

Seguidores Visuais Baseados em NMPC com Horizonte de Percepção Variável

Tiago T. Ribeiro* Iago José P. B. Franco*
André Gustavo S. Conceição*

* *LaR - Robotics Laboratory, Department of Electrical and Computer Engineering, Federal University of Bahia, Salvador, Bahia, Brazil*
(e-mails: *tiagotr@ufba.br, pattasiago@gmail.com, andre.gustavo@ufba.br*).

Abstract: For greater autonomy of solutions based on visual control applied to mobile robots, it is necessary to consider the existence of unevenness in the navigation surface, a characteristic intrinsic to several real applications. In general, depth information is essential for navigating in three-dimensional environments and for correct calibration of visual parameters. This work proposes a new model, which includes depth information, for the problem of visual path following, which allows the variation of the perception horizon at run time. To maintain computational complexity, only a new input is added to the original NMPC algorithm and explicit constraints allow for an efficient solution. Simulated results in a realistic environment demonstrate the correctness of the proposal.

Resumo: Para maior autonomia das soluções baseadas em controle visual aplicadas a robôs móveis é necessário considerar a existência de desníveis na superfície de navegação, característica intrínseca à diversas aplicações reais. De maneira geral, informações de profundidade são fundamentais para a navegação em ambientes tridimensionais e para correta calibração de parâmetros visuais. Este trabalho propõe um novo modelo, que inclui informações de profundidade, para o problema de seguimento de caminhos visuais, que permite a variação do horizonte de percepção em tempo de execução. Para manutenção da complexidade computacional, apenas uma nova entrada é adicionada ao algoritmo NMPC original e restrições explícitas permitem solução eficiente. Resultados simulados em ambiente realístico demonstram a corretude da proposta.

Keywords: Mobile robot; Vision-based Control; Robot Navigation; Nonlinear Model Predictive Control; Computer Vision

Palavras-chaves: Robótica móvel; Controle Baseado em Visão; Navegação de Robôs; Controle Preditivo Baseado em Modelo Não linear; Visão Computacional.

1. INTRODUÇÃO

Poder computacional crescente, associado à instrumentação embarcada de auto desempenho tem produzido um cenário onde veículos autônomos se tornam cada vez mais considerados, em diversos contextos. Seja por questões de segurança ou eficiência, é necessário incrementar os níveis de autonomia em diversas aplicações, tais como sistemas de transporte inteligentes (Ghosh et al. (2017)) ou para navegação em ambientes industriais compatíveis com os preceitos da Indústria 4.0 (Gao et al. (2020)).

Especialmente para estas aplicações, a grande disponibilidade de sensores visuais de baixo custo, têm viabilizado o desenvolvimento de controladores capazes de gerar ações de controle diretamente do plano da imagem, destancando-se as técnicas para seguimento de caminhos visuais, capa-

zes de regular o robô ao longo de um caminho visual e arbitrário, adquirido em tempo de execução.

A natureza restritiva do campo visual, além de características peculiares de luminosidade e cadência, estimulam a aplicação de controladores ótimos, sendo o controle o *NMPC (Nonlinear Model Predictive Control)* uma estratégia destacada, pela sua capacidade de aplicação direta a modelos não-lineares, multivariáveis e restritos, além de suas boas características de robustez inerente (Allan et al. (2017)).

Apesar dos métodos para seguimentos de caminhos visuais produzirem bons resultados para caminhos planares, tal como propostos por Diosi et al. (2007) e Safia and Fatima (2017), mesmo associado ao NMPC como em Bai et al. (2019) e Ribeiro et al. (2020), em diversas situações reais, tais como navegação autônoma em estradas de rodagem e chãos de fábrica em formato de mezaninos, desníveis na superfície de navegação merecem especial atenção, já que os caminhos de referência se apresentam não planares. Neste caso, as soluções para seguimento de caminho necessitam levar em consideração a tridimensionalidade do problema,

* Este projeto recebeu financiamento do SEPIN/MCTI no âmbito da 4a chamada coordenada BR-EU no CIT e do programa de pesquisa e inovação Horizonte 2020 da União Europeia sob o Contrato de Doação No 777096 e do CNPQ termo de outorga numero 311029/2020-5.

inclusive para que os parâmetros de calibração do sistema visual se mantenham coerentes.

Uma solução imediata para tal problema pode ser obtida através da utilização de informações de profundidade, porém, para não aumentar em demasia a complexidade computacional das propostas, é necessário definir, objetivamente, o que é informação relevante, já que o tratamento completo da nuvem de pontos, para a estimativa de um caminho tridimensional, aumenta consideravelmente a cardinalidade do problema, podendo inviabilizar a utilização de controladores ótimos e interativos tal como o NMPC.

Este artigo propõe um novo modelo para a navegação ao longo de caminhos não planares, através da inclusão de sensores RGB-D, que fornecem informações de profundidade em pontos específicos, para a geração de ações de controle diretamente do plano da imagem. Partindo-se do modelo fenomenológico original proposto por Ribeiro and Conceição (2019) e melhorado por Franco et al. (2021), utiliza-se um grau de liberdade para a definição do horizonte visual e, para a manutenção de baixos índices de complexidade computacional, apenas uma nova entrada é adicionada ao algoritmo NMPC, que por sua vez possibilita, pela sua capacidade de tratar restrições explicitamente, regulação ao longo de um horizonte de percepção ótimo, mesmo com desnivelamentos na superfície de navegação e descontinuidades no caminho de referência.

Resultados de implementação através do *framework ROS*, utilizando o robô *Clearpath Husky* e o sensor RGB-D *Microsoft Kinect*, num ambiente de simulação realístico construído no *software Gazebo*, demonstram que o novo método proposto produz resultados satisfatórios para navegação em superfícies não planares, e que a eficácia não é perdida para incrementos específicos na velocidade de navegação.

O restante deste artigo está estruturado da seguinte forma: A Seção 2 fornece breve caracterização do problema. A Seção 3 apresenta o novo modelo proposto e a versão do algoritmo NMPC utilizado. A Seção 4 apresenta os resultados e a Seção 5 as principais conclusões.

2. FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA

Os elementos necessários à modelagem do problema de seguimento de caminhos visuais, conforme proposto originalmente por Ribeiro and Conceição (2019), são apresentados nas Figuras 1 e 2. Originalmente, para um perfil de velocidade linear pré-especificado v , os estados (idênticos às saídas no presente caso) são características extraídas de um sistema de visão computacional a cada interação, e a entrada é o erro entre a velocidade angular do centro de massa do robô (ω) e de um veículo virtual (ω_r), posicionado a uma distância constante H , denominada por horizonte de percepção (visual), calculado da seguinte forma:

$$H = \frac{l}{2} + d_1 + d_2; \quad (1)$$

$$d_1 = h_c \tan\left(\theta_{cam} - \frac{\theta_{fov}^v}{2}\right); \quad (2)$$

$$d_2 = k_h y_i, \quad (3)$$

sendo:

- h_c : altura da câmera;
- θ_{cam} : ângulo do eixo focal da câmera;
- θ_{fov}^v : ângulo do campo de visão vertical;
- k_h : constante de calibração do horizonte visual;
- y_i : pixels na direção vertical no plano da imagem.

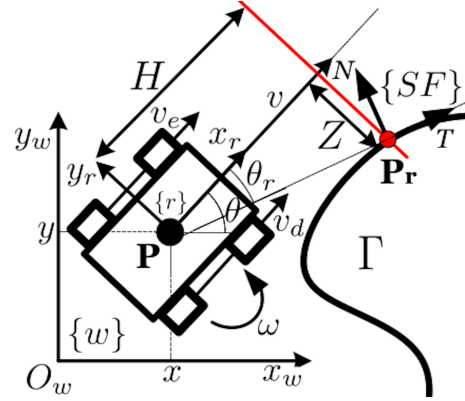


Figura 1. Sistemas de coordenadas para modelagem do seguimento de caminhos visuais.

Para solucionar problemas com descontinuidade do caminho visual, baixa luminosidade ambiente, dentre outras imperfeições de cenários de navegação típicos de aplicações reais, Franco et al. (2021) propôs a interpolação do caminho visual através de uma equação de segundo grau do tipo $x_p = a_p y_p^2 + b_p y_p + c_p$, com x_p e y_p coordenadas de *pixels* no plano da imagem, proporcionando calcular a curvatura da seguinte forma:

$$c = \frac{|2a_p|}{(1 + (2a_p y_p + b_p)^2)^{\frac{3}{2}}}. \quad (4)$$

A existência de um objeto matemático bem definido para a curvatura, permite seguir caminhos com perfis de curvatura mais complexos, viabilizando a proposição de novas técnicas, tal como a inclusão de velocidade de navegação variável em função da curvatura, proposta por Ribeiro et al. (2020).

Com esta nova forma de se estimar o caminho visual, tem-se um método analítico para a obtenção dos estados Z e θ_r atuais, dado da seguinte forma:

$$Z = k_z \left(\frac{a_p}{k_h^2} \beta^2 + \frac{b_p}{k_h} \beta + c_p - x_0 \right); \quad (5)$$

$$\theta_r = k_\theta \operatorname{atan} \left(\frac{k_h Z}{k_z \beta} \right). \quad (6)$$

sendo:

- $\beta = H - \frac{l}{2} - d_1$: componente de H no plano da imagem;
- h_c : altura da câmera;
- θ_{cam} : ângulo do eixo focal da câmera com relação ao eixo vertical;
- θ_{fov}^v : ângulo do campo de visão vertical;
- k_h : constante de calibração do horizonte visual.

Como y_p está relacionado com H através de β , têm-se uma nova representação para o caminho, proporcionando aumento na representatividade do modelo de seguidores

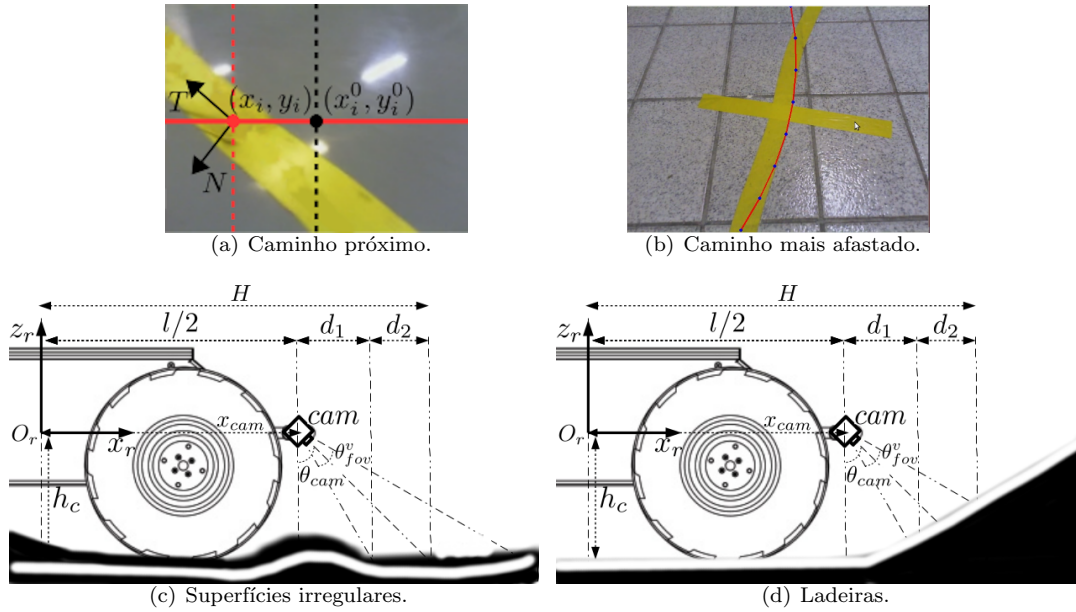


Figura 2. Desafios típicos de situações reais.

visuais, porém, ainda possui aplicabilidade limitada em algumas situações reais, conforme destacado a seguir:

- **Calibração de parâmetros:** Como pode ser visto em (5) e (6), ambos os estados dependem da constante de calibração k_h , originalmente obtida pela relação entre a quantidade de pixels no eixo y_p do plano da imagem, para um único valor de horizonte visual;
- **Horizonte constante:** A premissa de horizonte visual constante restringe a aplicação dos controladores baseados em modelo, uma vez que o conceito de horizonte de predição é utilizado sem vínculo com o correspondente físico.

Para o sucesso da implementação original, cujo perfil do caminho no plano da imagem é ilustrado na Figura 2(a), é necessário posicionar a câmera à frente e bem próxima ao caminho, de forma a reduzir os efeitos das distorções nas imagens e que seja viável a obtenção constantes de calibração únicas. Tal restrição faz com que o caminho se apresente praticamente reto em todos os quadros, de tal forma que a precisão nas curvaturas medidas não é crítica. A interpolação por uma função de segunda ordem, como na Figura 2(b), até consegue superar imperfeições ao longo do caminho e expandir o horizonte constante em valores maiores, porém, a obtenção dos parâmetros de calibração ainda é uma tarefa complexa.

Adicionalmente, a Figura 2 ilustra duas situações práticas que justificam os destaques anteriores. Na Figura 2(c) o robô se locomove numa superfície irregular, típica de ambientes externos não controlados, de tal forma que a calibração de parâmetros é praticamente impossível sem alguma informação prévia da natureza das irregularidades. Já na Fig 2(d), observa-se que o robô é incapaz de navegar em superfícies não planas, haja vista que o modelo utilizado não é capaz de considerar variações no horizonte.

Para solucionar esses e outros problemas, visando não aumentar em demasia a complexidade computacional das propostas originais, propõe-se um novo modelo que con-

templa variações no horizonte visual através da utilização de informações de profundidade, conforme detahado na próxima seção.

3. SEGUIDORES VISUAIS COM HORIZONTE DE PERCEPÇÃO VARIÁVEL BASEADOS EM NMPC

Para solucionar os problemas elencados na seção anterior, especialmente no que se refere à calibração de parâmetros, propõe-se a utilização de câmeras RGB-D para que sejam utilizadas informações de profundidade, em tempo de execução. Com tais informações, será possível obter o horizonte visual diretamente das imagens, sendo possível calcular com eficácia a constante k_h através de simples relações trigonométricas.

Adicionalmente, será possível modificar a pose da câmera, de tal forma que o caminho no plano da imagem se torne mais representativo, viabilizando a identificação de perfis mais abrangentes, através de horizontes de percepção mais longos. Para tal fim, é necessário ajustar o modelo original, partindo das relações geométricas ilustradas na Figura 1 e das vistas laterais ilustradas nas Figuras 2(c) e 2(d), da seguinte forma:

$$P_r(s(t)) = P(t) + H(t)\mathbf{x}_r(\theta(t)) - Z(t)\mathbf{y}_r(\theta(t)). \quad (7)$$

Derivando a expressão anterior com relação ao tempo, obtém-se:

$$\begin{aligned} & \dot{s}_T \mathbf{T}(s) + \dot{s}_N \mathbf{N}(s) = \\ & = \dot{x} \mathbf{x}_r(\theta(t)) + \dot{y} \mathbf{y}_r(\theta(t)) + \dot{H} \mathbf{x}_r(\theta(t)) + H(t) \dot{\theta} \mathbf{y}_r(\theta(t)) + \\ & + Z(t) \dot{\theta} \mathbf{x}_r(\theta(t)) - \dot{Z} \mathbf{y}_r(\theta(t)). \end{aligned} \quad (8)$$

Sabendo-se que $\dot{s}_T = \dot{s}$, $\dot{s}_N = 0$, $\dot{y} \mathbf{y}_r = 0$ e omitindo as dependências angulares e temporais, obtém-se:

$$\dot{s} \mathbf{T}(s) = (\dot{x} + \dot{H} + Z \dot{\theta}) \mathbf{x}_r + (H \dot{\theta} - \dot{Z}) \mathbf{y}_r. \quad (9)$$

A relação entre o sistema de coordenadas do robô $\{r\}$ e o sistema de Serret-Frenet $\{SF\}$ é dada como segue:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_r \\ \mathbf{y}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \sin \theta_r \\ -\sin \theta_r & \cos \theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{T} \\ \mathbf{N} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Projetando esta expressão no sistema de *Serret-Frenet* e substituindo o modelo cinemático do robô diferencial, obtém-se:

$$\dot{z} = \omega H + (v + \dot{H} + \omega Z) \tan \theta_r; \quad (11)$$

$$\dot{s} = \frac{v + \dot{H} + \omega Z}{\cos \theta_r}. \quad (12)$$

Visto que $\dot{\theta}_r = \omega - \dot{c}(s)$, tem-se:

$$\dot{z} = \omega H + (v + \dot{H} + \omega Z) \tan(\theta_r); \quad (13)$$

$$\dot{\theta}_r = \omega - c(s) \frac{(v + \dot{H} + \omega Z)}{\cos \theta_r}, \quad (14)$$

Considerando a disponibilidade de informações de distância para o cálculo do H atual, propõe-se utilizar \dot{H} como um grau de liberdade para escolha do horizonte visual, através da adição de uma nova entrada ao algoritmo NMPC, da seguinte forma:

$$u_1 = \frac{\dot{H}}{\cos \theta_r} \quad (15)$$

Uma outra ação de controle, referente aos erros de velocidade angular, é mantida conforme proposta original, ou seja:

$$u_2 = \omega - c(s) \frac{(v + \omega Z)}{\cos \theta_r} \quad (16)$$

O novo modelo para o seguimento de caminhos visuais, considerando variações no horizonte de percepção é finalmente escrito da seguinte forma:

$$\mathbf{u}_e = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{x}_e = \begin{bmatrix} \dot{Z} \\ \dot{\theta}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega H + \left(\frac{\omega - u_2}{c(s)} \right) \sin \theta_r + u_1 \sin \theta_r \\ u_2 - c(s) u_1 \end{bmatrix}. \quad (18)$$

É possível demonstrar que com as novas entradas, no ponto de equilíbrio, onde $\theta_r = \sin^{-1}(-Hc(s))$, tem-se $\dot{Z} = 0$ e $\dot{\theta}_r = 0$, desde que $u_1 = u_2 = 0$.

Considerando que as saídas são os próprios estados, o problema de seguimento de caminhos visuais, com horizonte variável, para robôs diferenciais pode ser resumido da seguinte forma:

Encontrar \dot{H} e ω , tal que u_1 , u_2 e θ_r sejam factíveis.

Com esta proposta, é possível utilizar informações de profundidade em pontos específicos de interesse, não sendo necessário tratamento completo da nuvem de pontos para a estimação de um caminho tridimensional, sendo, portanto, mantidos os requisitos de baixo custo computacional.

3.1 Controle NMPC para seguidores visuais

O modelo representado por (18) é não linear, variante no tempo e possui restrições nas entradas e estados, justificando o uso de estratégias de controle ótimo computacionalmente eficientes. As abordagens baseadas em controle preditivo atendem a alguns desses requisitos devido ao seu desempenho com problemas multivariáveis, variantes no tempo e restritos. Tais controladores têm boas características de robustez inerente e se adaptam bem a distúrbios, não linearidades e erros de modelagem, devido ao princípio do horizonte móvel.

Com o objetivo de obter soluções com baixos requisitos de complexidade computacional, este artigo trata da seguinte abordagem NMPC de tempo contínuo:

$$J_{min} = \min_{\mathbf{u}_e} \int_t^{t+T_p} F(\mathbf{x}_e(\tau), \mathbf{u}_e(\tau)) d\tau, \quad (19)$$

$$\text{sujeito a: } \dot{\mathbf{x}}_e(\tau) = f(\mathbf{x}_e(\tau), \mathbf{u}_e(\tau)), \quad (20)$$

$$\mathbf{u}_e(\tau) \in \mathcal{U}, \forall \tau \in [t, t + T_c], \quad (21)$$

$$\mathbf{x}_e(\tau) \in \mathcal{X}, \forall \tau \in [t, t + T_p], \quad (22)$$

com o custo de etapa F dado por:

$$F(\mathbf{x}_e(\tau), \mathbf{u}_e(\tau)) = \mathbf{x}_e^T \mathbf{Q} \mathbf{x}_e + \mathbf{u}_e^T \mathbf{R} \mathbf{u}_e, \quad (23)$$

onde:

T_p : Horizonte de predição;

T_c : Horizonte de controle; Com $T_c \leq T_p$;

\mathcal{U} : Conjunto de entradas factíveis;

\mathcal{X} : Conjunto de estados factíveis;

\mathbf{Q} , \mathbf{R} : Matrizes definidas positivas que ponderam os desvios nos valores necessários.

Decorrente das características do modelo proposto e pela necessidade de avaliação da proposta em comparação com o método original, no presente trabalho não se abordam técnicas para garantia de factibilidade nem estabilidade.

Após a resolução do problema de otimização referente ao algoritmo NMPC ((19) até (22)), como etapa final de implementação, o horizonte visual de referência H_{ref} , para a definição de $P_r(s(t))$ ao longo do caminho, e o esforço de controle físico ω_{ref} , são obtidos utilizando as entradas de controle ótimas, $u_{1,opt}$ e $u_{2,opt}$, da seguinte forma:

$$H_{ref} = \int u_1(t_k)_{opt} \cos \theta_r du_1(t_k). \quad (24)$$

$$\omega_{ref} = \frac{u_2(t_k)_{opt} \cos \theta_r + c(s)v}{\cos \theta_r - cZ}. \quad (25)$$

Por meio desse novo método para controle visual direto do plano da imagem, é possível navegar em superfícies irregulares e não planares além de aumentar os níveis de robustez em relação à imperfeições do sistema visual, conforme evidenciado nos resultados da próxima seção.

4. RESULTADOS

Para avaliação do novo modelo proposto, utiliza-se um cenário composto de um caminho de referência amarelo e

retangular, desenhado ao longo de superfícies de navegação não planares, no software *gazebo*, conforme ilustrado na Figura 3(a). Os algoritmos foram desenvolvidos através do *framework ROS* e aplicados ao robô *Husky UGV*, ilustrado na Figura 3(b), equipado com um sensor RGB-D *Microsoft Kinect* com a seguinte pose em relação ao centro de massa do robô: $x_{cam} = 0,4m$; $y_{cam} = 0m$; $z_{cam} = 0,1m$; $\theta_{cam} = \pi/4$ rad.

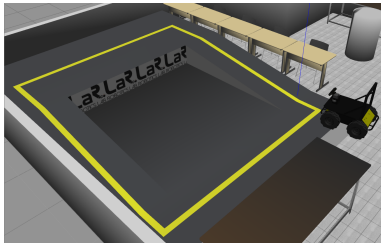
Para a implementação do controlador NMPC, considera-se $T_p = T_c = 3T_s$, devido às não-linearidades mencionadas anteriormente, e $T_s = 0,2s$, pela dinâmica do sistema em malha aberta. O problema de otimização foi resolvido através do otimizador não-linear de uso geral DONLP2 (Spellucci (1998)).

Avalia-se o desempenho dos métodos baseados no modelo original e proposto, utilizando-se os parâmetros de sintonia apresentados na Tabela 1 e as restrições nos estados e entradas são apresentados na Tabela 2.

Após a resolução do problema de otimização, H_{ref} obtido de (26) é convertido em pixels de referência para o cálculo dos novos estados e ω_{ref} obtido de (26) é aplicado ao controlador de rodas nativo do Husky UGV.

A Figura 4 fornece os resultados obtidos¹. Como pode ser visto na Figura 4(a) apenas o método baseado no novo modelo proposto é capaz de seguir o caminho por completo. No caso do método original, por manter um horizonte visual contante, o modelo não é capaz de cap-

¹ Esses resultados podem ser melhor visualizados em vídeo disponível em: <https://youtu.be/z0rmRz-RkYA>



(a) Caminho em superfície não planar.



(b) Robô móvel.

Figura 3. Ambiente de simulação.

Tabela 1. Parâmetros de sintonia do NMPC.

	Q	R
Original	$diag(0,1; 0,1)$	0.001
Proposto	$diag(0,1; 0,1)$	$diag(0.001;0.01)$

Tabela 2. Restrições do NMPC

	$ Z[m] $	$ \theta_r[rad] $	$ \eta[m/s] $	$u1[rad/s]$	$u2[m/s]$
Original	0.5	0.5	-	1	-
Proposto	0.5	0.5	0.5	1	1

turar as modificações físicas nos estados, produzidas pelos desníveis na superfície. Além disso, os parâmetros de calibração são obtidos apenas para o horizonte original, de tal forma que os erros se tornam muito elevados ao final da rampa, na subida, ocasionando perda do caminho em aproximadamente 26s.

A Figura 4(b) mostra que os com o método proposto, os perfis de curvatura são calculados corretamente, especialmente durante as descontinuidades do caminho, e o horizonte é variado para otimizar a ação de controle física, justificando assim a importância da inclusão do grau de liberdade proposto. A Figura 4(c) mostra que, para o método proposto, as restrições dos estados foram satisfeitas, mesmo com as perturbações produzidas pelas descontinuidades e com variação do horizonte, sendo um bom indicativo de que os parâmetros de calibração, calculados em tempo de execução, estão coerentes. Os esforços de controle físicos estão ilustrados na Figura 4(d). É possível notar que, a perda do caminho de referência pela abordagem original, não se deve a limitações da plataforma experimental, já que as ações de controle se mantiveram inferiores aos limites permitidos, diferente do controle baseado no novo modelo, que é capaz de utilizar boa parte da capacidade de regulação dos estados. através da utilização de ações de controle próximas das especificadas pelas restrições.

O desempenho obtido permite avaliar o novo método para velocidades de navegação maiores, em direção à máxima velocidade permitida. Neste sentido, foram feitas novas simulações para diversas velocidades e adquiridas duas métricas quantitativas, mais especificamente, a integral do erro absoluto (IAE, calculado por $\int_0^{T_{END}} |e(t)|dt$) e a variação total do controle (TV, calculado por $\sum_{k=0}^{k_{END}} |u(k) - u(k-1)|$). Os dados foram adquiridos para 4 valores diferentes de velocidade, conforme apresentados na Tabela 3. É possível notar que o controlador mantém bons índices de regulação e atividade do controlador, mesmo para velocidade 2,5 vezes maior do que aquela em que foi feita comparação com a abordagem original.

5. CONCLUSÃO

Este artigo propõe um novo modelo para a variação de horizonte de percepção dos caminhos de referência de seguidores visuais baseados em NMPC. Com este novo modelo são solucionados problemas de navegação em superfícies desniveladas e não planares além da calibração de parâmetros visuais através da inclusão de sensores RGB-D, possibilitando extensão das aplicações reais.

Para a manutenção dos requisitos de baixa complexidade computacional, utiliza-se um grau de liberdade para a variação do horizonte visual, mesmo que limitado ao campo de visão físico, de modo que o ponto ótimo para aquisição

Tabela 3. Avaliação quantitativa para diferentes velocidades.

$v[m/s]$	IAE		TV	
	$Z_{iae}[m]$	$\theta_{iae}[rad]$	$v_{tv}[m/s]$	$\omega_{tv}[rad/s]$
0,2	2,48	3,55	0,2	12,18
0,3	4,83	4,05	0,3	9,82
0,4	2,54	3,32	0,4	9,72
0,5	3,02	3,47	0,5	11,3

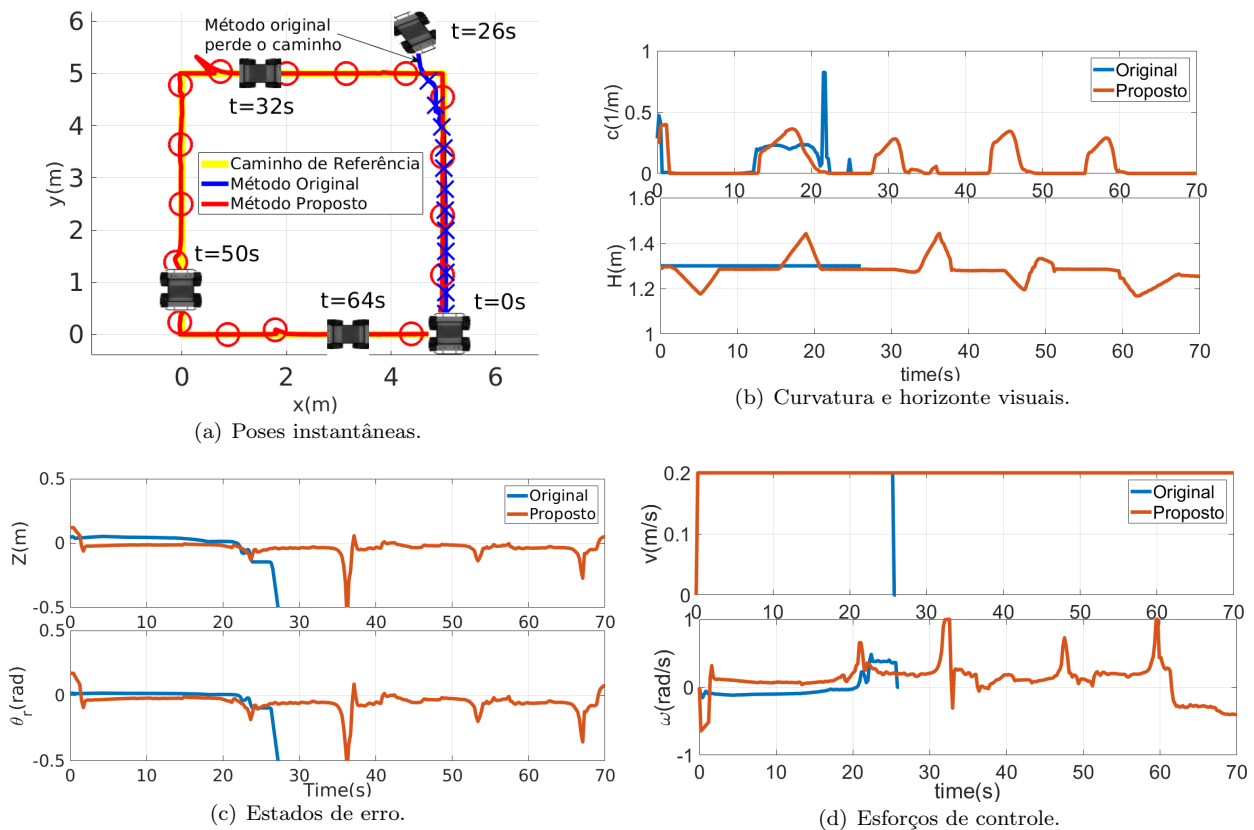


Figura 4. Comparação entre os métodos original e proposto.

de parâmetros seja detectado em tempo de execução. As características típicas do algoritmo NMPC permitem a aplicação do novo modelo proposto, mesmo sem o tratamento explícito de factibilidade e estabilidade.

Resultados simulados através de um cenário realístico no *software gazebo*, utilizando robô e sensor visual comerciais demonstraram que, com a abordagem proposta, é possível seguir caminhos visuais descontínuos com segurança e eficiência, mesmo superfícies não planares.

Trabalhos futuros incluem aquisição de resultados experimentais, tratamento de factibilidade e estabilidade e a inclusão de uma métrica explícita para variação de velocidade de navegação.

REFERÊNCIAS

- Allan, D.A., Bates, C.N., Risbeck, M.J., and Rawlings, J.B. (2017). On the inherent robustness of optimal and suboptimal nonlinear mpc. *Systems & Control Letters*, 106, 68–78. doi:https://doi.org/10.1016/j.sysconle.2017.03.005.
- Bai, G., Liu, L., Meng, Y., Luo, W., Gu, Q., and Ma, B. (2019). Path tracking of mining vehicles based on nonlinear model predictive control. *Applied Sciences*, 9(7). doi:10.3390/app9071372.
- Diosi, A., Remazeilles, A., Segvic, S., and Chaumette, F. (2007). Outdoor visual path following experiments. In *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 4265–4270. doi:10.1109/IROS.2007.4399247.
- Franco, I.J.P.B., Ribeiro, T.T., and Conceição, A.G.S. (2021). A novel visual lane line detection system for a nmpc-based path following control scheme. *J. Intell. Robotic Syst.*, 101(1), 12. doi:10.1007/s10846-020-01278-x.
- Gao, Z., Wanyama, T., Singh, I., Gadhri, A., and Schmidt, R. (2020). From industry 4.0 to robotics 4.0 - a conceptual framework for collaborative and intelligent robotic systems. *Procedia Manufacturing*, 46, 591–599. doi:https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.03.085. 13th International Conference Interdisciplinarity in Engineering, INTER-ENG 2019, 3–4 October 2019, Targu Mures, Romania.
- Ghosh, R., Pragathi, R., Ullas, S., and Borra, S. (2017). Intelligent transportation systems: A survey. In *2017 International Conference on Circuits, Controls, and Communications (CCUBE)*, 160–165. doi:10.1109/CCUBE.2017.8394167.
- Ribeiro, T.T. and Conceição, A.G.S. (2019). Nonlinear model predictive visual path following control to autonomous mobile robots. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 95(2), 731–743. doi:10.1007/s10846-018-0896-3.
- Ribeiro, T.T., Franco, I.J.P.B., and Conceição, A.G.S. (2020). Controle nmpc para o seguimento de caminhos visuais com velocidade de navegação variável.
- Safia, F. and Fatima, C. (2017). Visual path following by an omnidirectional mobile robot using 2d visual servoing. In *2017 5th International Conference on Electrical Engineering - Boumerdes (ICEE-B)*, 1–7. doi:10.1109/ICEE-B.2017.8192097.
- Spellucci, P. (1998). An sqp method for general nonlinear programs using only equality constrained subproblems. In *Mathematical Programming*, volume 82, 413 – 448.