de uma função. Para isso, seja $\beta_0 : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$

$$\beta_0(\mathbf{p}) = r_{\mathcal{X}}^2 - \mathbf{p}^\top \mathbf{p}, \quad (2.26)$$

em que $\mathbf{p} = (x, y)^\top$, e $r_{\mathcal{X}}$ é o raio do espaço de trabalho. O espaço de trabalho pode então ser definido como

$$\mathcal{X} = \{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^2 \mid \beta_0(\mathbf{p}) \geq 0\}. \quad (2.27)$$

O limite do espaço de trabalho, $\partial\mathcal{F}$, é definido de forma que $\beta_0(\mathbf{0}) = 0$. Os obstáculos redondos \mathcal{O}_i , $i = 1, \dots, m$, também podem ser codificados como funções convexas de classe \mathcal{C}^2 , $\beta_i : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, tal que

$$\beta_i(\mathbf{p}) = (\mathbf{p} - \mathbf{o}_i)^\top (\mathbf{p} - \mathbf{o}_i) - r_i^2, \quad (2.28)$$

para $i = 1, \dots, m$, sendo $\mathbf{o}_i = (x_{oi}, y_{oi})^\top$ e r_i as coordenadas de posição do centro e o raio do i -ésimo obstáculo. Considera-se que o ambiente contém m obstáculos redondos sem interseção (possivelmente desconhecidos) representados pelos conjuntos convexas abertos $\mathcal{O}_i \subset \mathcal{X}$ com interior não vazio e limites suaves $\partial\mathcal{O}_i$, de tal modo que

$$\mathcal{O}_i = \{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^2 \mid \beta_i(\mathbf{p}) < 0\}. \quad (2.29)$$

O *espaço livre*, i.e., o espaço de pontos que o agente pode ocupar, é, portanto, definido como

$$\mathcal{F} = \mathcal{X} \setminus \bigcup_i \mathcal{O}_i. \quad (2.30)$$

Note que \mathcal{F} é perfurado, e, portanto, não-convexo.

O objetivo da navegação é chegar a um ponto $\mathbf{p}^* \in \text{int}(\mathcal{F})$ conhecido, que é a origem de um potencial artificial atrativo $f_0 : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}_+$ tal que $\mathbf{p}^* = \text{argmin}_{\mathbf{p} \in \mathcal{X}} f_0(\mathbf{p})$. Isso deve ser feito permanecendo-se no espaço livre \mathcal{F} . Formalmente, deve-se gerar uma trajetória $\mathbf{p}(t)$ para o agente, tal que

$$\mathbf{p}(t) \in \mathcal{F} \quad \forall t \in [0, \infty) \quad \text{and} \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{p}(t) = \mathbf{p}^*. \quad (2.31)$$

No caso clássico de navegação, f_0 é conhecida e, portanto, seu gradiente também. No entanto, como \mathcal{F} é não convexa, uma dinâmica simples baseada em gradiente não garante que o agente permaneça no dentro de \mathcal{F} , i.e., a navegação livre de colisão não é garantida.

Uma solução para a navegação segura poderia ser construir potenciais artificiais repulsivos para os obstáculos. Isso, de fato, resolve o problema de colisão, mas sabe-se que uma simples combinação de potenciais atrativos e repulsivos pode criar mínimos locais que impedem o agente de atingir o destino (origem do potencial atrativo).

Após os conceitos iniciais serem definidos, parte-se para a definição de funções de navegação.

Funções de navegação são uma classe de potenciais artificiais que criam caminhos viáveis e seguros para uma navegação livre de colisões em espaços com obstáculos. Formalmente, uma função de navegação pode ser definida da seguinte forma (KODITSCHEK; RIMON, 1990):

Definição 1. *Um mapa $\varphi : \mathcal{F} \rightarrow [0, 1]$ é uma função de navegação em \mathcal{F} se:*

- *Diferenciável: $\varphi \in \mathcal{C}^2$, isto é, duas vezes diferenciável.*
- *Polar em \mathbf{p}^* : admite um único mínimo \mathbf{p}^* que pertence ao interior do espaço livre.*
- *Morse: todos os pontos críticos são não-degenerativos.*
- *Admissível: atinge os valores máximos nos limites do espaço livre, isto é, $\partial\mathcal{F} = \varphi^{-1}(1)$.*

A Definição 1 garante que uma política de controle da forma

$$\dot{\mathbf{p}} = -\nabla\varphi(\mathbf{p}) \tag{2.32}$$

satisfaça (2.31) para quase todas as condições iniciais, isto é, o agente navegará pelo espaço livre até atingir o objetivo \mathbf{p}^* , exceto para um conjunto de medida nula de condições iniciais (KODITSCHEK, 1988). Observe que

$$\varphi(\mathbf{p}(t_1)) \geq \varphi(\mathbf{p}(t_2)), \quad t_1 < t_2, \tag{2.33}$$

ou seja, as soluções do fluxo gradiente (2.32) são monotonicamente decrescentes.

Esse fato, juntamente com a propriedade admissível na Definição 1, implica que \mathcal{F} é um conjunto positivo invariante para a dinâmica do gradiente, ou seja, as trajetórias permanecem no espaço livre. A própria NF serve como candidata à função de Lyapunov e, assim, pode-se estabelecer convergência das trajetórias para seus pontos críticos. As propriedades Morse e polar garantem que a convergência seja para \mathbf{p}^* de quase todas as condições iniciais.

Em (KODITSCHEK, 1988) é mostrado que a solução do problema de navegação livre de colisões equivale ao de encontrar uma função de navegação para o espaço livre (2.30). Essas funções são garantidas em qualquer variedade suave com limite (KODITSCHEK; RIMON, 1990). No entanto, sua construção é altamente dependente da geometria do espaço livre.

A partir de (2.26) e (2.28), o espaço livre também pode ser definido como o conjunto de pontos nos quais β_0 e β_i são não-negativos. Para uma representação mais sucinta, pode-se definir a função $\beta : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ como

$$\beta(\mathbf{p}) \triangleq \prod_{i=0}^m \beta_i(\mathbf{p}). \quad (2.34)$$

Os potenciais artificiais de Rimón-Koditschek assumem a seguinte forma:

$$\varphi(\mathbf{p}) \triangleq \frac{f_0(\mathbf{p})}{\left(f_0^k(\mathbf{p}) + \beta(\mathbf{p})\right)^{1/k}}, \quad (2.35)$$

onde $k > 0$ é um parâmetro de ordem fixa, $f_0(\mathbf{p})$ o potencial atrativo, geralmente definido como a distância quadrada do robô ao alvo. Em (PATERNAIN; KODITSCHEK; RIBEIRO, 2018) são estabelecidas condições suficientes para que, com k suficientemente grande, (2.35) seja uma função de navegação.

Observe que se os obstáculos β_i , $i = 1, 2, \dots, m$ são conhecidos, então $\varphi(\mathbf{p})$ pode ser avaliado medindo-se o potencial $f_0(\mathbf{p})$. Se não forem, φ pode ser construído *online* à medida que o agente encontra os obstáculos. Se eles forem cilíndricos, as funções β_i podem ser estimadas medindo suas curvaturas (PATERNAIN; KODITSCHEK; RIBEIRO, 2018).

Para mundos suficientemente curvos, a Equação (2.35) é uma função de navegação para k suficientemente grande (PATERNAIN; KODITSCHEK; RIBEIRO, 2018; FILIPIDIS; KYRIAKOPOULOS, 2012). Além disso, mesmo quando o gradiente em (2.32) é substituído por uma aproximação estocástica, em (PATERNAIN; RIBEIRO, 2020) provou-se a garantia da navegação segura do agente no espaço livre para \mathbf{p}^* .

2.5 Controle por busca extremal com perturbação senoidal

As primeiras ideias de que o ESC poderia ser aplicado a problemas de otimização datam da década de 1920 no artigo de M. Leblanc (LEBLANC, 1922), onde foi relatado um novo método para manter a máxima transferência de potência em uma linha de transmissão para um bonde elétrico. Muitos trabalhos surgiram a partir dessa ideia no século passado (SCHEINKER; KRSTIC, 2017). No entanto, a primeira prova rigorosa da convergência ESC foi apresentada em 2000 (KRSTIĆ; WANG, 2000), usando teoria de *averaging* e análise de perturbação singular. Desde então, o número de publicações

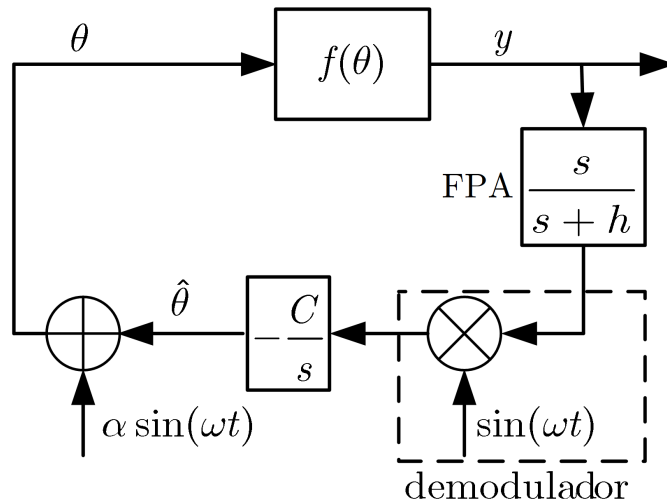


Figura 3: Controle de busca extremal com perturbação senoidal para fins minimização de função estática

tem aumentado consideravelmente (TAN et al., 2010). No campo da mecatrônica, as aplicações além da busca de fontes envolvem visão ativa (CALLI et al., 2018), braços robóticos (KOROPOULI et al., 2016; ZHANG et al., 2006), aplicações automotivas (TAN et al., 2020), controle de motores elétricos (TOLOUE; KAMALI; MOALLEM, 2019), entre outras.

O esquema básico do ESC para o problema de minimização é apresentado na Figura 3 (ARIYUR; KRSTIC, 2003). Intuitivamente, o ESC usa uma pequena perturbação periódica $\alpha \sin(\omega t)$ para explorar a função f ao redor de θ . Assumindo que f é uma função convexa, essa perturbação cria uma resposta periódica em y que está em fase com $\sin(\omega t)$, se $\theta > \theta^*$, ou fora de fase, se $\theta < \theta^*$, para $\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} f(\theta)$. A malha fechada então corrige θ até estabilizar em θ^* . A frequência de corte do filtro passa-alta (FPA) deve ser menor que a da perturbação senoidal ($h < \omega$). A única informação necessária sobre $f(\theta)$ é o sinal de sua Hessiana. Seja $C \in \mathbb{R}_{>0}$. Se $f''(\theta) > 0$, o ganho de integração é negativo ($-C$). Por outro lado, se $f''(\theta) < 0$, o ganho de integração é positivo ($+C$).

Seja $f(\theta)$ uma função contínua duplamente diferenciável. O seguinte teorema assegura a convergência média de θ para $\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} f(\theta)$.

Teorema 1. *Para o sistema da Figura 3, o erro de saída ($y - f^*$) atinge a convergência exponencial local para uma vizinhança $\mathcal{O}(\alpha^2 + 1/\omega^2)$ da origem desde que ω seja suficientemente grande.*

A prova é apresentada em (ARIYUR; KRSTIC, 2003; KRSTIĆ; WANG, 2000) para um caso mais geral incluindo dinâmica. A convergência é de segunda ordem, pois está

operando em torno de um ponto de inclinação zero. Para obter uma melhor intuição de como o ESC funciona, considere $f(\theta)$ como

$$f(\theta) = f^* + \frac{f''}{2}(\theta - \theta^*)^2, \quad (2.36)$$

que é uma aproximação quadrática local de uma função convexa classe \mathcal{C}^2 . Define-se $\tilde{\theta} = \theta^* - \hat{\theta}$ como o erro de estimação e, ao notar que $\theta = \hat{\theta} + \alpha \sin(\omega t)$, é possível escrever $\theta - \theta^* = -\tilde{\theta} + \alpha \sin(\omega t)$. Da Figura 3, verifica-se que

$$y = f^* + \frac{f''}{2}([-\tilde{\theta} + \alpha \sin(\omega t)]^2). \quad (2.37)$$

Depois de expandir e desprezar os termos de ordem superior em $\tilde{\theta}$, tem-se que

$$y \approx f^* + \alpha^2 \frac{f''}{4} - \alpha f'' \tilde{\theta} \sin(\omega t) - \alpha^2 \frac{f''}{4} \cos(2\omega t). \quad (2.38)$$

Usando uma notação mista de tempo e frequência complexa (s), após o FPA, verifica-se que

$$\frac{s}{s+h}[y] \approx -\alpha f'' \tilde{\theta} \sin(\omega t) - \alpha^2 \frac{f''}{4} \cos(2\omega t). \quad (2.39)$$

Após a demodulação,

$$\sin(\omega t) \frac{s}{s+h}[y] \approx -\frac{\alpha f''}{2} \tilde{\theta} (1 - \cos(2\omega t)) - \alpha^2 \frac{f''}{8} [\sin(3\omega t) - \sin(\omega t)]. \quad (2.40)$$

Tal equação é equivalente a $-\dot{\hat{\theta}}/C$. Note ainda que $\dot{\hat{\theta}} = -\dot{\tilde{\theta}}$. Logo,

$$\dot{\tilde{\theta}} = -C \left(\frac{\alpha f''}{2} \tilde{\theta} (1 - \cos(2\omega t)) + \alpha^2 \frac{f''}{8} [\sin(3\omega t) - \sin(\omega t)] \right). \quad (2.41)$$

O procedimento de *averaging* no tempo, conforme apresentado em (KRSTIĆ; WANG, 2000; ARIYUR; KRSTIC, 2003), permite obter a convergência média do sistema (KHALIL, 2001), tal que

$$\dot{\tilde{\theta}}_{AV} = -\frac{C\alpha f''}{2} \tilde{\theta}_{AV}, \quad (2.42)$$

o que é exponencialmente estável, pois $C\alpha f'' > 0$.

Considerando uma massa pontual atuada por velocidade, em (ZHANG; SIRANOSIAN; KRSTIĆ, 2007) é provado que para o sistema da Figura 4, o erro de saída ($f_0 - f_0^*$) também atinge a convergência exponencial local para uma vizinhança da origem. A convergência é de ordem $\mathcal{O}(\alpha^2 + 1/\omega^2)$. O erro de rastreamento pode ser arbitrariamente pequeno escolhendo-se α pequeno e ω grande.

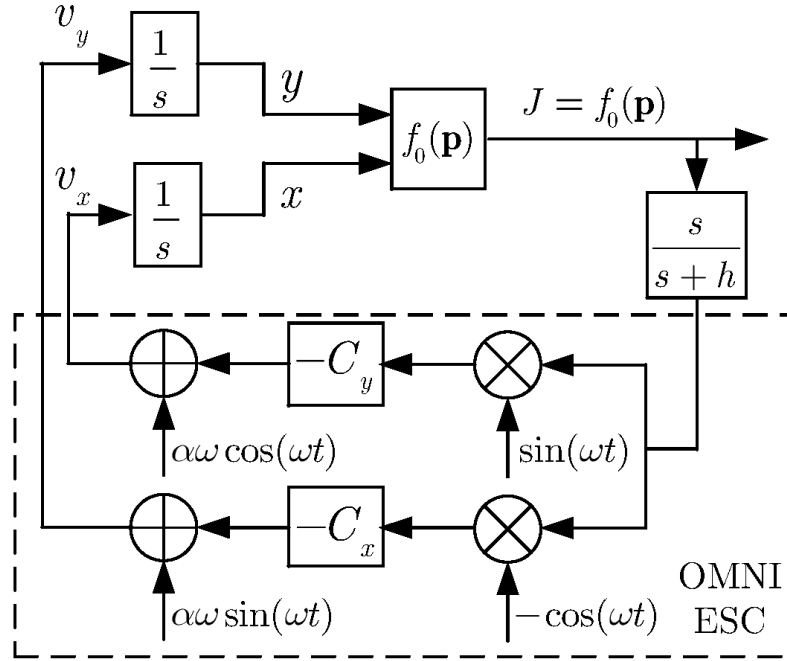


Figura 4: ESC com perturbação senoidal para uma partícula atuada por velocidade em \mathbb{R}^2

Esse esquema pode ser diretamente aplicado a robôs omnidirecionais, mas também pode ser estendido ao robô monociclo como acionamento diferencial. No entanto, não é diretamente verificado que usar ESC para aproximar a dinâmica da função de navegação em (2.32) levará a uma trajetória segura até a fonte. No Capítulo 4 prova-se que o ESC fornece uma estimativa suficientemente precisa do gradiente da NF e, portanto, é possível garantir a navegação segura em um ambiente poluído com obstáculos fortemente convexos, até se alcançar a vizinhança do destino. Na aplicação considerada, tal destino é a fonte de um potencial escalar fortemente convexo.

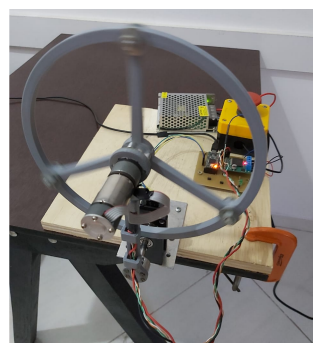
3 APLICAÇÕES DO CONTROLE *MODEL-FREE* BASEADO EM ESTIMADOR ALGÉBRICO

Este capítulo traz algumas aplicações do MFC-AE-UL para sistemas mecatrônicos. Para os exemplos pêndulo invertido com roda de reação e helicóptero com dois graus de liberdade, resultados práticos são apresentados. Para a aplicação de controle de cruzeiro adaptativo, resultados de simulação são considerados, em que a técnica é aplicada na malha interna que controla aceleração/desaceleração do veículo.

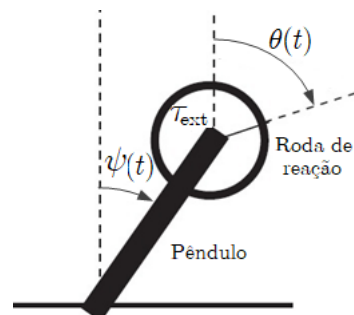
3.1 Pêndulo invertido com roda de reação

Neste pêndulo há um torque de reação para estabilizar o sistema na posição vertical invertida (BLOCK; ÅSTRÖM; SPONG, 2007). A Figura 5(a) mostra o pêndulo prático construído para experimentos de controle.

Sejam $\psi(t)$ e $\theta(t)$ os ângulos do pêndulo e da roda de reação, respectivamente (Figura 5(b)). As energias cinética (E_c) e potencial (U) são dadas por



(a) Sistema prático



(b) Diagrama esquemático

Figura 5: Pêndulo invertido com roda de reação
Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

$$E_c = \frac{1}{2}M_p(d\dot{\psi})^2 + \frac{1}{2}M_r(L\dot{\psi})^2 + \frac{1}{2}J_p(\dot{\psi})^2 + \frac{1}{2}J_r(\dot{\psi} + \dot{\theta})^2, \quad (3.1)$$

$$U = M_pgd \cos \psi + M_rgL \cos \psi, \quad (3.2)$$

em que d é a distância do centro de massa do pêndulo (CoM), L a distância do CoM da roda de reação, M_p , J_p , M_r , J_r são as massas e os momentos de inércia do pêndulo e da roda de reação, respectivamente. Ao definir as coordenadas generalizadas $q = [\psi \ \theta]^\top$, a dinâmica do sistema é obtida pela equação de Euler-Lagrange, tal que:

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}} - \frac{\partial L}{\partial q} = \tau_{\text{ext}}, \quad (3.3)$$

em que $L = E_c - U$ é a Lagrangiana e

$$\tau_{\text{ext}} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_t}{R}(12u - K_v\dot{\theta}) \end{bmatrix}, \quad (3.4)$$

representa o torque externo, em que K_t , K_v são as constantes de torque e velocidade, respectivamente, enquanto R é a resistência de armadura do motor CC. Os valores dos parâmetros físicos são mostrados na Tabela 1. A variável u representa o ciclo de trabalho da modulação por largura de pulso (PWM, do inglês *Pulse-width Modulation*) considerando também o sentido de rotação, tal que $u \in [-1, 1]$. Ressalta-se que tal modelo foi utilizado apenas para a simulação numérica do controlador, uma vez que o projeto do controle é baseado na abordagem MFC-AE-UL.

Tabela 1: Parâmetros físicos do pêndulo com roda de reação

Param.	Valor
d [m]	0,0987
L [m]	0,1429
M_p [kg]	0,117
J_p [kg m ²]	$6,25 \times 10^{-4}$
M_r [kg]	0,119
J_r [kg m ²]	$9,46 \times 10^{-4}$
K_t [Nm/A]	0,06
K_v [Vs/rad]	0,18
R [Ω]	2,45

Para o algoritmo de controle será considerado o esquema proporcional-derivativo (PD). Os valores dos parâmetros são apresentados na Tabela 2.

Foram testados três valores diferentes para a estimativa de α . Essa suposição poderia

Tabela 2: Parâmetros do controlador para o pêndulo da roda de reação

Param.	Valor
T	0,3 [s]
T_s	1/100 [s]
$\hat{\alpha}$	[-20; -50; -110]
λ	20
K_P	λ^2
K_D	2λ

ser mais precisa se, pelo menos, um modelo aproximado do sistema estivesse disponível. A constante de proporcionalidade entre a entrada (tensão CC ou PWM) e a aceleração angular é dada pelo inverso do momento de inércia da roda.

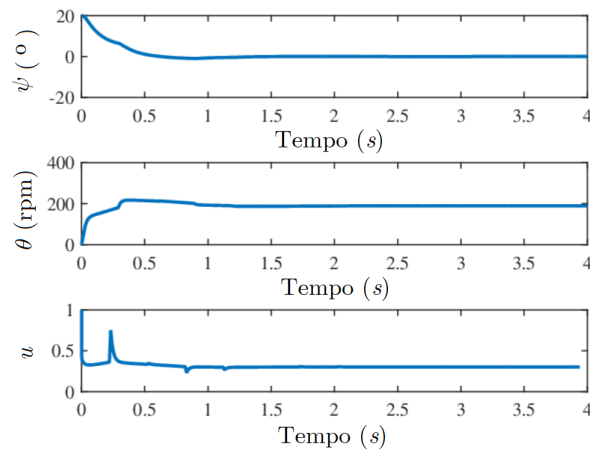
Considerou-se o modelo ultra local de segunda ordem da Equação (2.5). Para o projeto de controle, se fosse utilizada a estrutura normal apresentada na Equação (2.6), onde $e = \psi(t) - 0$, seria apenas possível estabilizar o ângulo do pêndulo $\psi(t)$, significando que a velocidade angular da roda ($\dot{\theta}(t)$) não iria a zero, conforme apresentado nos resultados da simulação da Figura 6(a). Dependendo da condição de operação, isso poderia levar à saturação da velocidade e, conseqüentemente, à desestabilização do sistema.

Para resolver esse problema definiu-se a lei de controle da Equação (3.5), que inclui uma realimentação de velocidade da roda, tal que

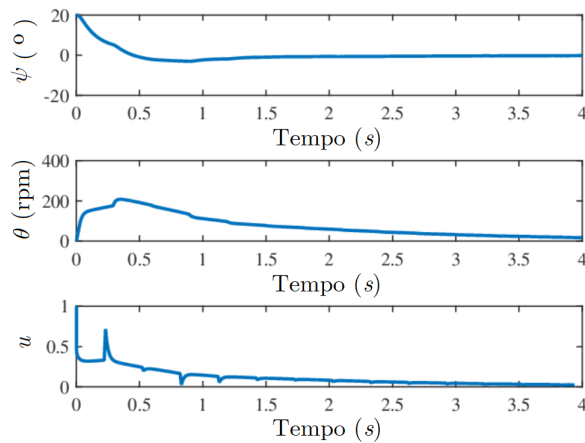
$$u(t) = \frac{-\hat{\phi} + \ddot{\psi}_d - K_D\dot{\psi} - K_P\psi - \mathcal{K}\dot{\theta}}{\hat{\alpha}}, \quad (3.5)$$

em que $\mathcal{K} = 0,3$. Isso resulta em uma dinâmica estável com a velocidade da roda convergindo para zero, como visto nos resultados da simulação da Figura 6(b). Nesse caso específico, $\hat{\alpha} = -50$.

Resultados práticos com o pêndulo invertido com roda de reação são apresentados na Figura 7. A haste e a roda de reação foram confeccionadas com impressão 3D utilizando material ABS. O motor de corrente contínua possui tensão nominal de 12V e rotação nominal de 520 rpm, já considerando a caixa de redução com relação 19,225:1. Há um encoder incremental acoplado ao eixo com resolução igual a 230 pulsos por revolução (ppr) por canal. No sistema, há também um encoder incremental que mede o ângulo da haste, com resolução de 500 ppr por canal. O hardware de controle é uma placa de desenvolvimento Teensy 3.2, equipada com um microcontrolador ARM Cortex-M4 rodando a 72 MHz, com 256 KB de memória flash, 64 KB de RAM, 2 KB de EEPROM. A programação do algoritmo de controle é feita em linguagem C++ no ambiente Mbed.



(a) Sem realimentação de velocidade



(b) Com realimentação de velocidade

Figura 6: Simulação considerando $\hat{\alpha} = -50$. Sem a realimentação de velocidade, a velocidade da roda converge para ≈ 200 rpm (a). Por outro lado, com a lei de controle apresentada na Equação (3.5), a velocidade da roda vai para zero (b)

Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

A Figura 7 apresenta o resultado obtido considerando uma condição inicial $\psi_{IC} \approx 20^\circ$ para $\hat{\alpha} \in [-50, -110]$, e $\psi_{IC} \approx 8^\circ$ para $\hat{\alpha} = -20$ ¹. O experimento foi conduzido considerando três valores diferentes para o parâmetro fixo: $\hat{\alpha} = -20$, $\hat{\alpha} = -50$ e $\hat{\alpha} = -110$. O melhor resultado foi obtido com $\hat{\alpha} = -50$, o que significa que esse parâmetro é o mais próximo do valor real.

Considerando o modelo ultra local da Equação (2.5) e a lei de controle da Equação (2.6), se o $\hat{\alpha}$ escolhido ficar próximo ao valor do modelo ultra local (α) em uma dada janela de tempo, a relação $(\alpha/\hat{\alpha})$ será próxima da unidade, e os ganhos definidos para o controlador não serão afetados. Porém, se $\hat{\alpha} < \alpha$ os ganhos do controlador serão multiplicados por um fator maior que um, resultando em uma atuação mais agressiva.

¹Com $\psi_{IC} > 8^\circ$ e $\hat{\alpha} = -20$ o controlador não conseguiu estabilizar o sistema.

Em vez disso, se $\hat{\alpha} > \alpha$, o controlador será multiplicado por uma constante menor que um, o que representará um ganho geral para a malha de controle menor que o especificado. Esse comportamento pode ser observado nos resultados práticos da Figura 7.

Como visto na Figura 7(a), o resultado com $\hat{\alpha} = -50$ é satisfatório, uma vez que o controle estabiliza o pêndulo, mesmo para uma condição inicial grande. Observe que a inclusão da velocidade da roda na lei de controle foi capaz de regulá-la em torno de zero.

A Figura 7(b) mostra o esforço de controle e o parâmetro estimado $\hat{\phi}$, considerando os três valores de $\hat{\alpha}$. Com $\hat{\alpha} = -50$, o sinal de controle se comportou bem e a estimativa de ϕ oscilou em torno de zero, com pequena amplitude. Como tal estimativa é proporcional a $\sin(\psi)$ e a $\dot{\theta}$, espera-se que ela seja zero em regime estacionário. Devido à zona morta do motor, tanto ϕ quanto $\dot{\theta}$ não convergiram exatamente para zero.

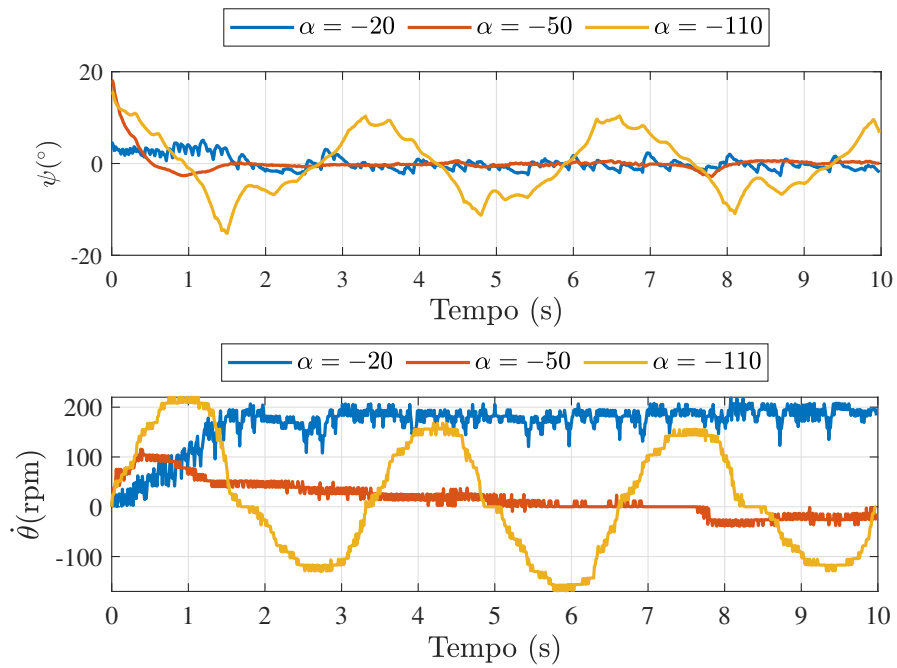
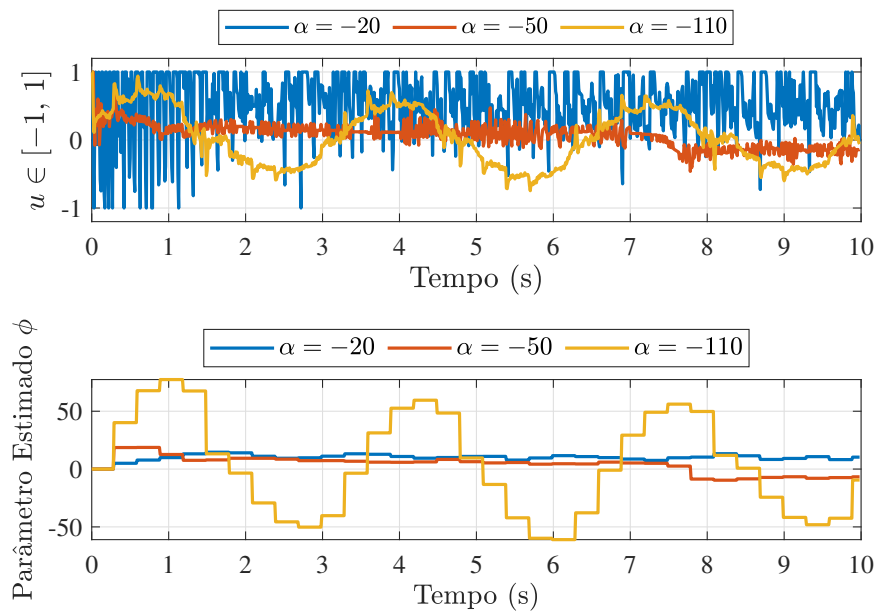
(a) ângulo do pêndulo (ψ) e velocidade da roda ($\dot{\theta}$)(b) Esforço de controle (u) estimação de ϕ ($\hat{\phi}$)

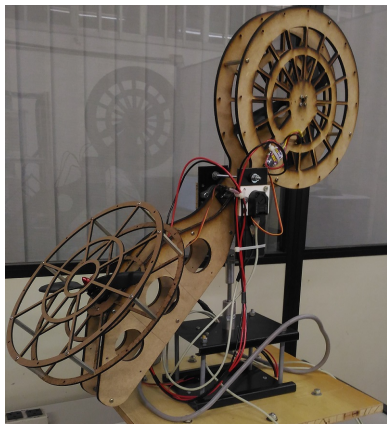
Figura 7: Resultados práticos para o pêndulo com roda de reação considerando $\hat{\alpha} \in [-20, -50, -110]$: (a) ângulo do pêndulo e velocidade da roda; (b) esforço de controle e $\hat{\phi}$

Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

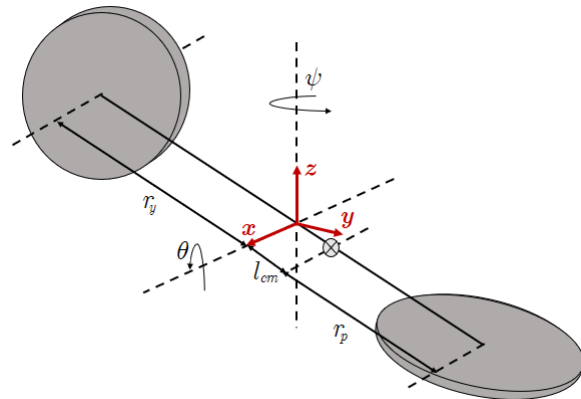
3.2 Helicóptero com dois graus de liberdade

O protótipo construído do helicóptero com dois graus de liberdade (2-DOF, do inglês *2 Degrees-of-Freedom*) está representado na Figura 8(a). Os ângulos de arfagem (θ) e de guinada (ψ) são os graus de liberdade do sistema. O acionamento é feito por dois motores CC sem escovas. O corpo do helicóptero foi confeccionado em MDF cortado a laser. Para medir os ângulos de arfagem e de guinada, foram considerados encoders incrementais com resolução de 1024 ppr. O hardware de controle é uma placa de desenvolvimento NXP K64F, equipada com um microcontrolador ARM Cortex M4, com 1024 KB de memória flash e 256 KB RAM.

Fixa-se o ponto $\theta = 0$ com o helicóptero na posição horizontal e com os sentidos de rotação mostrados na Figura 8(b), onde r_p , r_y e l_{cm} representam as distâncias relativas à origem do sistema de coordenadas, da hélice dianteira, da hélice traseira e do centro de massa do helicóptero, respectivamente. Mais detalhes sobre esse sistema, incluindo o modelo dinâmico completo, podem ser encontrados em (BARBOSA; NEVES; ANGÉLICO, 2016).



(a) Foto do helicóptero 2-DOF



(b) Diagrama esquemático

Figura 8: Helicóptero com 2 graus de liberdade (2-DOF)

Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

Os objetivos do sistema de controle consistem em estabilizar o sistema e fazer com que os ângulos de arfagem e guinada sigam as referências de trajetória estabelecidas. Para isso, dois modelos ultra locais são considerados, resultando em um controlador para cada par de entrada-saída, ou seja, uma estratégia de controle desacoplado. Esses dois controladores independentes são dados por

$$u_{\theta} = \frac{-\hat{\phi}_{\theta} + \ddot{\theta}_d - K_{D\theta}\dot{e}_{\theta} - K_{P\theta}e_{\theta}}{\hat{\alpha}_{\theta}}, \quad (3.6)$$

e

$$u_\psi = \frac{-\hat{\phi}_\psi + \ddot{\psi}_d - K_{D\psi}\dot{e}_\psi - K_{P\psi}e_\psi}{\hat{\alpha}_\psi}, \quad (3.7)$$

para θ e para ψ , respectivamente, onde $e_\theta = \theta - \theta_d$, $e_\psi = \psi - \psi_d$, sendo θ_d e ψ_d as referências de arfagem e guinada. Os parâmetros do controlador são mostrados na Tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros do controlador para o helicóptero 2-DOF

Parâmetro	Valor
T	1 [s]
T_s	1/50 [s]
$\hat{\alpha}_\theta$	[0,1; 0,3; 0,6]
$\hat{\alpha}_\psi$	[-0,1; -0,3; -0,6]
λ_θ	10
λ_ψ	6
K_{Pi}	λ_i^2
K_{Di}	$2\lambda_i$

O sistema helicóptero 2-DOF possui saídas acopladas. As acelerações angulares das hélices causam componentes de torque de reação perpendiculares, de modo que cada entrada afeta ambas as saídas. Os modelos ultra locais para os movimentos de arfagem e guindada foram, respectivamente, descritos como

$$\ddot{\theta} = \underbrace{\tilde{\phi}_\theta + \kappa_\theta}_{\phi_\theta} + \alpha_\theta u_\theta, \quad (3.8)$$

e

$$\ddot{\psi} = \underbrace{\tilde{\phi}_\psi + \kappa_\psi}_{\phi_\psi} + \alpha_\psi u_\psi, \quad (3.9)$$

sendo κ_i o termo de acoplamento. Tal termo pode ser adicionado a $\tilde{\phi}_i$ para formar ϕ_i , que é o parâmetro estimado. Além disso, o estimador algébrico considera o componente de acoplamento juntamente com termos que não dependem da entrada.

Uma observação importante é que o sistema prático possui apenas hélices que giram em um sentido (BARBOSA; NEVES; ANGÉLICO, 2016) (não são reversíveis). Os esforços de controle (velocidades de rotação dos motores) são definidos no intervalo entre 0% e 100%.

Para esse experimento define-se $\hat{\alpha}_\theta = \hat{\alpha}_\psi = \hat{\alpha}$, mas considerando três valores distintos:

0,1, 0,3 e 0,6. Primeiro, é considerado o problema de rastreamento de um sinal degrau filtrado, com condição inicial diferente de zero ($\theta_{ic} \approx -44^\circ$). Os resultados são mostrados na Figura 9. As mesmas conclusões sobre a escolha de $\hat{\alpha}$ dos experimentos com o pêndulo invertido com roda de reação valem aqui também.

O melhor resultado foi obtido com $\hat{\alpha} = 0,3$. Como visto na Figura 9(a), o sistema em malha fechada foi capaz de rastrear a referência, mesmo com o controle desacoplado. Os esforços de controle mostrados na Figura 9(b) são ruidosos devido ao acionamento pulsado dos controladores eletrônicos de velocidade dos motores. Isso fica ainda mais evidente quando $\hat{\alpha} = 0,1$. Os valores estimados de ϕ_θ e ϕ_ψ também são mostrados na Figura 9(b), onde é possível ver que $\phi_\theta < 0$ e $\phi_\psi > 0$ em todos os casos.

Um segundo teste foi considerado para rastrear uma referência senoidal, com a mesma condição inicial do experimento de resposta ao degrau, mas apenas com a melhor estimativa de α ($\hat{\alpha} = 0,3$). Os resultados são apresentados na Figura 10(a), enquanto os esforços de controle resultantes são mostrados na Figura 10. O controlador apresentou um bom desempenho, mas com uma pequena oscilação na saída ψ . Isso é causado pela não inversão de rotação das hélices, ou seja, a rotação de guinada para o lado oposto é devida apenas ao torque de reação da hélice frontal.

Tanto para o pêndulo invertido quanto para o helicóptero com dois graus de liberdade, algumas observações podem ser destacadas: sobre a escolha da janela integral T , quanto maior o seu valor, melhor é a filtragem de ruído. No entanto, um grande T também representa uma taxa lenta de estimação de ϕ , o que pode prejudicar as especificações desejadas ou até mesmo a estabilidade do sistema. Sobre o “chute” do parâmetro α , admite-se erro, mas $(\hat{\alpha}u)$ deve ser da mesma ordem de grandeza de $y^{(\nu)}$; se $\hat{\alpha}$ for muito grande, o ganho efetivo do controlador PID genérico será menor que o ajustado, e vice-versa.

Com base nos resultados de ambos os sistemas, propõe-se aqui uma metodologia para ajuste dos parâmetros livres do controlador MFC-AE-UL:

1. Defina a janela de integração T , lembrando que sua duração é um compromisso entre filtragem de ruído e taxa de atualização da estimativa do parâmetro ϕ .
2. Defina a dinâmica de malha fechada desejada. Por exemplo, ganhos de K_P e K_D de um controlador PD, para atender as especificações de desempenho desejadas, considerando um modelo ultra local de segunda ordem. Se for um modelo ultra local de primeira ordem, pode-se definir um controlador P.

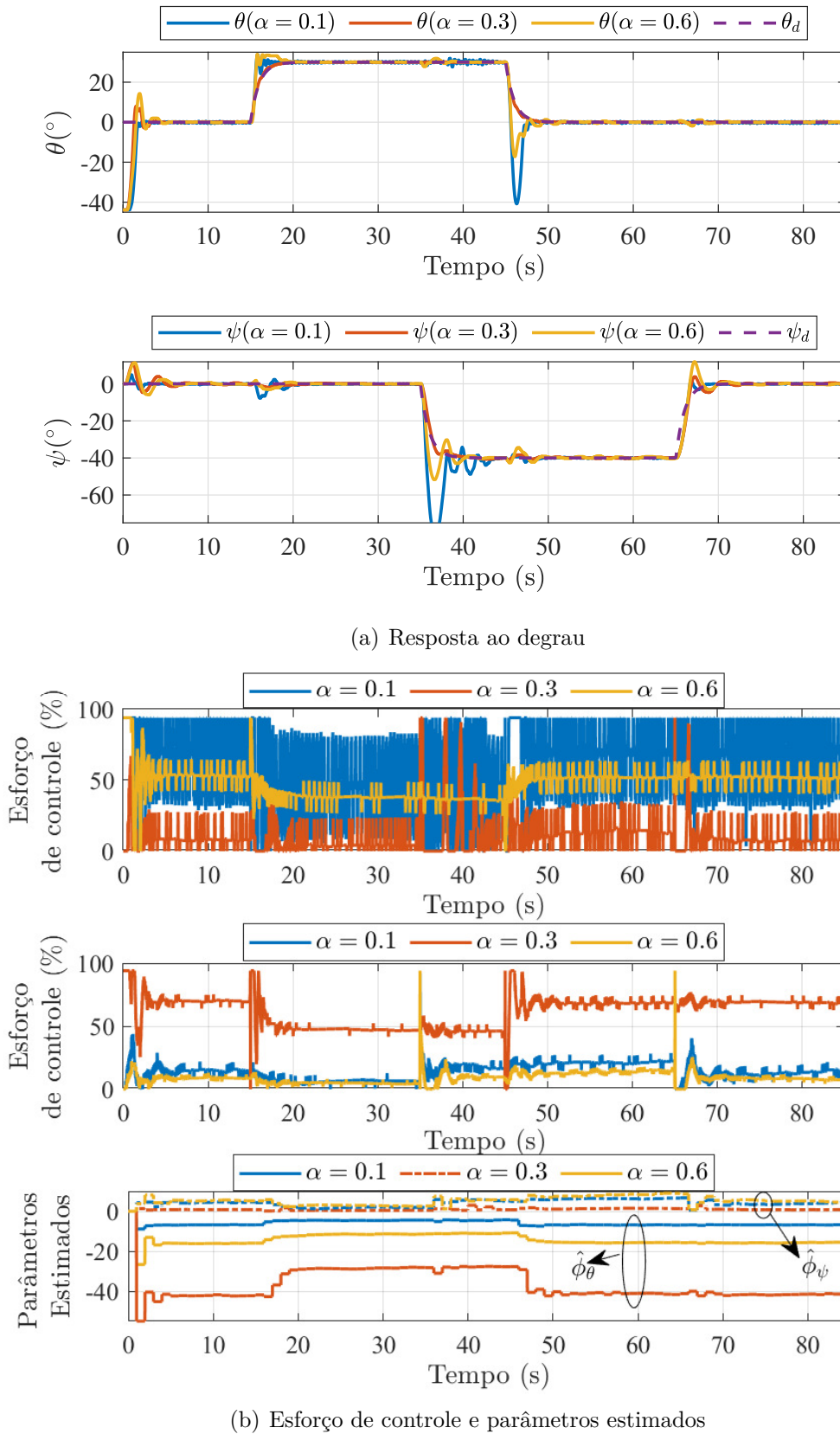
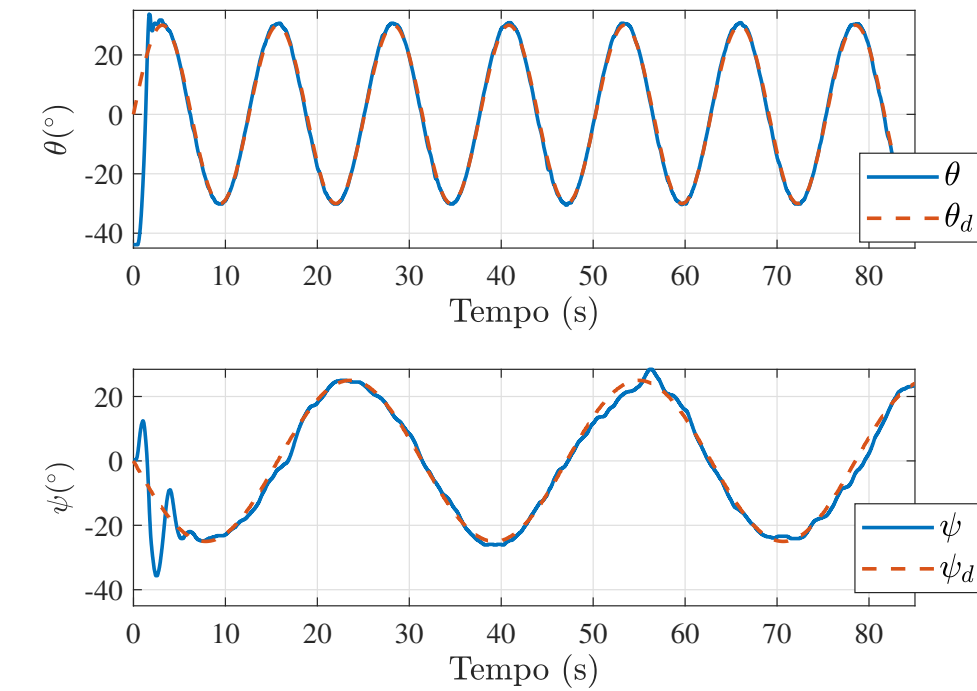
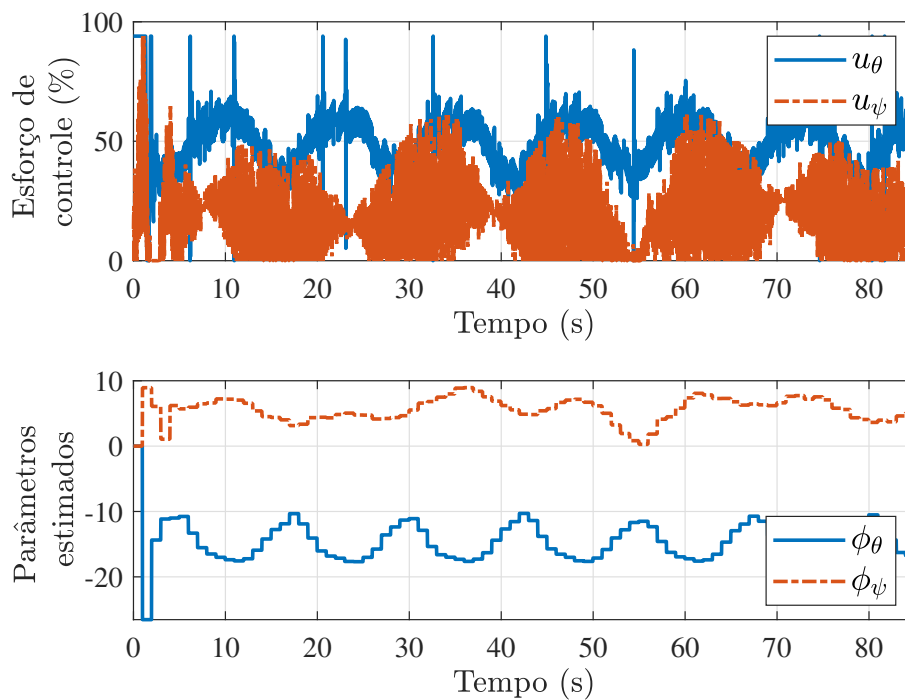


Figura 9: Resultados práticos para o helicóptero com dois graus de liberdade considerando uma entrada tipo degrau filtrado e $\hat{\alpha} \in [0, 1; 0, 3; 0, 6]$: (a) ângulos de arfagem e guinada; (b) esforços de controle e parâmetros estimados

Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)



(a) Resposta ao sinal senoidal



(b) Esforço de controle e parâmetros estimados

Figura 10: Resultados práticos para o helicóptero 2-DOF considerando sinal de entrada senoidal: (a) ângulos de inclinação (*pitch*) e guinada (*yaw*); (b) esforços de controle e parâmetros estimados

Fonte: adaptado de (NEVES; ANGÉLICO, 2022)

3. Escolha um valor de $\hat{\alpha}$ que se acredita ser da mesma ordem de grandeza do seu valor real. Se um modelo aproximado do sistema estiver disponível, isso é direto.
4. Faça ajustes finos no valor de $\hat{\alpha}$ até que a resposta se aproxime da dinâmica desejada em malha fechada.
5. Se a especificação desejada não for atendida, volte para a etapa 2 e tente o procedimento novamente. Em alguns casos específicos, pode ser necessário o acréscimo da parcela integral nos controladores, apesar de não ser muito comum.

3.3 Aplicação no controle de cruzeiro adaptativo

Sistemas avançados de assistência ao motorista (ADAS, do inglês *Advanced Driver Assistance Systems*) são tecnologias relacionadas ao setor automotivo que visam reduzir o risco de acidentes, melhorar a segurança e aumentar o conforto e o desempenho dos motoristas (MOON; MOON; YI, 2009; WU et al., 2020). O controle de cruzeiro adaptativo (ACC, do inglês *Advanced Driver Assistance Systems*) é uma dessas tecnologias.

As primeiras pesquisas com ACC foram desenvolvidas no final dos anos 90 e, hoje em dia, vários carros e caminhões são equipados com ACC (IOANNOU; CHIEN, 1993; VAHIDI; ESKANDARIAN, 2003). O objetivo do CC é controlar a velocidade de um veículo (*host*) com vistas a rastrear uma velocidade ajustada pelo motorista (velocidade de cruzeiro). No CC, apenas o acelerador é usado como atuador. No ACC, a velocidade do veículo *host* deve ser ajustada para manter uma distância segura em relação ao veículo alvo (ou líder). Quando não há veículo líder, o veículo *host* entra no modo CC apenas para rastrear a velocidade de cruzeiro fornecida pelo motorista. No ACC, o acelerador e o freio são usados como atuadores (NAUS et al., 2010; WU et al., 2020).

Um diagrama do ACC é apresentado na Figura 11. O veículo *host*, com velocidade v_h e aceleração a_h , está equipado com ACC e, portanto, mantém uma distância segura do veículo líder, com velocidade v_l . Um radar mede a distância relativa x_r e a velocidade relativa $v_r = v_l - v_h$ entre os veículos. A velocidade de cruzeiro fornecida pelo motorista no modo CC é representada por v_c .

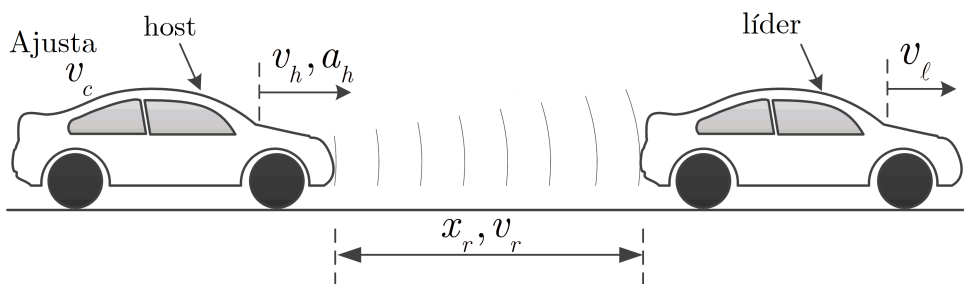


Figura 11: Diagrama do ACC

O diagrama esquemático da malha de controle ACC é descrito na Figura 12. Tem-se uma estrutura em cascata com um controlador de nível superior (malha externa) e um controlador de nível inferior (malha interna). A malha externa fornece uma referência de aceleração/desaceleração desejada a_h^* ao veículo *host* para manter uma distância segura do veículo líder, ou seguir em modo CC. A malha interna recebe a_h e a_h^* como entradas, compara esses sinais e fornece o sinal de controle u_{th} para o comando de aceleração do

motor, e u_{br} para o comando da frenagem.

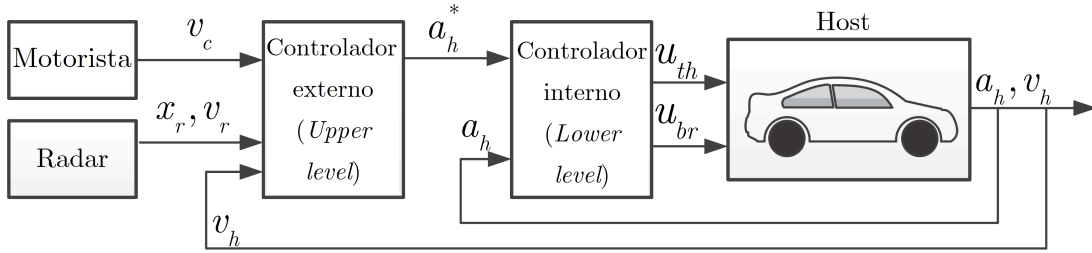


Figura 12: Arquitetura típica de controle ACC

O principal objetivo do controlador de nível superior é garantir uma distância segura entre os veículos. No entanto, em alguns trabalhos, outros quesitos também foram considerados, como segurança, conforto, economia de combustível e eficiência do fluxo de tráfego (VAHIDI; ESKANDARIAN, 2003). Essas características impõem objetivos de controle conflitantes e introduzem restrições, dificultando o projeto do controlador.

Nesta tese o foco é na malha interna. Para a malha externa, considera-se um controle utilizando função de barreira de controle (CBF, do inglês *Control Barrier Function*). Detalhes sobre CBF e a malha externa do ACC são apresentados no Apêndice A.

3.3.1 Malha interna do ACC

O controlador no nível inferior, mostrado na Figura 12, calcula a atuação do acelerador (u_{th}) e do freio (u_{br}), ambos dentro da faixa de 0 a 100%, para rastrear a aceleração desejada (a_h^*), exigida pelo controlador no nível superior. Considerou-se um controlador para aceleração e outro para frenagem. Em ambos os casos o modelo ultra local é aproximado por um sistema de primeira ordem, ou seja

$$\dot{u}_{th} = \phi_{th} + \alpha_{th} a_h, \quad (3.10)$$

e

$$\dot{u}_{br} = \phi_{br} + \alpha_{br} a_h, \quad (3.11)$$

respectivamente para aceleração e frenagem. Controle tipo proporcional foi considerado para u_{th} e u_{br} , i.e.,

$$u_{th} = \frac{-\phi_{th} + \dot{a}_h^* - K_{P_{th}} e_{th}}{\alpha_{th}}, \quad (3.12)$$

e

$$u_{br} = \frac{-\phi_{br} + \dot{a}_h^* - K_{P_{br}} e_{br}}{\alpha_{br}}, \quad (3.13)$$

sendo $e_{th} = a_h - a_h^*$ e $e_{br} = a_h^* - a_h$, ou seja, um controle de ação direta para aceleração e outro de ação reversa para a frenagem.

Resultados de simulação com um modelo realista foram obtidos via MATLAB®/Simulink, considerando o diagrama geral da Figura 13, adaptado de (MATHWORKS, 2021), onde é utilizado o *Simulink Vehicle Dynamics Blockset*.

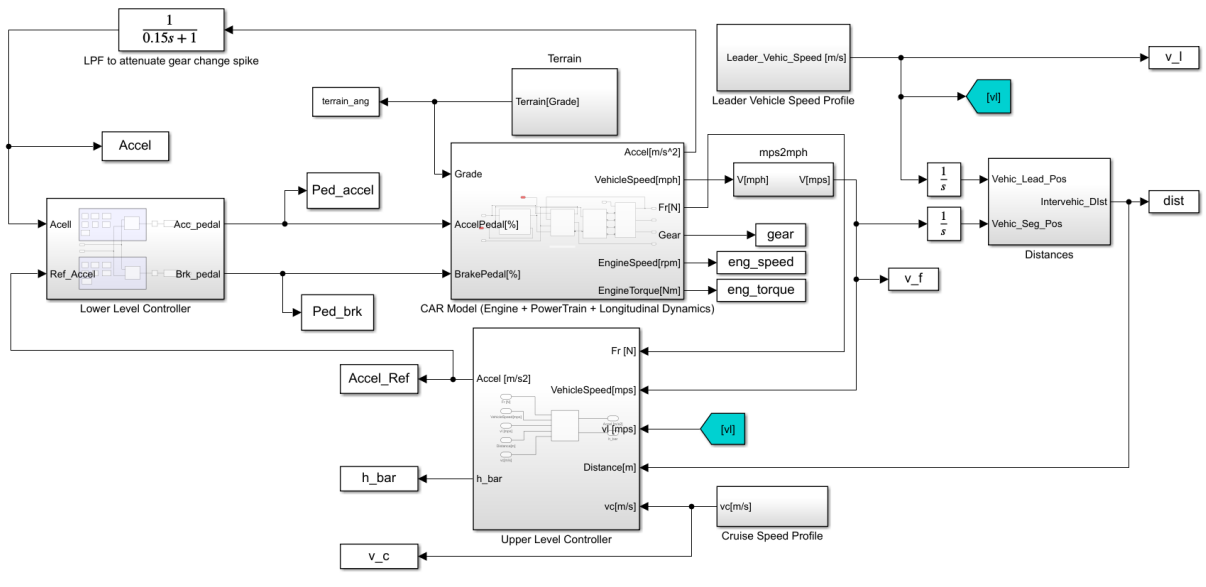


Figura 13: Diagrama geral em MATLAB®/Simulink para o ACC

O bloco “Upper Level Controller” (malha externa) fornece a aceleração/desaceleração desejada a_h^* (Accel_Ref no Simulink) para o bloco “Lower Level Controller” (malha interna). Detalhes sobre a malha externa são apresentados no Apêndice A. Na malha interna, a aceleração longitudinal do veículo a_h (Accel no Simulink) é comparada com a referência a_h^* , e os sinais de controle u_{th} (Ped_accel no Simulink), representando o comando do acelerador, e u_{br} (Ped_brk no Simulink), representando o comando do freio, são gerados de modo a fazer a_h rastrear a_h^* .

O bloco “Leader Vehicle Speed Profile” fornece a velocidade do veículo líder, v_l (v_l no Simulink). A distância relativa entre os veículos, x_r (dist no Simulink), é determinada no bloco “Distances”. A velocidade de cruzeiro, v_c (v_c no Simulink), é definida no bloco “Cruise Speed Profile”. O bloco “CAR Model (Motor + PowerTrain + Longitudinal Dynamics)” implementa o modelo de um veículo genérico considerando motor, transmissão,

rodas e freios. É importante destacar que o mecanismo de troca de marchas foi criado com uma máquina de estados, com um modelo simples de embreagem, o que resultou em altos picos na aceleração do veículo no momento da troca de marchas. Um filtro passa-baixa foi aplicado para atenuar os picos indesejados para a abordagem CBF. O bloco “Terrain” impõe uma inclinação da estrada (`terrain_ang` no Simulink) para verificar a robustez do controlador a variações na pista.

No modelo dinâmico do veículo, o arrasto aerodinâmico é dado por $F_r = C_{ad}A_fP_{abs}(v_h - w_x)^2/2T_a$ (GILLESPIE, 1992), onde C_{ad} é o coeficiente de resistência do ar, A_f é a área da seção transversal efetiva do veículo, P_{abs} é a pressão absoluta do ar ambiental, w_x é a velocidade longitudinal do vento e T_a é a temperatura do ar. Os valores numéricos adotados são $C_{ad} = 0,3$, $A_f = 4\text{m}^2$, $P_{abs} = 101325\text{Pa}$, $w_x = 0\text{m/s}$ e $T_a = 273\text{K}$ (padrão do modelo). Adicionalmente, a massa do veículo *host* é dada por $M_h = 1500\text{kg}$.

Detalhes da malha interna com o controlador *model-free* são apresentados na Figura 14.

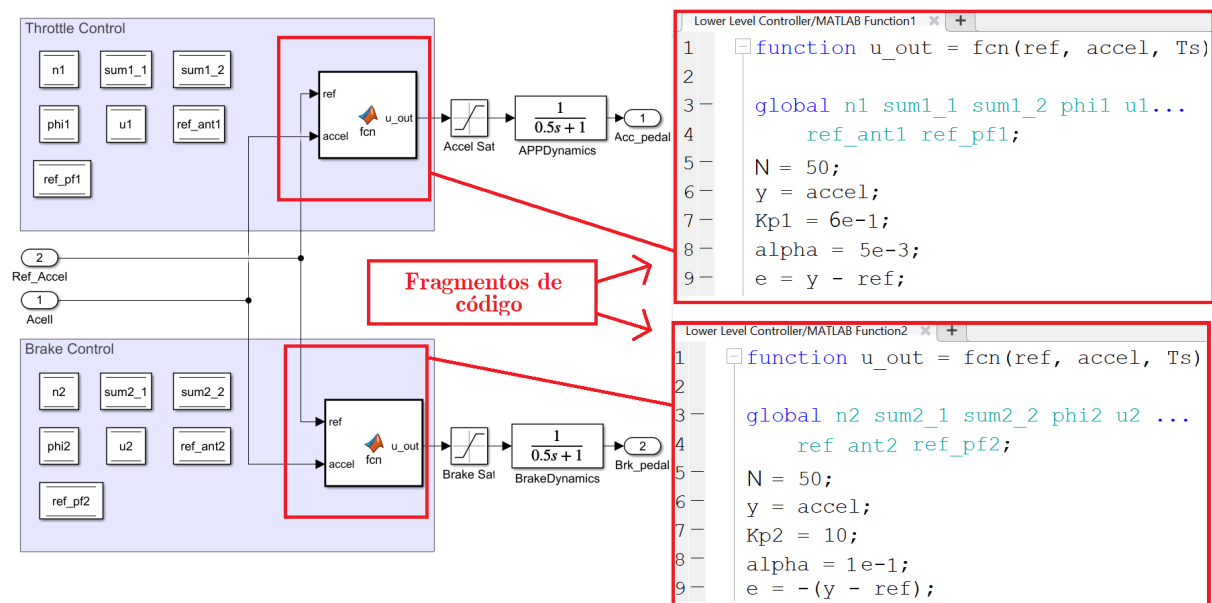


Figura 14: Detalhes da malha interna do ACC

Os seguintes parâmetros foram adotados: $\alpha_{th} = 0,005$, $K_{P_{th}} = 0,6$, $\alpha_{br} = 0,1$, $K_{P_{br}} = 10$ e $N = 50$ e $T_s = 0,02\text{s}$. Para evitar a comutação indesejada entre os controladores, foi imposta uma zona morta. Se $|a_h^*| < 2 \times 10^{-5}$, então $u_{th} = 0$ e $u_{br} = 0$. Além disso, um filtro passa-baixa com ganho unitário e constante de tempo de $0,5\text{s}$ foi adicionado na saída do controlador, de modo que as respostas de aceleração e frenagem pudessem se comportar mais próximas da ação humana. Vale mencionar que os parâmetros do controlador MFC-AE-UL foram ajustados considerando esse filtro.

O perfil de inclinação da estrada é mostrado na Figura 15.

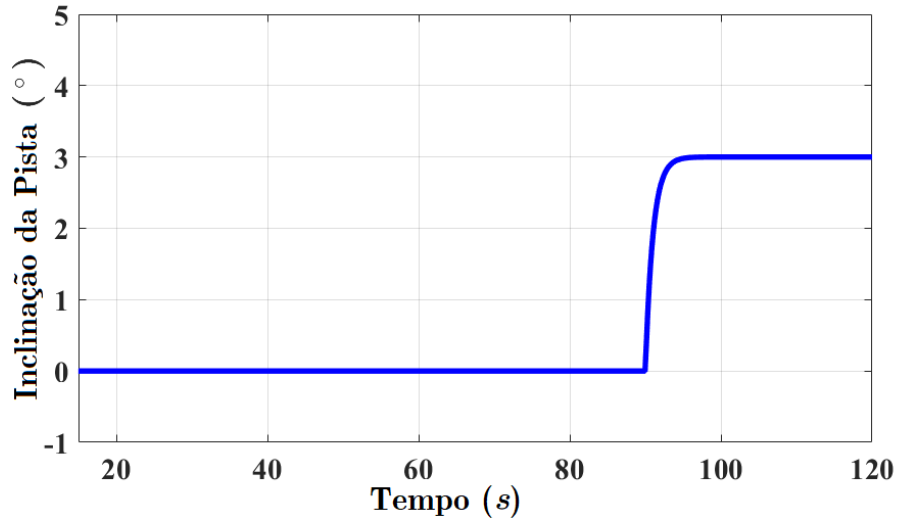


Figura 15: Inclinação da pista

As respostas de velocidade do sistema de controle são apresentadas na Figura 16. Pode-se observar que a velocidade do veículo *host*, v_h , atinge a velocidade de cruzeiro, v_c , e, quando a velocidade do líder aumenta, a do *host* continua em modo cruzeiro. Quando a velocidade do veículo líder, v_l , diminui, depois de um tempo, a do *host* também diminui, de tal forma que a distância relativa entre os veículos, x_r , seja respeitada, como visto na Figura 17.

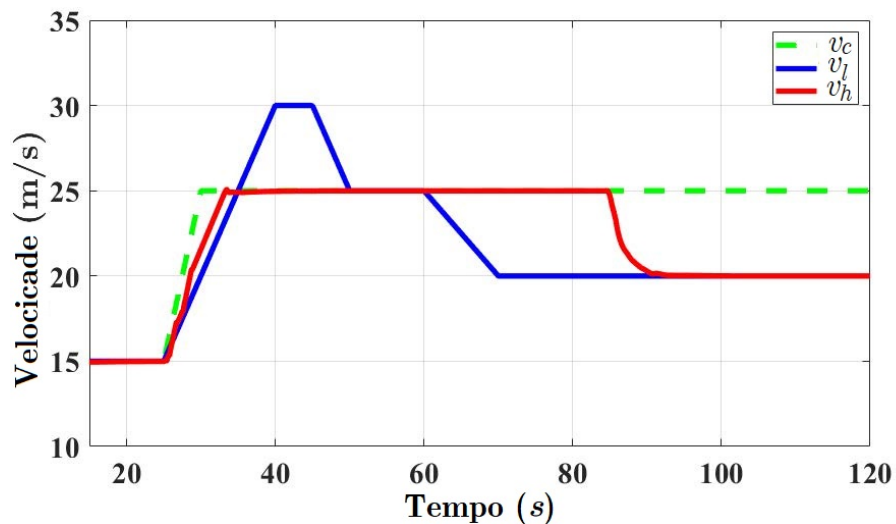


Figura 16: Velocidades – v_c , v_l , v_h .

As acelerações a_h^* e a_h são mostradas na Figura 18, e os sinais de controle u_{th} e u_{br} , na Figura 19. A aceleração a_h acompanha a_h^* com bom desempenho, aplicando os comandos u_{th} e u_{br} . Observe que, em torno de 30 segundos, na Figura 18, a aceleração satura em

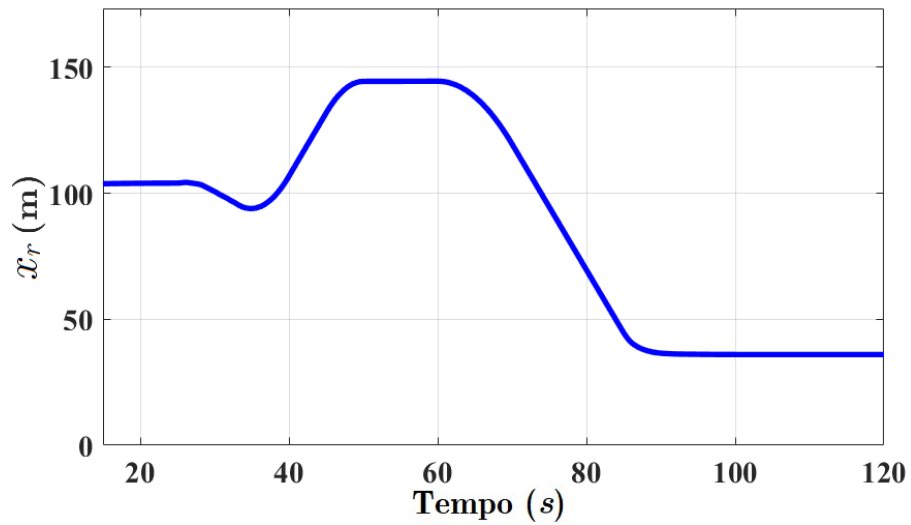


Figura 17: Distância relativa x_r .

torno de 1 m/s^2 , pois o comando de aceleração está a 100%, como visto na Figura 19. Isso não é problema, pois só atrasa o tempo de subida para a velocidade de cruzeiro ajustada.

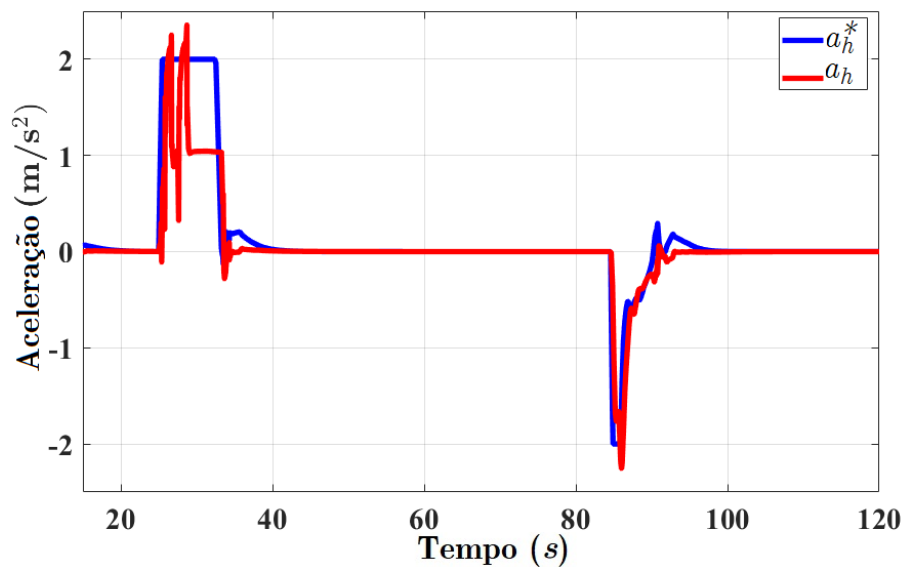


Figura 18: Acelerações a_h^* e a_h .

A Figura 20 apresenta a posição da marcha e a rotação do motor durante o tempo de simulação. Observe que a relação de transmissão varia bastante e, mesmo assim, o controlador *model-free* manteve um bom desempenho na resposta de velocidade do veículo *host*. Os valores de rotação do motor também estão dentro do limite aceitável.

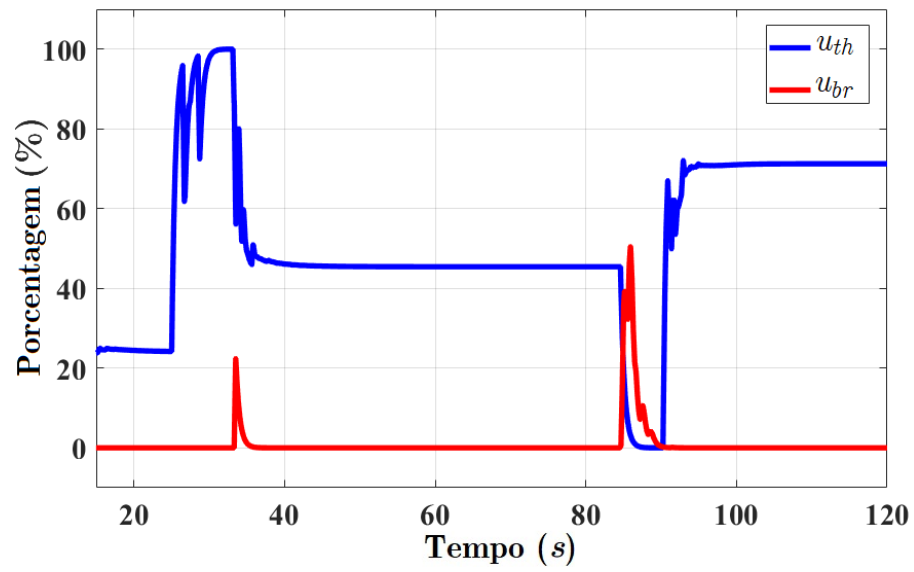


Figura 19: Sinais de controle u_{th} e u_{br}

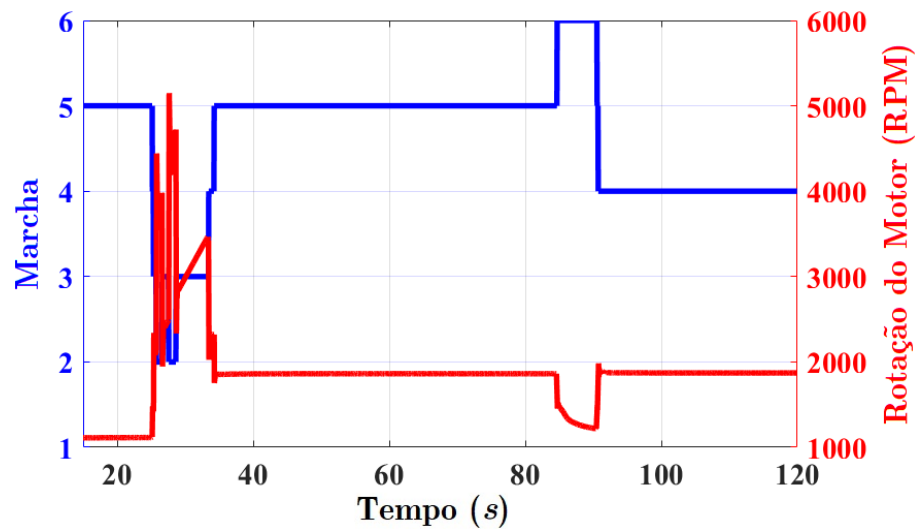


Figura 20: Posição da marcha e rotação do motor

Por fim, a Figura 21 apresenta os valores estimados de ϕ_{th} e ϕ_{br} , mostrando que o estimador algébrico está em ação quando a aceleração/desaceleração é exigida.

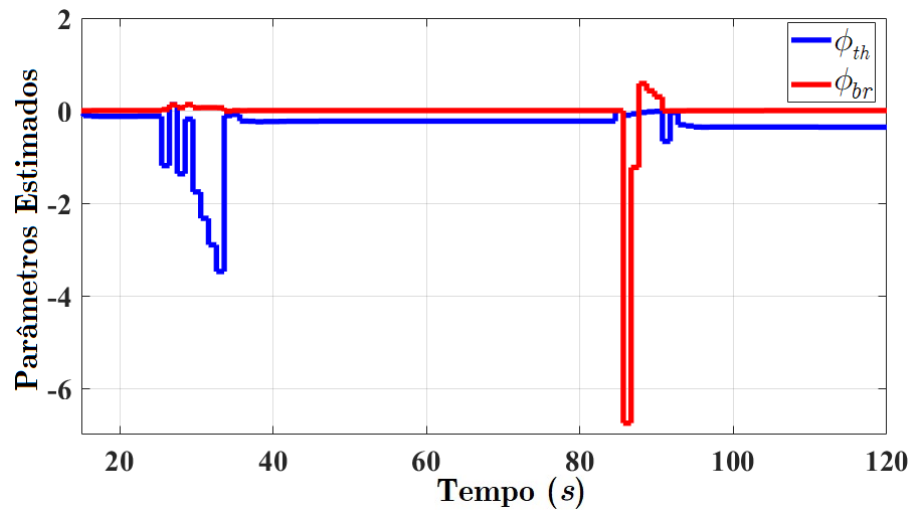


Figura 21: Valores estimados de ϕ_{th} e ϕ_{br}

4 BUSCA DE FONTES EM AMBIENTES DESCONHECIDOS COM OBSTÁCULOS CONVEXOS USANDO ESC

Neste capítulo, o controle de busca extremal é utilizado para resolver o problema de busca de fonte, considerando ambientes poluídos com obstáculos cilíndricos.

Dois tipos de robôs são considerados: holonômicos, com rodas omnidirecionais (*omni wheel* ou *mecanum wheel*), e o monociclo não-holonômico com acionamento diferencial. Simulações em MATLAB e ROS+Gazebo são apresentadas, bem como ensaios práticos com robôs reais, mas considerando sinais dos sensores de fonte e de distância gerados artificialmente.

4.1 Formulação do problema

A busca de fontes é formulada aqui como um problema de minimização (de forma mais intuitiva, seria um problema de maximização) de um potencial escalar desconhecido através de uma trajetória definida em um espaço não convexo. Explicitamente, seja $\mathcal{X} \subset \mathbb{R}^2$ um conjunto não vazio, compacto e convexo que delinea um ambiente que contém obstáculos não-interseccionais (possivelmente desconhecidos), representados pelos conjuntos convexos abertos $\mathcal{O}_i \subset \mathcal{X}$, com interiores não vazios e limites suaves $\partial\mathcal{O}_i$. O *espaço livre*, ou seja, o espaço de pontos que o agente pode ocupar, é definido em (2.30).

O objetivo é chegar a uma fonte localizada em $\mathbf{p}^* \in \text{int}(\mathcal{F})$ (desconhecida), que induz um potencial fortemente convexo $f_0 : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}_+$ tal que $\mathbf{p}^* = \text{argmin}_{\mathbf{p} \in \mathcal{X}} f_0(\mathbf{p})$, onde $\mathbf{p} = (x, y)^\top$. Observe que muitos fenômenos físicos, como os que envolvem propagação de ondas esféricas com decaimento $1/r^2$, induzem potenciais fortemente convexos. Deseja-se encontrar a fonte apenas com medidas escalares do potencial f_0 , permanecendo no espaço livre \mathcal{F} o tempo todo. Formalmente, o objetivo é gerar uma trajetória $\mathbf{p}(t)$ para o agente, tal que $\mathbf{p}(t) \in \mathcal{F}$, para todo $t \in [0, \infty)$, $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{p}(t) = \mathbf{p}^*$, em que $\dot{\mathbf{p}}(t)$ é uma função apenas de $f_0(\mathbf{p}(\tau))$ para $\tau \leq t$, ou seja, sem medidas diretas de gradiente do potencial

da fonte.

Observe que o espaço \mathcal{F} no qual o robô irá navegar é perfurado e, portanto, não convexo. Assim, mesmo que o gradiente de f_0 fosse conhecido, a dinâmica simples do gradiente não garantiria a permanência em \mathcal{F} . Esse problema pode ser contornado construindo um potencial artificial como a função de navegação Rimon-Koditschek a partir de medições locais (KODITSCHKEK; RIMON, 1990; PATERNAIN; KODITSCHKEK; RIBEIRO, 2018). No entanto, resta ainda saber se os erros de estimativa de gradiente levariam a colisões. Embora isso tenha sido abordado para estimativas estocásticas em (PATERNAIN; RIBEIRO, 2020), métodos de aproximação estocástica podem levar a trajetórias altamente descontínuas.

4.2 Busca de fonte com medidas escalares

Considere inicialmente uma massa pontual atuada por velocidade como em (ZHANG; SIRANOSIAN; KRSTIĆ, 2007). Uma extensão direta para robôs omnidirecionais é explorada nos experimentos da Seção 4.3.

O diagrama da solução utilizada envolvendo função de navegação e controle por busca extremal é apresentado na Figura 22. Uma abordagem semelhante foi considerada em (DÜRR et al., 2013), mas com um ESC sem o filtro passa-altas (FPA) e no contexto de navegação sem busca de fonte.

O agente, na posição $\mathbf{p} = (x, y)^\top$, mede localmente o potencial emitido pela fonte. Em seguida, avalia a função de navegação φ , em (2.35), incorporando conhecimento parcial dos obstáculos detectados, ou seja, usando $\tilde{\beta}(\mathbf{p}) = \prod_{i \in \mathcal{K}} \beta_i(\mathbf{p})$, onde \mathcal{K} é o conjunto de obstáculos que o agente encontrou até o momento. Esse valor é a entrada da versão bidimensional do ESC da Figura 3, construído como em (ZHANG; SIRANOSIAN; KRSTIĆ, 2007), com perturbações ortogonais, a saber $\sin(\omega t)$ e $\cos(\omega t)$. Finalmente, a estimativa do gradiente proveniente da malha do ESC é realimentada para os atuadores do agente.

Considere o ESC da Figura 22. As entradas de controle, que são comandos de velocidade nas direções x e y , podem ser escritas como:

$$\begin{cases} v_x = -\xi C_x \sin(\omega t) + a\omega \cos(\omega t) \\ v_y = \xi C_y \cos(\omega t) + a\omega \sin(\omega t) \end{cases}, \quad (4.1)$$

sendo ξ a saída do FPA. De fato, a referência (ZHANG; SIRANOSIAN; KRSTIĆ, 2007)

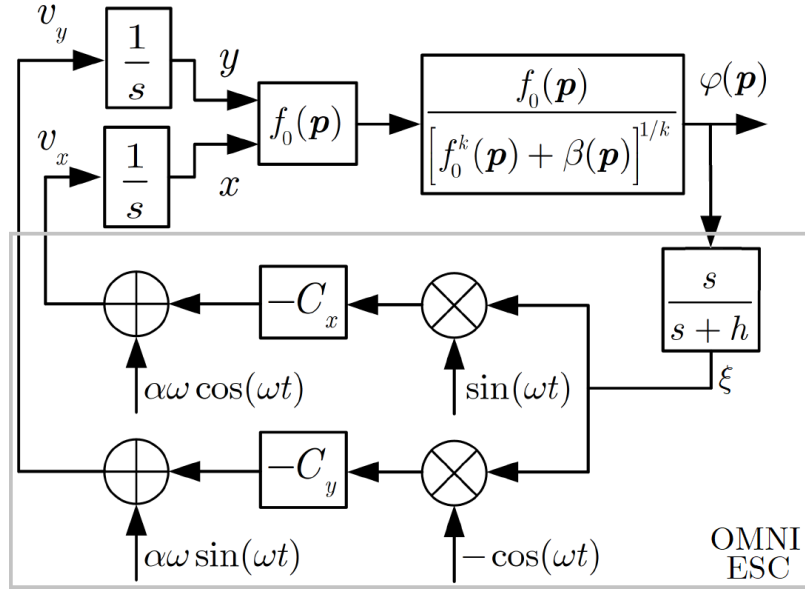


Figura 22: Busca de fonte com medida de potencial escalar em ambiente poluído com obstáculos circulares, considerando uma partícula acionada por velocidade
 Fonte: adaptado de (ANGÉLICO et al., 2021)

mostrou que o erro de estimativa da fonte converge para uma vizinhança da ordem de $\mathcal{O}(\alpha^2 + 1/\omega^2)$ em torno de zero, para escolhas razoáveis dos ganhos C_x, C_y . Como φ é polar, isso implica que $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{p}(t) \in \mathcal{N}^*$, uma pequena vizinhança de \mathbf{p}^* . Além disso, o erro de aproximação pode ser reduzido usando pequenas perturbações de alta frequência. Isso, entretanto, não garante que $\mathbf{p}(t) \in \mathcal{F}$ para todo $t \geq 0$, ou seja, que o agente não colida com obstáculos. Para mostrar que esse é o caso, deve-se demonstrar que ESC não apenas converge para o mínimo de φ , mas o faz seguindo de perto seu gradiente. Em outras palavras, é preciso mostrar que o ESC, de fato, aproxima a dinâmica em (2.32). O teorema a seguir (ANGÉLICO et al., 2021) caracteriza a trajetória $\mathbf{p}(t)$ e mostra que sob condições brandas, o agente se aproxima da fonte evitando obstáculos.

Teorema 2. *Considere o sistema dinâmico na Figura 22 e suponha que $C_x = C_y = C \ll h \ll \omega$ e $\alpha \ll 1$, isto é, que os ganhos da malha e a amplitude da perturbação são pequenos, enquanto a frequência de corte do PFA e a da perturbação são grandes. Então, existe um limite de segurança $\sigma = \mathcal{O}(\alpha C/\omega)$ tal que se o agente considerar obstáculos virtuais inflados por σ , ele navegará sem colisões para uma vizinhança de \mathbf{p}^* .*

A prova é apresentada em (ANGÉLICO et al., 2021).

4.3 Resultados

Inicialmente é feita uma validação do Teorema 2, utilizando uma partícula acionada por velocidade. Em seguida, os resultados são validados em robôs omnidirecionais (caso holonômico), sendo uma primeira validação no ambiente ROS+Gazebo com um robô de quatro rodas do tipo *mecanumwheel*, e uma validação prática com um robô de três rodas *omniwheel*. Nesse último caso, apesar de o robô real ter sido considerado, os sinais dos sensores de fonte e distância foram gerados artificialmente.

Por fim, validações com robôs do tipo monociclo com acionamento diferencial (caso não holonômico) são consideradas. São realizadas simulações em ambiente ROS+Gazebo e também uma validação como um robô real, mas considerando novamente que os sinais dos sensores são gerados artificialmente.

Em todos os casos, os obstáculos foram inflados aproximadamente pelo raio do robô, e o potencial da fonte foi modelado como:

$$f_0(\mathbf{p}) = q_x(x - x_s)^2 + q_y(y - y_s)^2. \quad (4.2)$$

4.3.1 Partícula atuada por velocidade

As primeiras simulações consideram uma partícula simples acionada por velocidade, ou seja, um único modelo integrador nas direções x e y . Para esse caso, os parâmetros do ESC foram escolhidos tais que $\omega = 40$ rad/s, $\alpha = 0,07$, $C_x = C_y = 10$ e $h = 20$, de acordo com o Teorema 2. O espaço de trabalho consiste em um ambiente circular com raio $r_{\mathcal{X}} = 3$ m e cinco obstáculos cilíndricos com raio 0,25 m, centrados nos pontos $(-1, 0; 0, 0)$, $(-0, 25; 1, 2)$, $(1, 0; 0, 7)$, $(1, 0; -1, 0)$, $(-0, 5; -1, 0)$, respectivamente. Para o potencial de origem, foi considerado $q_x = q_y = 1, 0$, e, para a função de navegação, foi definido $k = 6$. O ponto de partida do robô foi fixado no ponto $(0, 2; 2, 5)$. Os obstáculos foram inflados em 0,1 m.

O primeiro caso, apresentado na Figura 23, assume uma fonte estática localizada na posição $(0, 0)$. Para fins de apresentação, os conjuntos de níveis da NF exata e seu gradiente verdadeiro também são plotados. Como pode ser visto na Figura 23(a), a fonte foi encontrada pelo robô e o caminho resultante ficou muito próximo do gradiente verdadeiro. Na Figura 23(b) pode-se ver que a fonte foi alcançada em $t \approx 85$ s.

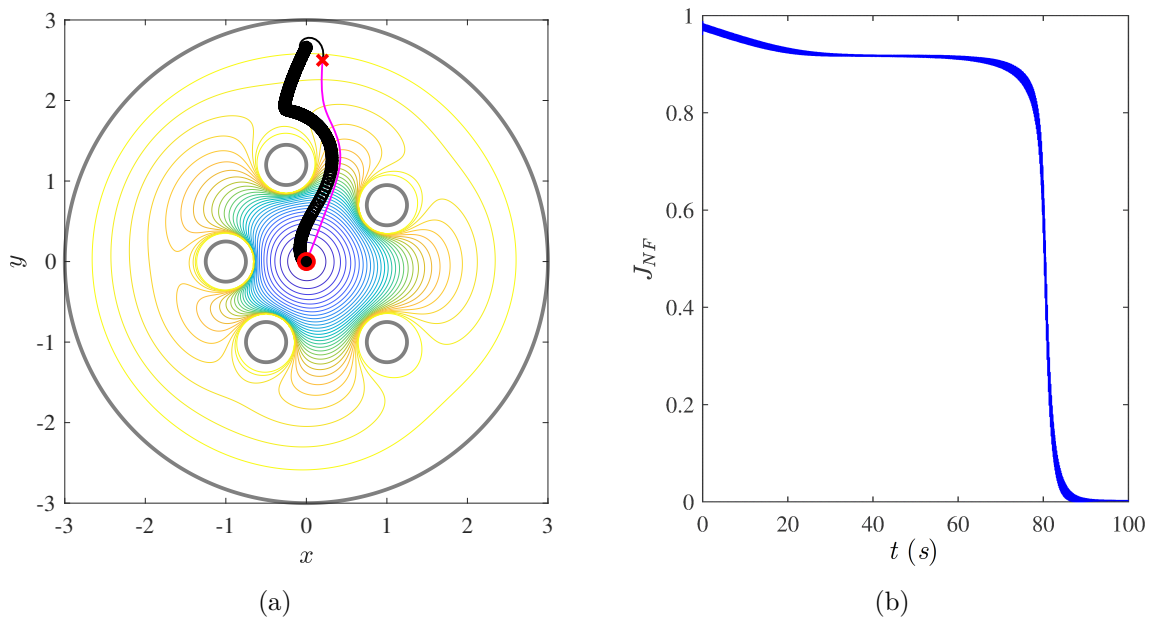


Figura 23: (a) Trajetória da partícula acionada por velocidade, com fonte estática. Os conjuntos de níveis da NF são plotados considerando que a posição da fonte é conhecida. A trajetória da partícula estimada pelo ESC está na cor preta, e o gradiente verdadeiro do NF está na cor magenta; o marcador “x” vermelho é o ponto de partida, e o “o” vermelho é o local da fonte. (b) Evolução da minimização da função custo, em que $J_{NF} = \varphi(\mathbf{p})$

A Figura 24 considera o caso de uma fonte móvel com variação lenta no tempo. A fonte inicia estática e, após 10 s, segue o caminho da linha vermelha tracejada com velocidade $v_l = 0,2$ [m/s]. A fonte para na posição $(-0,47; 0,38)$ e permanece lá até o final da simulação. Observe que a partícula encontra a fonte enquanto ela está se movendo, em aproximadamente 30 s, e a rastreia até a posição final.

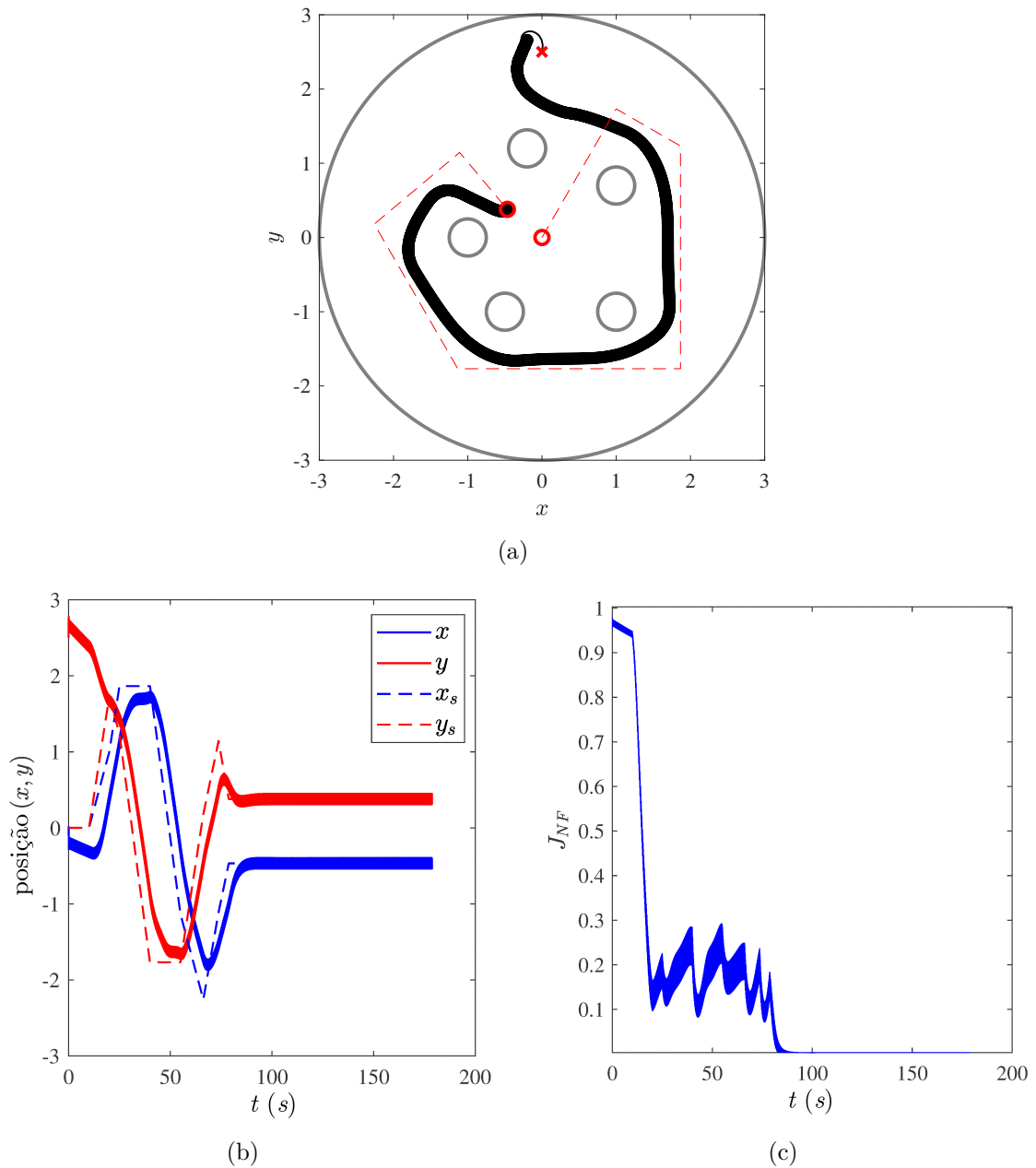


Figura 24: (a) Trajetória da partícula acionada por velocidade, considerando uma fonte móvel com velocidade $v_l = 0,2$ (m/s). A trajetória da partícula está na cor preta; o marcador “x” em vermelho indica a posição inicial da partícula, e os vermelhos “o” representam as posições inicial e final da fonte. (b) Evolução temporal das posições x e y da partícula. (c) Evolução da função custo no processo de minimização

4.3.2 Robô omnidirecional com quatro rodas *mecanumwheel*

Um conjunto de simulação mais realista também foi realizado considerando o robô Mecanum MPO-500, da Neobotix, que é um modelo comercial com quatro rodas do tipo *mecanumwheel*, conforme ilustrado na Figura 25. Ele é compatível com ROS (*Robot Operating System*) e possui um modelo realista de simulação no simulador Gazebo. As

Tabela 4: Parâmetros do robô MPO-500

Parâmetro	valor
Carga suportável	50 [kg]
Dimensões (comprimento \times largura \times altura)	986 \times 662 \times 409 [mm]
Max. velocidade linear (v_x and v_y)	0,8 [m/s]
Tempo de bateria	até 7 h ou até 3 km
Sensores	1 ou 2 <i>laser scanners</i> 2D

principais características desse robô são apresentadas na Tabela 4. Os códigos foram programados em Rospay, que é a linguagem Python para ROS.



Figura 25: Robô Neobotix, modelo MPO-500
Fonte: neobotix-robots.com

Como o robô é omnidirecional, o mesmo esquema considerado na Seção 4.3.1 foi aplicado diretamente a esse modelo. Os parâmetros ESC foram escolhidos de tal forma que $\omega = 1,7\pi$ rad/s, $\alpha = 0,12$, $h = 0,8\omega$ e $C_x = C_y = 50\omega$. Esses valores violam a suposição de ganho do Teorema 2. O ambiente considerado é circular, com raio $r_{\mathcal{X}} = 7$ m centrado em $(7,5; 7,0)$, e com cinco obstáculos cilíndricos, cada um representado como (x_{oi}, y_{oi}, r_i) , sendo $(4,5; 5,5; 0,35)$, $(6,5; 3,0; 0,7)$, $(6,5; 8,5; 0,7)$, $(10,5; 7,5; 0,35)$ e $(10,5; 3,5; 0,35)$. O ponto de partida do robô está em $(2,0; 5,5)$.

Duas simulações foram consideradas. Na primeira, todos os obstáculos são conhecidos previamente, e o fator da NF foi fixado em $k = 5$, enquanto no segundo, assumiu-se que nenhum dos obstáculos é conhecido *a priori*, k começa com valor unitário e aumenta em um sempre que um novo obstáculo é encontrado. O algoritmo ESC foi discretizado com uma frequência de amostragem igual a $\omega_s = 20\omega$. A amplitude máxima da velocidade linear foi fixada em 0,7 m/s.

As Figuras 26(a) e 26(b)¹ apresentam resultados quando todos os obstáculos são conhecidos. Observe que a trajetória média do robô praticamente coincide com o verdadeiro gradiente NF, e o robô encontra a fonte sem colidir com qualquer obstáculo.

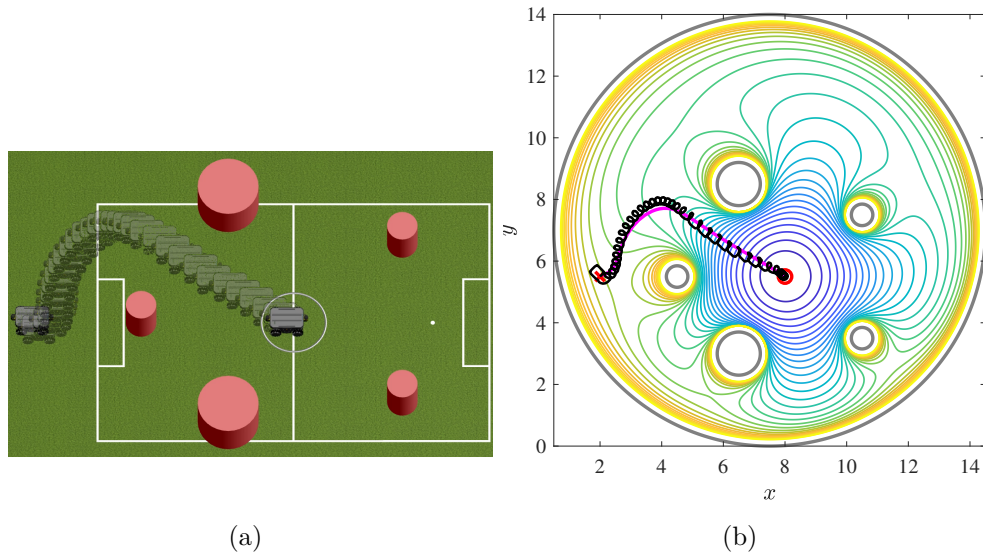


Figura 26: Resultados de simulação com o robô Neobotix MPO-500, assumindo que todos os obstáculos são previamente conhecidos. (a) Simulação no Gazebo, em que a fonte está localizada no meio-campo; (b) trajetória resultante na cor preta e gradiente exato da NF na cor magenta

O próximo e mais interessante resultado considera um ambiente completamente desconhecido. Inicialmente, $k = 1$, mas aumenta em um quando um novo obstáculo é encontrado. Assumiu-se que os obstáculos foram detectados quando o robô estava a 1,2 m de distância da borda dos obstáculos inflados. A Figura 27(a) mostra a trilha do robô no Gazebo, enquanto as Figuras 27(b) a 27(d) apresentam a trajetória nos conjuntos de níveis da NF. Mais uma vez, o robô foi capaz de encontrar a fonte e evitar todos os obstáculos no caminho. Outro ponto interessante é que a trajetória gerada coincide bem com os gradientes exatos das funções de navegação atualizadas a cada novo obstáculo detectado.

¹Nessas figuras, os dados salvos nos arquivos rosbag foram importados para o MATLAB e plotados sobre os conjuntos de níveis da função de navegação, que, por uma questão de representação, foram construídos considerando que a posição da fonte é conhecida. O mesmo procedimento foi considerado nas demais figuras de resultado deste capítulo.

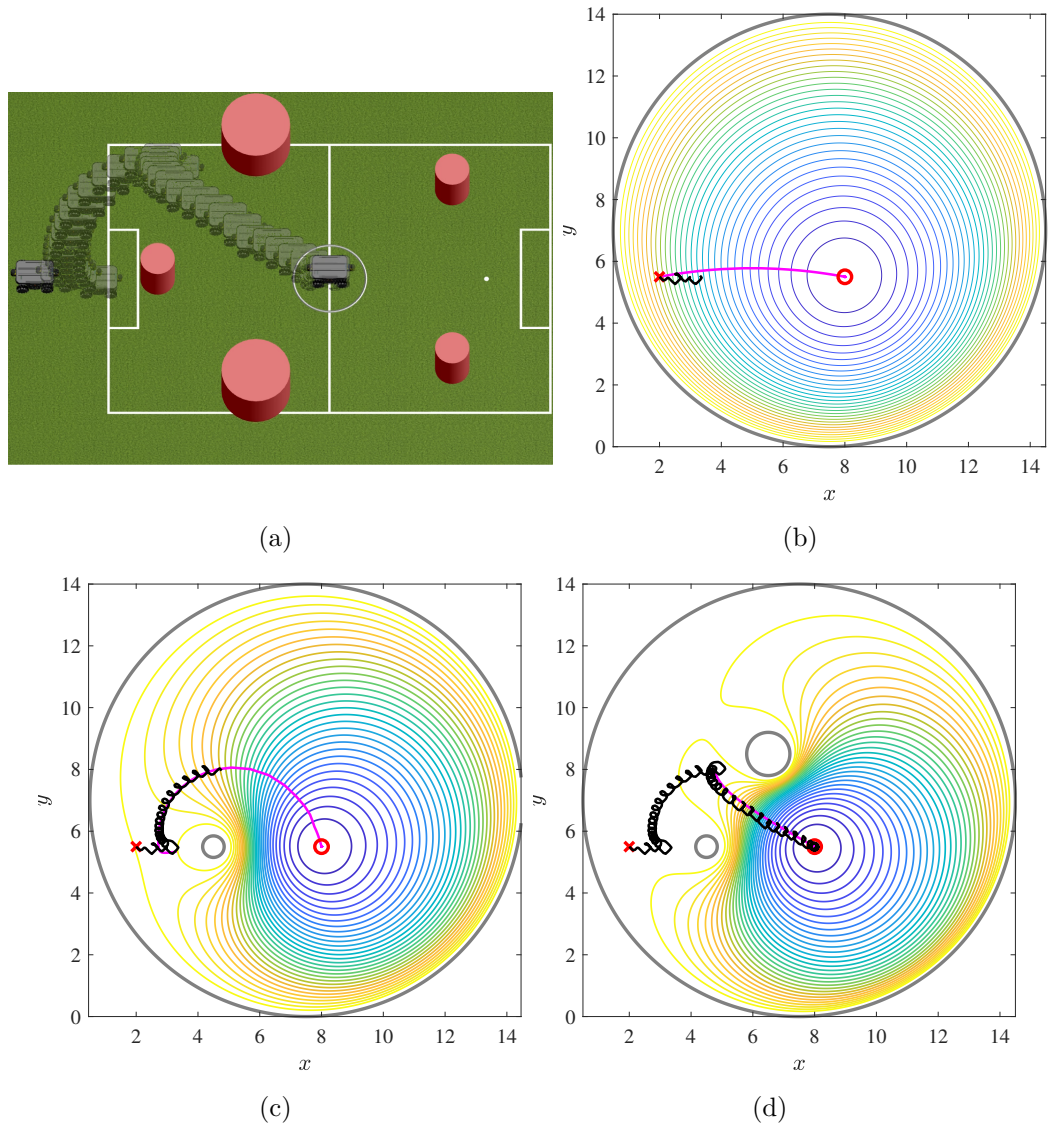


Figura 27: Resultados da simulação com o robô Neobotix MPO-500, assumindo obstáculos desconhecidos. (a) Simulação no Gazebo, com localização da fonte no meio-campo; (b)-(d) gráficos das trajetórias do robô imediatamente antes da detecção dos obstáculos e a trajetória final

4.3.3 Experimento: robô omnidirecional com três rodas *omniwheel*

O robô da Figura 28 foi construído para este experimento, usando o kit de desenvolvimento FRDM-K64F da NXP, equipado com um microcontrolador ARM Cortex M4. Ele é um robô omnidirecional, com três rodas omnidirecionais do tipo *omniwheel*. Possui três motores DC com tensão nominal de 12V, caixa de redução com relação 19:1 e encoder com resolução efetiva de 300 ppr por canal.

Os comandos são de velocidade na direção x , cujo eixo é fixado no sentido da frente do robô (placa LCA-000), e na direção y . Há um controle PI de velocidade para cada

Tabela 5: Parâmetros do robô omnidirecional com três rodas *omniwheel*

Parâmetro	valor
Raio da roda (R)	0,03 [m]
Distância do centro às rodas (L)	0,15 [m]
velocidade linear máxima (v_x e v_y)	0,6 [m]

motor que, por cinemática reversa, impõe a velocidade em cada roda, de acordo com v_x e v_y comandados. Seus principais parâmetros são mostrados na Tabela 5.

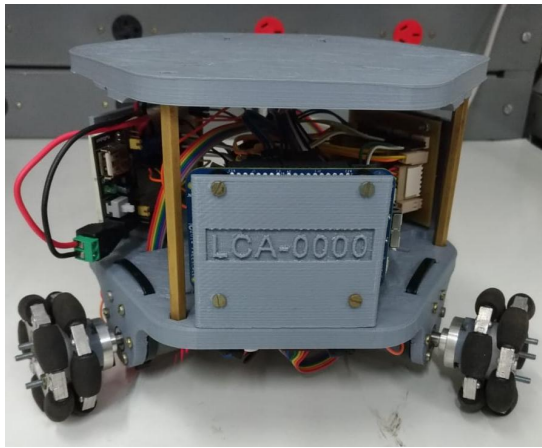


Figura 28: Robô omnidirecional com três rodas *omniwheel*
 Fonte: (ANGÉLICO et al., 2021)

Os comandos de velocidade v_x e v_y vêm do algoritmo ESC. O resultado prático é apresentado na Figura 29. Observe que, apesar de violar os pressupostos do Teorema 2, o robô consegue alcançar a fonte sem colisões com obstáculos.

Os parâmetros do ESC foram escolhidos de tal forma que $\omega = 2,5\pi$ rad/s, $\alpha = 0,15$, $C_x = C_y = 20$ e $h = \omega/2$. Tem-se um ambiente circular com raio de 2,2 m e cinco obstáculos redondos com raio de 0,13 m nos pontos $(1, 0; 0, 0)$, $(1, 5; 1, 0)$, $(1, 5; -1, 0)$, $(2, 5; 0, 75)$, $(2, 5; -0, 75)$, respectivamente. O experimento foi realizado com o robô real presente na Figura 28, mas as medidas do potencial da fonte foram geradas artificialmente, conforme a Equação (4.2), usando odometria. Como no último caso da subseção anterior, assume-se que o obstáculo é desconhecido. No entanto, como o robô ainda não possui sensor tipo radar ou lidar, há uma tabela com todas as posições dos obstáculos e assume-se que quando o robô se aproxima de um obstáculo, sua posição e curvatura são detectadas instantaneamente e, assim, a NF é atualizada. O algoritmo ESC foi discretizado com uma frequência de amostragem igual a $\omega_s = 10\omega$. As velocidades máximas de x e y foram limitadas a 0,6 m/s.

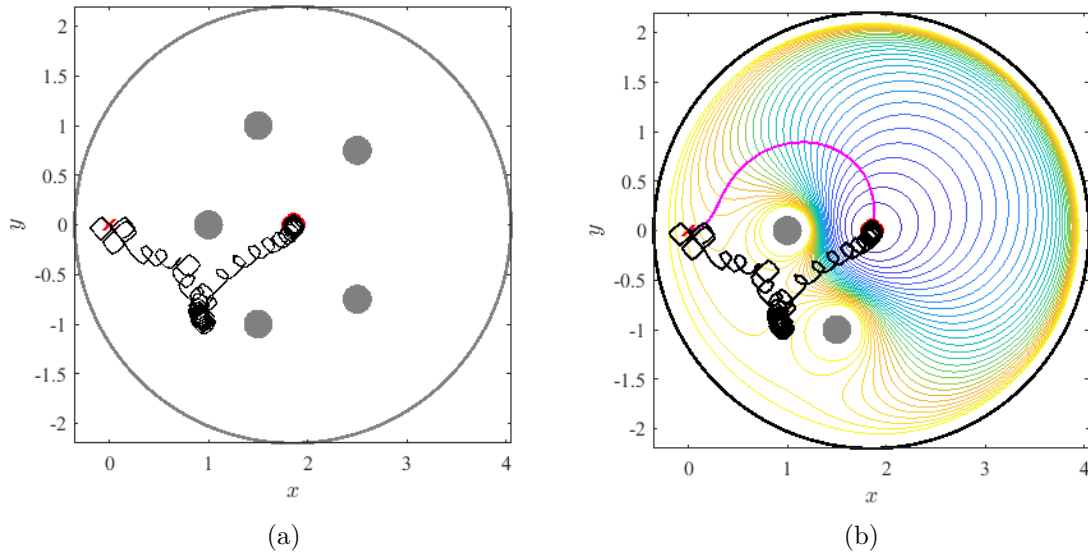


Figura 29: Resultados práticos. Em (a) é apresentada a trajetória do robô (em preto) considerando o cenário completo, enquanto (b) mostra a mesma trajetória com os obstáculos detectados pelo robô e as curvas de nível da função de navegação final estimada, com seu gradiente calculado (em magenta)

Fonte: (ANGÉLICO et al., 2021)

4.3.4 Robô monociclo

Considere agora a representação do robô não-holonômico da Figura 30.

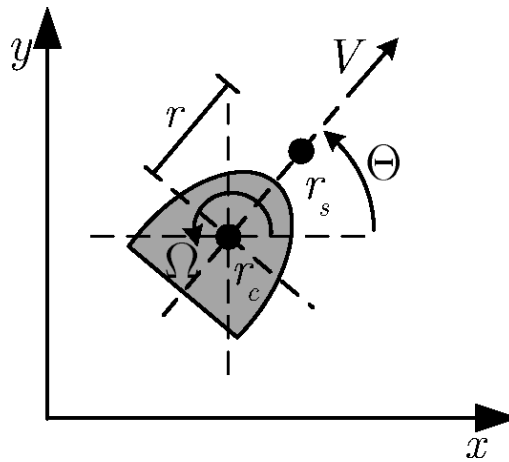


Figura 30: Esquema do robô monociclo

As equações de movimento para o centro do robô são

$$\begin{cases} \dot{x}_c = V \cos(\Omega t) \\ \dot{y}_c = V \sin(\Omega t) \end{cases} \quad (4.3)$$

em que $r_c = (x_c, y_c)^\top$. Pode-se perguntar se é possível considerar o esquema ESC da

Figura 22 para o robô não-holonômico. É bem conhecido que o modelo monociclo pode ser linearizado por realimentação considerando um ponto a uma distância r do centro do robô (OLFATI-SABER, 2002). A posição do sensor, $r_s = (x_s, y_s)^\top$, pode ser descrita como:

$$\begin{cases} x_s = x_c + r \cos(\Omega t) \\ y_s = y_c + r \sin(\Omega t) \end{cases}, \quad (4.4)$$

com a seguinte dinâmica

$$\begin{cases} \dot{x}_s = \dot{x}_c - \Omega r \sin(\Omega t) \\ \dot{y}_s = \dot{y}_c + \Omega r \cos(\Omega t) \end{cases}. \quad (4.5)$$

Ao substituir (4.3) em (4.5), resulta em:

$$\begin{bmatrix} v_{x_s} \\ v_{y_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\Omega t) & -\sin(\Omega t) \\ \sin(\Omega t) & \cos(\Omega t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \\ \Omega r \end{bmatrix}, \quad (4.6)$$

em que v_{x_s} e v_{y_s} são as entradas equivalentes para uma partícula omnidirecional com coordenadas $(x_s, y_s)^\top$. Assim, as seguintes relações são obtidas:

$$V = v_{x_s} \cos(\Omega t) + v_{y_s} \sin(\Omega t), \quad (4.7)$$

$$\Omega = \frac{1}{r} (-v_{x_s} \sin(\Omega t) + v_{y_s} \cos(\Omega t)). \quad (4.8)$$

Portanto, é possível ter uma velocidade desejada nas direções x e y de um ponto localizado a uma distância r do centro do robô, impondo V e Ω de acordo com (4.7) e (4.8). Em outras palavras, o ponto de deslocamento é reduzido a um único modelo integrador nas direções x e y . Com base nisso, o esquema da Figura 22 pode ser adaptado de acordo com a Figura 31.

Observe que (4.7) e (4.8) dependem da posição angular atual (Ωt) para obter V e Ω . Considerando o bloco OMNI ESC, a entrada de controle equivalente para o robô monociclo é dada substituindo (4.1) em (4.7) e (4.8), tal que

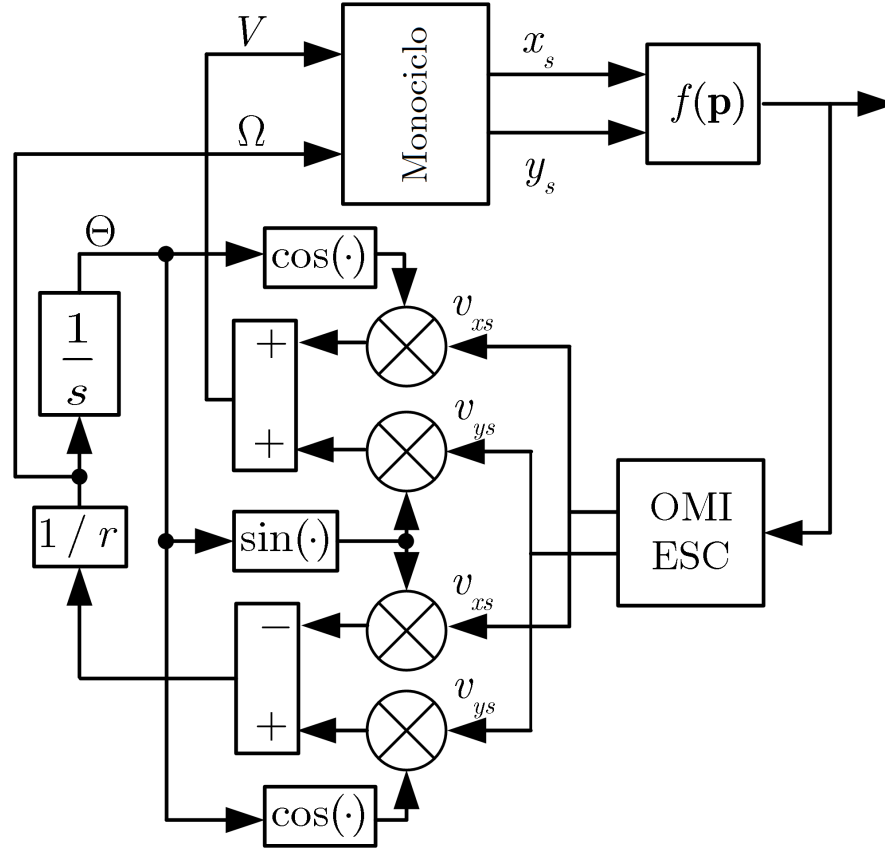


Figura 31: Busca de fonte com medição escalar de potencial em ambiente poluído com obstáculos redondos, considerando robôs não-holonômicos

$$\begin{aligned}
 V &= -\xi [C_x \sin(\omega t) \cos(\Omega t) - C_y \cos(\omega t) \sin(\Omega t)] \\
 &\quad + a\omega [\cos(\omega t) \cos(\Omega t) + \sin(\omega t) \sin(\Omega t)]
 \end{aligned} \tag{4.9}$$

$$\begin{aligned}
 \Omega &= \frac{1}{r} (\xi [C_x \sin(\omega t) \sin(\Omega t) + C_y \cos(\omega t) \cos(\Omega t)] , \\
 &\quad -a\omega [\cos(\omega t) \sin(\Omega t) - \sin(\omega t) \cos(\Omega t)]).
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

Com vistas a evitar *loop* algébrico, a posição angular atual foi obtida integrando a velocidade angular no intervalo $[0, t)$, conforme apresentado na Figura 31. A convergência desse esquema pode ser colocada como um Corolário do Teorema 2:

Corolário 1. *Considere o sistema da Figura 31. Sob as mesmas premissas do Teorema 2, existe uma proteção de segurança $\sigma = \mathcal{O}(\alpha C/\omega)$ tal que se o agente descrito por (4.3) considerar obstáculos virtuais inflados por σ , ele navegará sem colisões para uma vizinhança de \mathbf{p}^* .*

Demonstração. A prova vem da observação direta de que se as entradas de controle do robô não-holonômico são dadas por (4.7) e (4.8), então a trajetória de um ponto distante por r do centro do robô se comportará como um ponto holonômico, e então, o resultado do Teorema 2 vale. \square

Simulações em ROS+Gazebo com programação em Rospay e experimentos com um robô real foram considerados para validar a proposta.

4.3.4.1 Simulação com o robô monociclo

As simulações são realizadas com o robô MP-500 da Neobotix (Figura 32). É um robô de acionamento diferencial comercial, compatível com ROS e com modelo no Gazebo.



Figura 32: Robô Neobotix, MP-500
Fonte: neobotix-robots.com

Os principais parâmetros do robô MP-500 são apresentados na Tabela 6.

Tabela 6: Parâmetros do robô Neobotix MP-500

Parâmetro	valor
Dimensões (comprimento \times largura \times altura)	814 \times 592 \times 361 [mm]
Carga suportável	80 [Kg]
Velocidade máxima.	1,5 [m/s]
Aceleração máxima	2,5 [m/s ²]
Tempo de bateria	até 10 h ou até 8 km
Sensores	1 ou 2 <i>laser scanners</i> 2D

Foram considerados os mesmos cenários da Seção 4.3.3, assim como os parâmetros do ESC, exceto para os ganhos, definidos aqui como $C_x = C_y = 30\omega$. Assume-se que o sensor que mede o potencial da fonte está localizado a uma distância $r = 0,1$ m do eixo de rotação do robô. A velocidade de avanço do robô foi limitada a 0,7 m, enquanto a velocidade angular foi limitada a $\omega = 1,7\pi$ rad/s.

A Figura 33 apresenta o resultado para o caso em que todos os obstáculos são previamente conhecidos e o fator da NF é fixado em $k = 5$. Pode-se ver que o robô conseguiu chegar à fonte e evitou todos os obstáculos, sem colisões. A trajetória média do robô está próxima do gradiente da função de navegação.

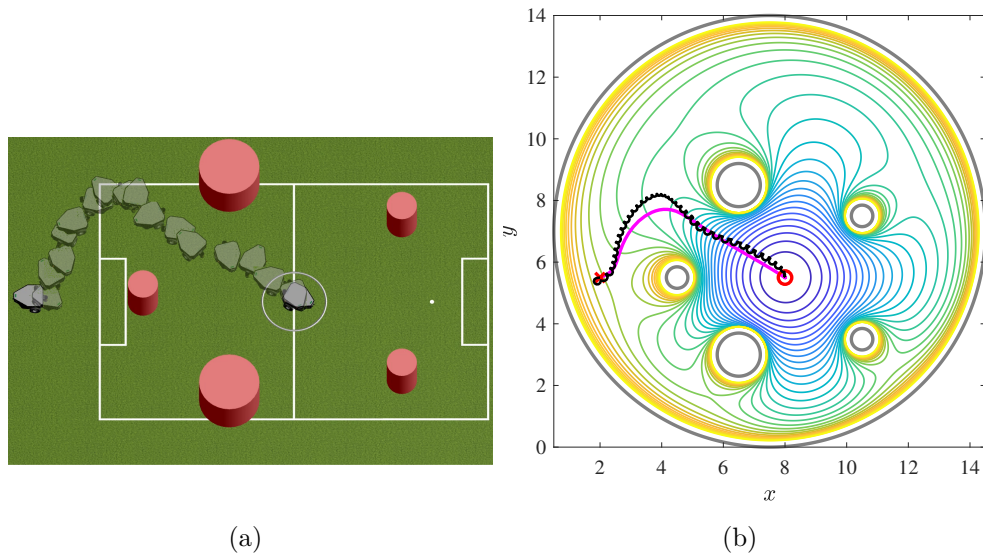


Figura 33: Resultados de simulação com o robô Neobotix MP-500, considerando que todos os obstáculos são previamente conhecidos. (a) Simulação no Gazebo, com fonte localizada no meio-campo; (b) trajetória resultante na cor preta e gradiente exato da NF na cor magenta

A Figura 34 mostra o caso em que as posições dos obstáculos não são conhecidas *a priori*. Inicialmente, $k = 1$ e vai aumentando, com passo unitário, à medida que novos obstáculos são detectados e a NF é atualizada. Novamente, a fonte foi alcançada pelo robô sem ocorrência de colisões com obstáculos presentes na área de trabalho definida. A estratégia de atualizar a função de navegação com novos obstáculos também funcionou bem para esse caso.

É possível concluir que o esquema da Figura 31 é uma extensão válida para o modelo não-holonômico, pois o robô foi capaz de encontrar a fonte navegando sem colisões, mesmo no caso em que os obstáculos não eram previamente conhecidos e a NF era atualizada *online*.

Observe que, em ambos os modelos de robô, mesmo violando a suposição $C_x, C_y \ll h$ do Teorema 2, o esquema proposto funcionou com sucesso. Valores elevados foram fixados para os ganhos das malhas do controle por busca extremal devido à normalização de potencial imposta pela função de navegação. Além disso, vale ressaltar que a velocidade máxima do robô foi limitada em ambos os modelos.

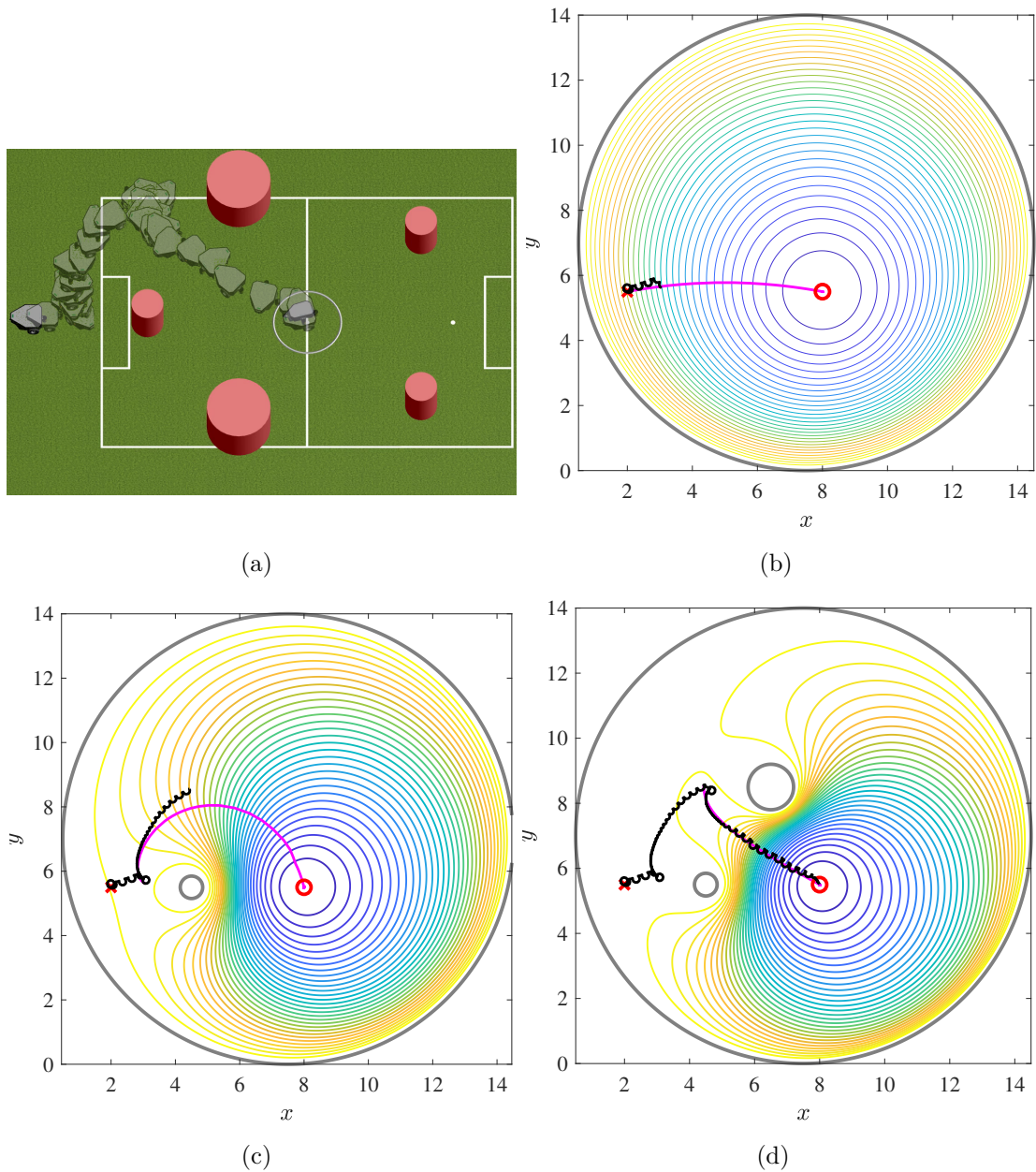


Figura 34: Resultados da simulação com o Neobotix MP-500, assumindo que as posições dos obstáculos são desconhecidas. (a) Simulação no Gazebo com localização da fonte fixada no meio-campo; (b)-(d) gráficos da trajetória do robô imediatamente antes da detecção dos obstáculos e a trajetória final (cor preta), juntamente com os gradientes reais das funções de navegação atualizadas *online* (cor magenta)

4.3.5 Experimento: robô *Scarab*

Dois experimentos foram conduzidos usando a plataforma *Scarab* desenvolvida na Universidade da Pensilvânia (Figura 35) (MICHAEL; FINK; KUMAR, 2008). É um robô de acionamento diferencial com 250 mm de diâmetro, equipado com uma câmera ASUS Xtion Pro Live e um sensor Hokuyo UTM-30LX para localização e mapeamento baseado em laser. O *Scarab* carrega um poderoso computador de bordo com processador hexa core

i7 e 32 GB de RAM e roda ROS.

Nessa abordagem, para construir o potencial da fonte artificial em (4.2), foi utilizado o sistema de captura de movimento *Vicon*. No entanto, a informação de posição angular necessária para as transformações de velocidades em (4.10), foi obtida integrando a velocidade angular do robô, conforme apresentado na Figura 31.

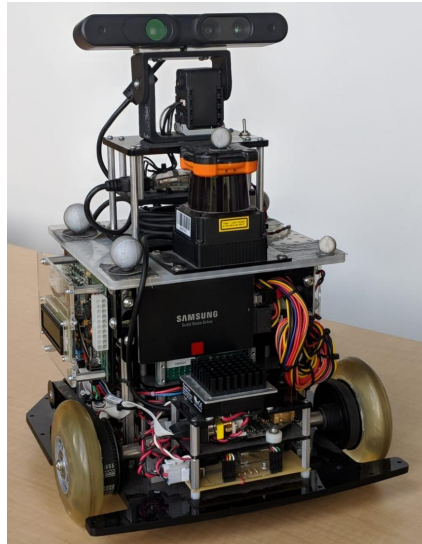


Figura 35: Robô *Scarab*

Os parâmetros ESC foram escolhidos de forma que $\omega = 1,5\pi$ rad/s, $\alpha = 0,12$, $h = 0,8\omega$ e $C_x = C_y = 20\omega$. A área de trabalho foi construída com raio $r_{\mathcal{X}} = 3$ m, centrada no ponto $(2,5; 0,0)$, local considerado como o da fonte a ser procurada. Há cinco obstáculos cilíndricos idênticos no cenário, com raio igual a 0,09 m, localizados em $(1,0; 0,0)$, $(2,0; 1,1)$, $(2,0; -1,1)$, $(4,0; 0,75)$ e $(4,0; -0,75)$. A posição inicial do robô está em $(0,0; 0,0)$.

Novamente, dois casos distintos foram considerados: no primeiro, assume-se que todos os obstáculos são previamente conhecidos e, no segundo, os obstáculos são todos desconhecidos *a priori*. Apesar do experimento ser com o robô real, os sinais dos sensores que medem o potencial da fonte e a distância dos obstáculos foram gerados artificialmente via software.

Nos resultados apresentados na Figura 36, assume-se que todos os obstáculos são conhecidos. O parâmetro da função de navegação foi fixado em $k = 5$. A busca da fonte foi realizada com sucesso, sem esbarrar em qualquer obstáculo presente no caminho do robô até a fonte. Note que a trajetória média do robô obtida pelo algoritmo ESC seguiu muito bem o gradiente verdadeiro da função de navegação.

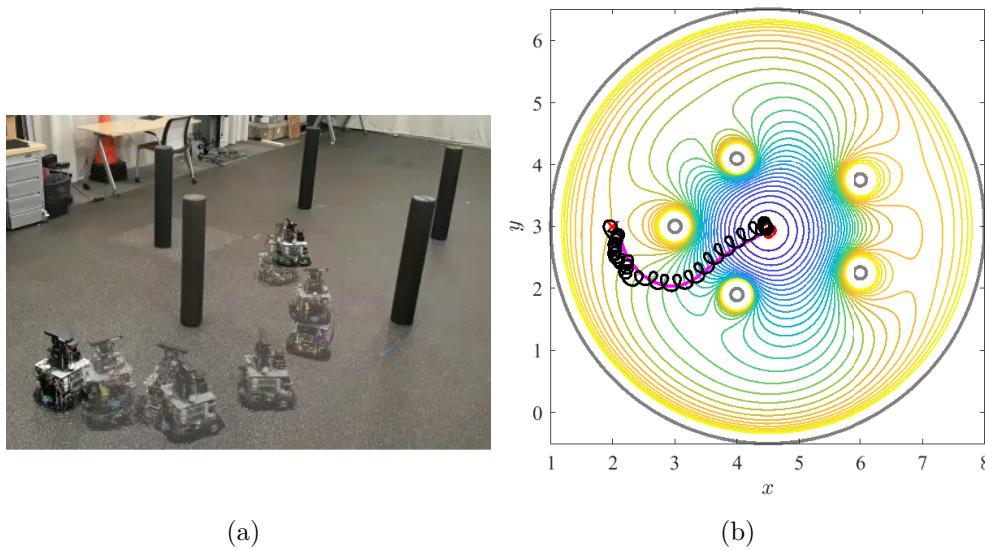


Figura 36: Experimento com o robô *Scarab*, supondo todos os obstáculos previamente conhecidos. (a) Instantâneos de um videoclipe do experimento; (b) gráfico da trajetória do robô (cor preta) e gradiente exato da NF (cor magenta)

A Figura 37 apresenta os resultados considerando que os obstáculos são desconhecidos *a priori*. Nesse caso, a posição e a curvatura de cada obstáculo foram assumidas detectadas quando o robô estava a 0,5 m da borda dos obstáculos inflados. Como pode ser visto, todos os obstáculos no caminho para a fonte foram evitados, e a missão de encontrar a fonte foi cumprida.

Em todos os casos a busca na fonte foi concluída com sucesso, sem que houvesse colisão com obstáculos. Em especial, quando os obstáculos eram previamente conhecidos, a trajetória do robô seguia muito bem o verdadeiro gradiente da função de navegação, mesmo com violação da condição de ganho do Teorema 2.

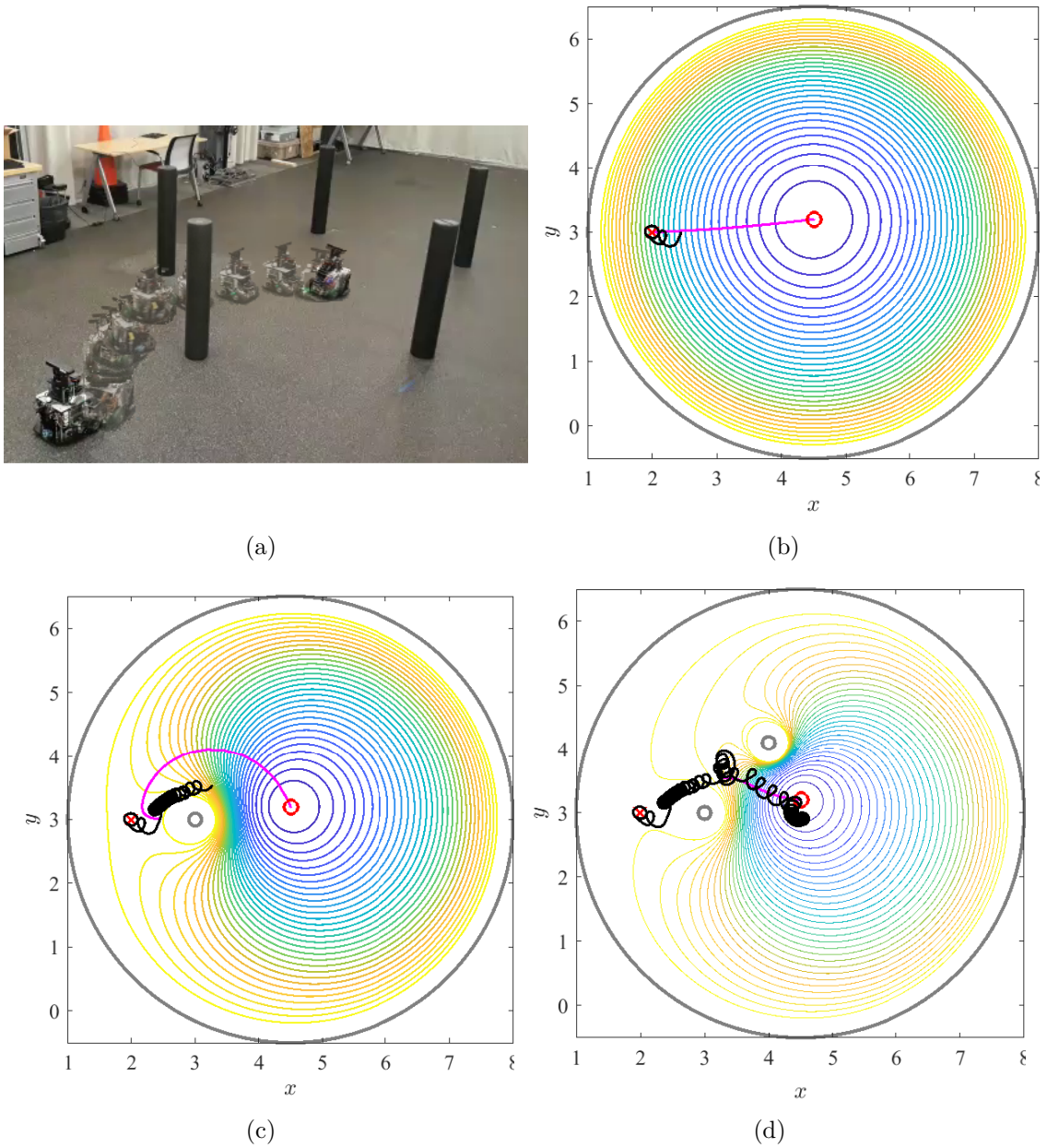


Figura 37: Experimento com o robô *Scarab*, assumindo que os obstáculos são todos desconhecidos. (a) Instantâneos de um videoclipe do experimento; (b)-(d) gráfico da trajetória do robô logo antes da detecção dos obstáculos, e a trajetória final. A trajetória gerada pelo ESC está na cor preta e os gradientes exatos das NFs atualizadas a cada novo obstáculo estão na cor magenta

5 CONCLUSÕES E POTENCIAIS DESDOBRAMENTOS

Apresentou-se nesta tese a aplicação de controladores livres de modelos em sistemas mecatrônicos, abordando aspectos de estabilização, rastreamento de trajetória e navegação robótica em ambientes poluídos com obstáculos. Os artigos relacionados com os resultados aqui apresentados são (NEVES; ANGÉLICO, 2022) e (ANGÉLICO et al., 2021). Basicamente, duas estratégias são consideradas. Na primeira, o controlador baseado em modelo ultra local e em estimadores algébricos é aplicado para estabilizar um pêndulo invertido com roda de reação e estabilizar e rastrear a trajetória de um helicóptero de bancada com dois graus de liberdade, ambos construídos no Laboratório de Controle Aplicado da Escola Politécnica da USP. Além disso, uma aplicação na malha interna do controle de cruzeiro adaptativo é mostrada, mas com validações em simulação. Na segunda abordagem, o controle de busca extremal é aplicado, em conjunto com funções de navegação, para resolver o problema de busca de fonte em ambientes com obstáculos arredondados.

No Capítulo 2 são apresentados os fundamentos teóricos das técnicas de controle sem modelo consideradas. Para o controlador MFC-AE-UL, discursou-se sobre modelos ultra locais e estimadores algébricos. Sobre busca de fonte, uma prova simples de convergência do ESC para otimização estática convexa foi mostrada. Adicionalmente, a teoria sobre potencias artificiais de Rimon-Koditschek, mais especificamente, funções de navegação, foi rapidamente apresentada.

O Capítulo 3 aborda aplicações do controle sem modelo baseado em estimadores algébricos e modelo ultra local. Na aplicação no pêndulo invertido com roda de reação, um modelo ultra local modificado foi proposto incluindo a velocidade da roda. Resultados de simulação e práticos mostraram a efetividade da proposta em estabilizar o sistema, evitando a saturação da roda de reação. Já para o helicóptero 2 DOF, o qual é um sistema com duas entradas e duas saídas, foi considerado um esquema desacoplado com um modelo ultra local para cada par entrada-saída. Novamente, resultados experimentais validaram a proposta. Por fim, neste mesmo capítulo, uma aplicação do MFC-AE-UL

na malha interna do ACC foi realizada, com validação em simulador veicular realista. O controlador foi capaz de se adaptar a várias situações de troca de marcha, rotação do motor e inclinação da pista. Conclui-se, portanto, que o MFC-AE-UL é uma estratégia viável para controle sem modelo de sistemas mecatrônicos.

A busca de fonte com desvio de obstáculos é apresentada no Capítulo 4. Considerou-se, para tal, o esquema ESC em conjunto com NF. O potencial medido da fonte e os obstáculos detectados foram atualizados *online* na função de navegação, que, por sua vez, foi utilizada como função objetivo do controle por busca extremal, a fim de atingir uma vizinhança da fonte de potencial. Simulações e resultados práticos (mas com potenciais artificialmente gerados e obstáculos artificialmente detectados) foram considerados. Dois aspectos se destacam neste capítulo: (i) além de encontrar fontes fixas, o esquema proposto é capaz de rastrear fontes móveis em ambientes circulares com obstáculos arredondados; (ii) resultados de simulação e práticos evidenciaram que, mesmo quando obstáculos são desconhecidos, a solução é eficaz.

Sobre potenciais desdobramentos desta pesquisa, alguns pontos são listados:

- Prova de estabilidade do controle MFC-AE-UL: até onde o autor tem conhecimento, não há uma prova de estabilidade para este controlador. Um possível caminho é o emprego de teoria de controle adaptativo para se chegar em tal prova.
- Estimção conjunta de α e ϕ : como visto, a estimção de ϕ depende de uma escolha inicial de α . Caso não se tenha conhecimento algum sobre o comportamento do sistema, a busca por um valor de α aceitável pode ser exaustiva. Portanto, parece ter espaço para contribuições nessa linha de pesquisa.
- Adicionar robustez ao MFC-AE-UL: testes iniciais, não documentados nesta tese, indicam que o controle por modos deslizantes pode trazer robustez ao MFC-AE-UL, assumindo que se tenha um limite superior para o erro de estimção dos parâmetros do modelo ultra local. Investigações nesta linha parecem promissoras.
- Uma continuação imediata, que está nos planos do autor, consiste em considerar o experimento completo para o problema de busca de fonte com desvio de obstáculos, instrumentando um robô com sensor para medir o potencial de uma fonte real, e com sensor laser para detecção de obstáculos.
- Estender o resultado de busca de fonte segura para obstáculos não arredondados.

- Formalizar a atualização *online* da função de navegação. Sabe-se que para k suficientemente grande, a NF é polar, ou seja, admite um único mínimo, independentemente da quantidade de obstáculos na área de trabalho. No entanto, se k for muito grande, a variação local do potencial artificial é pequena, o que inviabiliza a aplicação prática de algoritmos baseados em gradiente. Pode-se setorizar o ambiente de trabalho, atualizar a NF a cada novo obstáculo e esquecer obstáculos menos recentes. Assim, o valor de k não precisará ser tão grande para que a NF seja polar.

REFERÊNCIAS

- AHN, H.-S.; CHEN, Y.; MOORE, K. L. Iterative learning control: Brief survey and categorization. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, v. 37, n. 6, p. 1099–1121, 2007.
- AMES, A. D. et al. Control barrier functions: Theory and applications. In: **2019 18th European Control Conference (ECC)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 3420–3431.
- AMES, A. D.; GALLOWAY, K.; SREENATH, K.; GRIZZLE, J. W. Rapidly exponentially stabilizing control lyapunov functions and hybrid zero dynamics. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 59, n. 4, p. 876–891, 2014.
- AMES, A. D.; XU, X.; GRIZZLE, J. W.; TABUADA, P. Control barrier function based quadratic programs for safety critical systems. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 62, n. 8, p. 3861–3876, 2017.
- ANGÉLICO, B. A.; CHAMON, L. F.; PATERNAIN, S.; RIBEIRO, A.; PAPPAS, G. J. Source seeking in unknown environments with convex obstacles. In: **2021 American Control Conference (ACC)**. [S.l.: s.n.], 2021. p. 5055–5061.
- ARIMOTO, S.; KAWAMURA, S.; MIYAZAKI, F. Bettering operation of robots by learning. **Journal of Robotic Systems**, v. 1, n. 2, p. 123–140, 1984. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/rob.4620010203>.
- ARIYUR, K. B.; KRSTIC, M. **Real Time Optimization by Extremum Seeking Control**. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, 2003. ISBN 0471468592.
- ATANASOV J. LE NY, N. M. N.; PAPPAS, G. J. Stochastic source seeking in complex environments. In: **2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 3013–3018. ISSN 1050-4729.
- AZUMA, S. I.; SAKAR, M. S.; PAPPAS, G. J. Stochastic source seeking by mobile robots. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 57, n. 9, p. 2308–2321, 2012. ISSN 00189286.
- BARBOSA, F. S.; NEVES, G. P. das; ANGÉLICO, B. A. Discrete LQG/LTR control augmented by integrators applied to a 2-DOF helicopter. In: **2016 IEEE Conference on Control Applications (CCA)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1238–1243.
- BLOCK, D.; ÅSTRÖM, K.; SPONG, M. The reaction wheel pendulum. **Synthesis Lectures on Controls and Mechatronics**, v. 1, p. 1–105, 01 2007.
- BRISTOW, D.; THARAYIL, M.; ALLEYNE, A. A survey of iterative learning control. **IEEE Control Systems Magazine**, v. 26, n. 3, p. 96–114, 2006.

- BRUNTON, S.; KUTZ, J. **Data-Driven Science and Engineering: Machine Learning, Dynamical Systems, and Control**. 1. ed. United Kingdom: Cambridge University Press, 2019. 492 p. ISBN 9781108422093.
- BU, X.; QIAO, Y.; HOU, Z.; YANG, J. Model free adaptive control for a class of nonlinear systems using quantized information. **Asian Journal of Control**, v. 20, n. 2, p. 962–968, 2018. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asjc.1610>.
- CALLI, B.; CAARLS, W.; WISSE, M.; JONKER, P. P. Active vision via extremum seeking for robots in unstructured environments: Applications in object recognition and manipulation. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, v. 15, n. 4, p. 1810–1822, Oct 2018. ISSN 1558-3783.
- CHAND, A. N.; KAWANISHI, M.; NARIKIYO, T. Non-linear model-free control of flapping wing flying robot using iPID. In: **2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 2930–2937.
- CHEKAKTA, Z.; ZERIKAT, M.; BOUZID, Y.; ABDERRAHIM, M. Model-free control applied for position control of quadrotor using ros. In: **2019 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1260–1265.
- COCHRAN, J.; KRSTIC, M. Nonholonomic source seeking with tuning of angular velocity. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 54, n. 4, p. 717–731, 2009. ISSN 00189286.
- DEAN, S.; MANIA, H.; MATNI, N.; RECHT, B.; TU, S. On the sample complexity of the linear quadratic regulator. **Foundations of Computational Mathematics**, v. 20, n. 4, p. 633–679, 2020.
- DÜRR, H.-B.; STANKOVIĆ, M. S.; DIMAROGONAS, D. V.; EBENBAUER, C.; JOHANSSON, K. H. Obstacle avoidance for an extremum seeking system using a navigation function. In: . [S.l.: s.n.], 2013. p. 4062–4067.
- FILIPPIDIS, I. F.; KYRIAKOPOULOS, K. J. Navigation functions for everywhere partially sufficiently curved worlds. In: **2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 2115–2120. ISSN 1050-4729.
- FLIES, M.; JOIN, C. Model-free control and intelligent pid controllers: Towards a possible trivialization of nonlinear control? **IFAC Proceedings Volumes**, v. 42, n. 10, p. 1531 – 1550, 2009. ISSN 1474-6670. 15th IFAC Symposium on System Identification. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S147466701638870X>.
- FLIESS, M.; JOIN, C. Intelligent PID controllers. In: **2008 16th Mediterranean Conference on Control and Automation**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 326–331.
- FLIESS, M.; JOIN, C. Model-free control. **International Journal of Control**, Taylor & Francis, v. 86, n. 12, p. 2228–2252, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00207179.2013.810345>.
- FLIESS, M.; SIRA-RAMÍREZ, H. An algebraic framework for linear identification. **ESAIM: COCV**, v. 9, p. 151–168, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1051/cocv:2003008>.

- FREEMAN, R. A.; KOKOTOVIC, P. V. Inverse optimality in robust stabilization. **SIAM Journal on Control and Optimization**, v. 34, n. 4, p. 1365–1391, 1996.
- GHODS, N.; KRSTIC, M. Speed regulation in steering-based source seeking. **Automatica**, v. 46, n. 2, p. 452–459, 2010. ISSN 00051098.
- GILLESPIE, T. D. **Fundamentals of Vehicle Dynamics**. PA: Society of Automotive Engineers, Inc., 1992.
- HILDRETH, C. A quadratic programming procedure. **Naval Research Logistics Quarterly**, v. 4, n. 1, p. 79–85, 1957.
- HOU, Z.; JIN, S. Data-driven model-free adaptive control for a class of mimo nonlinear discrete-time systems. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 22, n. 12, p. 2173–2188, 2011.
- HOU, Z.; JIN, S. **Model Free Adaptive Control: Theory and Applications**. 1. ed. Boca Raton: CRC Press, 2014. 399 p.
- HOU, Z.; XIONG, S. On model-free adaptive control and its stability analysis. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 64, n. 11, p. 4555–4569, 2019.
- IOANNOU, P. A.; CHIEN, C. C. Autonomous intelligent cruise control. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 42, n. 4, p. 657–672, 1993.
- JEONG, G.-M.; CHOI, C.-H. Iterative learning control with advanced output data. **Asian Journal of Control**, v. 4, n. 1, p. 30–37, 2002. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1934-6093.2002.tb00330.x>.
- KHALIL, H. K. **Nonlinear systems**. 3rd. ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 2001.
- KILLINGSWORTH, N. J.; KRSTIC, M. PID tuning using extremum seeking: online, model-free performance optimization. **IEEE Control Systems Magazine**, v. 26, n. 1, p. 70–79, 2006.
- KODITSCHKEK, D. E. Strict global lyapunov functions for mechanical systems. In: **1988 American Control Conference**. [S.l.: s.n.], 1988. p. 1770–1775.
- KODITSCHKEK, D. E.; RIMON, E. Robot navigation functions on manifolds with boundary. **Adv. Appl. Math.**, v. 11, n. 4, p. 412–442, dec 1990. ISSN 0196-8858.
- KOROPOULI, V.; GUSRIALDI, A.; HIRCHE, S.; LEE, D. An extremum-seeking control approach for constrained robotic motion tasks. **Control Engineering Practice**, v. 52, p. 1 – 14, 2016. ISSN 0967-0661.
- KRSTIĆ, M.; WANG, H. H. Stability of extremum seeking feedback for general nonlinear dynamic systems. **Automatica**, v. 36, n. 4, p. 595–601, 2000. ISSN 00051098.
- KUMAR, S. et al. Extremum seeking control for model-free auto-tuning of powered prosthetic legs. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, v. 28, n. 6, p. 2120–2135, 2020.
- LEBLANC, M. “Sur l’electri”cation des chemins de fer au moyen de courants alternatifs de frequence elevee. **Revue Generale de l’Electricite**, 1922.

- LEISSNER, P.; GUNNARSSON, S.; NORRLÖF, M. Some controllability aspects for iterative learning control. **Asian Journal of Control**, v. 21, n. 3, p. 1057–1063, 2019. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asjc.1790>.
- LI, H.; WANG, Y.; PANG, M. Disturbance compensation based model-free adaptive tracking control for nonlinear systems with unknown disturbance. **Asian Journal of Control**, 2019. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asjc.2230>.
- LONGMAN, R. W. Iterative learning control and repetitive control for engineering practice. **International Journal of Control**, Taylor & Francis, v. 73, n. 10, p. 930–954, 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/002071700405905>.
- MATHWORKS. **MATLAB and Simulink Racing Lounge: Vehicle Modeling** (<https://github.com/mathworks/vehicle-modeling/releases/tag/v4.1.1>), **GitHub**. 2021. Retrieved November 23, 2021.
- MBOUP, M.; JOIN, C.; FLIESS, M. Numerical differentiation with annihilators in noisy environment. **Numerical Algorithms**, v. 50, n. 4, p. 439–467, Apr 2009. ISSN 1572-9265. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11075-008-9236-1>.
- MICHAEL, N.; FINK, J.; KUMAR, V. Experimental testbed for large multirobot teams. **IEEE Robotics & Automation Magazine**, v. 15, n. 1, p. 53–61, 2008.
- MOON, S.; MOON, I.; YI, K. Design, tuning, and evaluation of a full-range adaptive cruise control system with collision avoidance. **Control Engineering Practice**, v. 17, n. 4, p. 442–455, 2009.
- MORAES, M. S.; da SILVA, P. S. P. Model-free control of magnetic levitation systems through algebraic derivative estimation. In: **2015 23rd ABCM International Congress of Mechanical Engineering**. [S.l.: s.n.], 2015.
- NAUS, G. J. L.; PLOEG, J.; MOLENGRAFT, M. J. G.; HEEMELS, W. P. M. H.; STEINBUCH, M. Design and implementation of parameterized adaptive cruise control: An explicit model predictive control approach. **Control Engineering Practice**, v. 18, n. 8, p. 882–892, 2010.
- NEVES, G. P. das; ANGÉLICO, B. A. Model-free control of mechatronic systems based on algebraic estimation. **Asian Journal of Control**, v. 24, n. 4, p. 1575–1584, 2022.
- OLFATI-SABER, R. Near-identity diffeomorphisms and exponential ϵ -tracking and ϵ -stabilization of first-order nonholonomic $se(2)$ vehicles. In: **Proceedings of the 2002 American Control Conference (IEEE Cat. No.CH37301)**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 6, p. 4690–4695 vol.6.
- PATERNAIN, S.; KODITSCHKE, D. E.; RIBEIRO, A. Navigation Functions for Convex Potentials in a Space With Convex Obstacles. **IEEE Transactions on Automatic Control**, IEEE, v. 63, n. 9, p. 2944–2959, 2018. ISSN 15582523.
- PATERNAIN, S.; RIBEIRO, A. Stochastic artificial potentials for online safe navigation. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 65, n. 5, p. 1985–2000, 2020.

PAZ, P.; OLIVEIRA, T. R.; PINO, A. V.; FONTANA, A. P. Model-free neuromuscular electrical stimulation by stochastic extremum seeking. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, v. 28, n. 1, p. 238–253, 2020.

POLACK, P.; DELPRAT, S.; NOVEL, B. d'Andréa. Brake and velocity model-free control on an actual vehicle. **Control Engineering Practice**, v. 92, p. 104072, 2019. ISSN 0967-0661.

RAMIREZ-LLANOS, E.; MARTINEZ, S. Stochastic Source Seeking for Mobile Robots in Obstacle Environments via the SPSA Method. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 64, n. 4, p. 1732–1739, 2019. ISSN 00189286.

RIMON, E.; KODITSCHKEK, D. E. Exact robot navigation using artificial potential functions. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, v. 8, n. 5, p. 501–518, Oct 1992. ISSN 1042-296X.

RODRIGUEZ-FORTUN, J. M.; ROTELLA, F.; ALFONSO, J.; CARRILLO, F. J.; ORÚS, J. Model-free control of a 3-dof piezoelectric nanopositioning platform. In: **2013 52nd IEEE Conference on Decision and Control**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 342–347.

SCHEINKER, A.; KRSTIC, M. **Model-Free Stabilization by Extremum Seeking**. Cham, Switzerland: Springer, 2017. ISBN 9783319507897.

SILVEIRA, R. D.; NEVES, G. P. das; SILVA, S. A. O. da; ANGÉLICO, B. A. An enhanced mppt algorithm based on adaptive extremum-seeking control applied to photovoltaic systems operating under partial shading. **IET Renewable Power Generation**, v. 15, n. 6, p. 1227–1239, 2021. Disponível em: <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/rpg2.12102>.

TAN, Q.; DIVEKAR, P.; TAN, Y.; CHEN, X.; ZHENG, M. Pressure sensor data-driven optimization of combustion phase in a diesel engine. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, p. 1–1, 2020. ISSN 1941-014X.

TAN, Y.; MOASE, W. H.; MANZIE, C.; NESIĆ, D.; MAREELS, I. M. Y. Extremum seeking from 1922 to 2010. In: **Proceedings of the 29th Chinese Control Conference**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 14–26. ISSN 1934-1768.

TEHRANI, R. D.; SHABANI, F. Performance improvement of fuel cells using perturbation-based extremum seeking and model reference adaptive control. **Asian Journal of Control**, v. 19, n. 6, p. 2178–2191, 2017.

TOLOUE, S. F.; KAMALI, S. H.; MOALLEM, M. Torque ripple minimization and control of a permanent magnet synchronous motor using multiobjective extremum seeking. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, v. 24, n. 5, p. 2151–2160, Oct 2019. ISSN 1941-014X.

VAHIDI, A.; ESKANDARIAN, A. Research advances in intelligent collision avoidance and adaptive cruise control. **IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems**, v. 4, n. 3, p. 143–153, 2003.

WANG, Z.; WANG, J. Ultra-local model predictive control: A model-free approach and its application on automated vehicle trajectory tracking. **Control Engineering Practice**, v. 101, p. 104482, 2020. ISSN 0967-0661.

WU, C. et al. Spacing policies for adaptive cruise control: A survey. **IEEE Access**, v. 8, p. 50149–50162, 2020.

ZEHETNER, J.; REGER, J.; HORN, M. A derivative estimation toolbox based on algebraic methods - theory and practice. In: **2007 IEEE International Conference on Control Applications**. [S.l.: s.n.], 2007. p. 331–336.

ZHANG, C.; ARNOLD, D.; GHODS, N.; SIRANOSIAN, A.; KRSTIC, M. Source seeking with non-holonomic unicycle without position measurement and with tuning of forward velocity. **Systems and Control Letters**, v. 56, n. 3, p. 245–252, 2007. ISSN 01676911.

ZHANG, C.; SIRANOSIAN, A.; KRSTIĆ, M. Extremum seeking for moderately unstable systems and for autonomous vehicle target tracking without position measurements. **Automatica**, v. 43, n. 10, p. 1832–1839, 2007. ISSN 00051098.

ZHANG, X. T.; DAWSON, D. M.; DIXON, W. E.; XIAN, B. Extremum-seeking nonlinear controllers for a human exercise machine. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, v. 11, n. 2, p. 233–240, April 2006. ISSN 1941-014X.

ZHANG, Y.; CHU, B.; SHU, Z. A preliminary study on the relationship between iterative learning control and reinforcement learning. **IFAC-PapersOnLine**, v. 52, n. 29, p. 314 – 319, 2019. ISSN 2405-8963. 13th IFAC Workshop on Adaptive and Learning Control Systems ALCOS 2019. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896319326187>.

APÊNDICE A – MALHA EXTERNA DO ACC

Aqui será descrita a malha externa do controle ACC apresentado na Seção 3.3. Inicialmente, função de Lyapunov de controle (CLF, do inglês *Control Lyapunov Function*) e CBF serão descritas.

A.1 Função de Lyapunov de controle – definição

Considere um sistema dado por:

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u, \quad (\text{A.1})$$

em que $f(x)$ e $g(x)$ são localmente Lipschitz, $x \in D \subset \mathbb{R}^n$ são os estados e $u \in U \subset \mathbb{R}^m$ as entradas.

A ideia principal é que a lei de controle por realimentação u seja capaz de estabilizar o sistema (A.1) se

$$\dot{V}(x) = L_f V(x) + L_g V(x)u \leq -c_V V(x), \quad (\text{A.2})$$

onde $L_f V(x)$ é definida como $\frac{\partial V}{\partial x} f(x)$, $L_g V(x)$ como $\frac{\partial V}{\partial x} g(x)$, com c_V sendo uma constante positiva. $V(x)$ é uma função de Lyapunov de controle de estabilização exponencial (ESCLF, do Inglês *Exponentially Stabilizing CLF*) para o sistema (A.1), referida neste trabalho simplesmente como CLF, e definida como:

Definição 2 (CLF). *Uma função continuamente diferenciável $V(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ é uma ESCLF se existirem constantes $c_1, c_2, c_V > 0$ tais que para todo x , as seguintes inequações são satisfeitas (AMES et al., 2014, 2017):*

$$c_1 \|x\|^2 \leq V(x) \leq c_2 \|x\|^2, \quad (\text{A.3})$$

$$\inf_{u \in U} [L_f V(x) + L_g V(x)u + c_V V(x)] \leq 0. \quad (\text{A.4})$$

A existência de um ESCLF gera uma família de controladores que estabilizam exponencialmente o sistema (AMES et al., 2017). Particularmente, considere o conjunto

$$K_{clf}(x) = \{ u \in U : L_f V(x) + L_g V(x)u + c_V V(x) \leq 0 \}. \quad (\text{A.5})$$

Verifica-se que um controle $u(x)$, tal que $u(x) \in K_{clf}(x)$, resulta em

$$\|x(t)\| \leq \sqrt{\frac{c_1}{c_2}} e^{-\frac{c_V}{2}t} \|x(0)\|, \quad (\text{A.6})$$

em que c_V é o parâmetro de projeto relacionado à taxa de convergência da estabilização.

Freeman e Kokotovic propuseram a síntese de tal controlador na forma de programação quadrática (QP, do inglês *Quadratic Programming*) (FREEMAN; KOKOTOVIC, 1996):

$$\begin{aligned} u^*(x) &= \arg \min_{u \in \mathbb{R}^m} \frac{1}{2} u^T u \\ \text{s.t. } & \psi_0(x) + \psi_1^T(x)u \leq 0, \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

com

$$\begin{aligned} \psi_0(x) &= L_f V(x) + c_V V(x), \\ \psi_1(x) &= L_g V(x)^T. \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

Uma solução fechada para (A.7) é dada por (AMES et al., 2014):

$$u^*(x) = \begin{cases} -\frac{\psi_0(x)\psi_1(x)}{\psi_1(x)^T\psi_1(x)} & \text{if } \psi_0(x) > 0 \\ 0 & \text{if } \psi_0(x) \leq 0. \end{cases} \quad (\text{A.9})$$

A.2 Função de barreira de controle – definição

Considere o sistema (A.1) e um conjunto \mathcal{C} relacionado a segurança, tal que (AMES et al., 2019):

$$\begin{aligned} \mathcal{C} &= \{x \in \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n : h(x) \geq 0\}, \\ \partial\mathcal{C} &= \{x \in \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n : h(x) = 0\}, \\ \text{Int}(\mathcal{C}) &= \{x \in \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n : h(x) > 0\}, \end{aligned} \quad (\text{A.10})$$

onde $h(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ é uma CBF. Note que $h \rightarrow 0$ com $x \rightarrow \partial\mathcal{C}$. Por esse motivo, h é denominada *zeroing* CBF (ZCBF). Por simplicidade de notação, ZCBF será referenciada aqui como CBF.

A ideia é que a lei de controle u torne o conjunto \mathcal{C} positivamente invariante, fazendo com que $\dot{h}(x)$ diminua quando estiver longe do limite do conjunto \mathcal{C} , ou seja,

$$\dot{h}(x) = L_f h(x) + L_g h(x)u \geq -\gamma h(x), \quad (\text{A.11})$$

onde γ é uma constante positiva¹.

Em seguida, a definição de CBF será formalizada e a lei de controle u que torna o conjunto \mathcal{C} positivamente invariante será descrita.

Definição 3 (CBF). *Seja o sistema (A.1) e o conjunto \mathcal{C} definido em (A.10) para uma função continuamente diferenciável $h(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. A função $h(x)$ é denominada CBF se existir uma função α_h classe estendida κ , tal que (AMES et al., 2017)*

$$\sup_{u \in \mathcal{U}} [L_f h(x) + L_g h(x)u + \alpha_h(h(x))] \geq 0. \quad (\text{A.12})$$

Definição 4. *Uma função contínua $\alpha_h : [0, a) \rightarrow [0, \infty)$ para qualquer $a > 0$ pertence a uma classe κ se ela for estritamente positiva e $\alpha_h(0) = 0$ (AMES et al., 2017).*

Considere o conjunto seguro \mathcal{C} definido por (A.10), a CBF $h(x)$ para o sistema (A.1) e o conjunto

$$K_{cbf}(x) = \{u \in \mathcal{U} : L_f h(x) + L_g h(x)u + \alpha_h(h(x)) \geq 0\}. \quad (\text{A.13})$$

Em (AMES et al., 2017) é enunciado que qualquer controlador localmente Lipschitz $u(x) \in K_{cbf}(x)$ irá garantir que o conjunto \mathcal{C} seja invariante. O sistema (A.1) será seguro em relação a \mathcal{C} se o conjunto \mathcal{C} for invariante (AMES et al., 2019).

O controlador final unifica critérios de estabilidade/desempenho, expressos como uma CLF, e restrições de segurança, expressas como uma CBF. Dada um CBF $h(x)$ associada a um conjunto \mathcal{C} definido por (A.10) e um CLF $V(x)$, elas podem ser integradas em um único controlador através de uma QP como (AMES et al., 2017):

¹A analogia com CLF seria mais direta se fosse considerada RCBF (do inglês *Reciprocal* CBF), (AMES et al., 2019), ao invés de ZCBF, ou seja, uma função $B : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, tal que $B \rightarrow \infty$ com $x \rightarrow \partial\mathcal{C}$ e $\dot{B}(x) \leq \gamma/B$. Com isso, $\dot{B} \rightarrow 0$ quando $x \rightarrow \partial\mathcal{C}$. Isso significa que a barreira atua apenas quando os estados estão próximos da fronteira do conjunto seguro.

$$\begin{aligned}
\mathbf{u}^*(x) &= \arg \min_{\mathbf{u}=(u,\delta) \in \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}} \frac{1}{2} \mathbf{u}^T H(x) \mathbf{u} + F(x)^T \mathbf{u} \\
s.t. \quad & L_f V(x) + L_g V(x) u + c_V V(x) - \delta \leq 0, \\
& L_f h(x) + L_g h(x) u + \alpha_h(h(x)) \geq 0,
\end{aligned} \tag{A.14}$$

em que a restrição relacionada à CLF é definida em (A.4), a relacionada à CBF é definida em (A.12), $H(x) \in \mathbb{R}^{(m+1) \times (m+1)}$, $F(x) \in \mathbb{R}^{m+1}$ e δ é o parâmetro de relaxação usado para tornar os objetivos de estabilidade/rastreamento como uma restrição de menor prioridade e a segurança como uma restrição de maior prioridade. O peso no parâmetro de relaxação p_δ está embutido na matriz $H(x)$ e, tipicamente, considera-se $\alpha_h(h(x)) = \gamma h(x)$. Portanto, os parâmetros do projeto são c_V , γ e p_δ . O parâmetro c_V está relacionado com a taxa de convergência para a referência enquanto a CLF está agindo para satisfazer os objetivos de estabilidade/rastreamento; γ especifica a que distância do limite do conjunto seguro (barreira) a CBF atua para satisfazer as restrições de segurança; o parâmetro p_δ deve ser aplicado para tornar os objetivos de estabilidade/rastreamento como uma restrição menos prioritária e a segurança como uma restrição mais prioritária.

A.3 Controlador da malha externa do ACC

O procedimento de projeto é feito considerando o sistema com a estrutura definida em (A.1). O seguinte modelo é considerado

$$\begin{aligned}
\dot{x}_{acc} &= f_{acc}(x_{acc}) + g_{acc}(x_{acc}) u_{acc} \\
&= \begin{bmatrix} -F_r(v_h)/M_h \\ v_l - v_h \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u_{acc},
\end{aligned} \tag{A.15}$$

em que $x_{acc} = [v_h \ x_r]^\top$ é o vetor de estados, M_h é a massa do veículo *host*, $F_r(v_h)$ é o arrasto aerodinâmico, $u_{acc} = F_w/M_h$, sendo F_w a força atuante nas rodas, e $a_h^* = u_{acc} - F_r(v_h)/M_h$.

No controlador de nível superior, a velocidade do veículo *host*, v_h , deve rastrear uma velocidade de cruzeiro v_c fornecida pelo motorista. Este problema pode ser expresso como um objetivo de rastreamento e relacionado a uma CLF V_{acc} . No entanto, quando o veículo líder com menor velocidade v_l é encontrado, o ACC deve adaptar a velocidade do veículo *host* para manter uma distância segura x_r entre os veículos. Sensores como radares são aplicados para medir x_r . Este problema pode ser expresso como uma restrição

de segurança e relacionado a uma CBF h_{acc} . Se o veículo líder aumentar sua velocidade v_l ou sair da pista e não houver conflito entre a distância segura x_r e a velocidade de cruzeiro desejada v_c , o ACC automaticamente aumenta v_h para atingir v_c . A estrutura de controle é aplicada conforme descrito em (A.14) considerando $\alpha_{h_{acc}}(h_{acc}) = \gamma_{acc}h_{acc}$ e o diagrama de blocos é apresentado na Figura 38. É importante destacar que a_h^* será aplicado como entrada de referência para o controlador da malha interna.

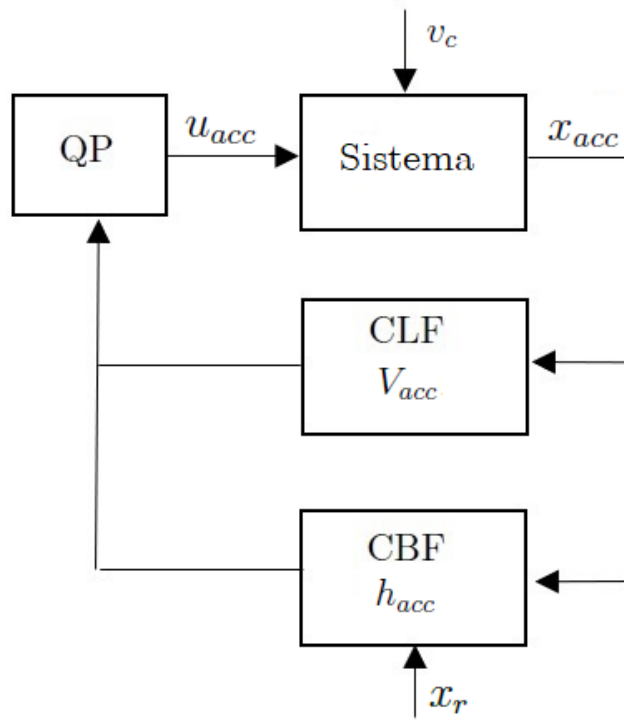


Figura 38: Diagrama de blocos da estrutura de controle da malha externa do ACC

A CLF V_{acc} é dada por:

$$V_{acc} = (v_h - v_c)^2, \quad (\text{A.16})$$

ao passo que a CBF h_{acc} é dada por:

$$h_{acc} = x_r - \tau_{th}v_h, \quad (\text{A.17})$$

onde τ_{th} é o intervalo de tempo desejado entre os veículos (*time headway*), que é uma estimativa do tempo de reação do motorista (AMES et al., 2017; MOON; MOON; YI, 2009). Também é considerada uma restrição de conforto dada por $-2\text{m/s}^2 \leq a_h^* \leq 2\text{m/s}^2$.

A função de custo da QP (A.14) é selecionada com vistas a atingir o objetivo de controle descrito na CLF e o parâmetro de relaxação (AMES et al., 2017). Inicialmente, o sistema é linearizado tal que $u_{acc} = F_r/M_h + \mu_{acc}$. Como resultado, a função custo é escolhida como

$$\mu_{acc}^\top \mu_{acc} = u_{acc}^2 - 2u_{acc} \frac{F_r}{M_h} + \frac{F_r^2}{M_h^2}, \quad (\text{A.18})$$

que pode então ser convertido para a forma

$$H_{acc} = 2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & p_{\delta_{acc}} \end{bmatrix}, F_{acc} = -2 \begin{bmatrix} F_r/M_h \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (\text{A.19})$$

onde $p_{\delta_{acc}}$ é o peso no parâmetro de relaxação δ_{acc} .

Os valores numéricos adotados para o controlador da malha externa (A.14) são $\gamma_{acc} = 3$, $c_{V_{acc}} = 5$ e $p_{\delta_{acc}} = 100$. Considerou-se $\tau_{th} = 1,8\text{s}$ para o CBF (A.17) (AMES et al., 2017). A QP é implementada usando o algoritmo de Hildreth (HILDRETH, 1957).

O diagrama de simulação completo e os resultados do ACC são apresentados na Seção 3.3.1. Para completar, na Figura 39 é apresentado o gráfico da CBF, em que é possível observar a permanência do sistema no conjunto seguro, ou seja, a restrição de segurança é satisfeita.

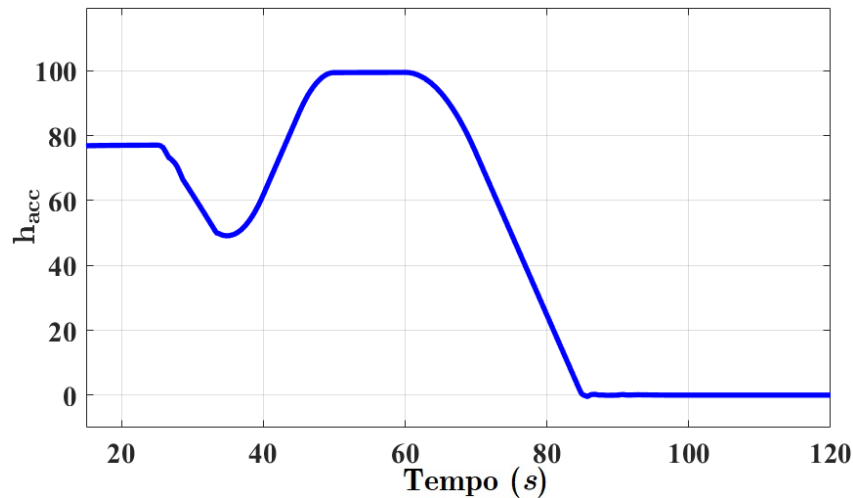


Figura 39: CBF h_{acc}