DOI: 10.48011/asba.v2i1.1524

Controle NMPC para o Seguimento de Caminhos Visuais com Velocidade de Navegação 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: Vision-based control has become an interesting alternative for increasing the autonomy of mobile robot navigation in many real scenarios. Classic path-following models did not originally predict a metric for the variation of the reference forward velocity, and this becomes an even more pronounced problem when using visual techniques that are very sensitive to parameter calibration, such as curvature. This paper proposes an approach to forward velocity variation in NMPC-based visual path-following controllers. The main contribution is the creation of a new state capable of capturing the characteristics of the path and calculating, at runtime, an optimal forward velocity capable of regulating the robot around the visual path. Experiments with the Husky UGV platform demonstrate the effectiveness of the proposal.

Resumo: Controle visual tornou-se uma alternativa interessante para o aumento da autonomia da navegação de robôs móveis em muitos cenários reais. Os modelos clássicos para seguimento de caminhos não permitem, originalmente, uma métrica para a variação da velocidade navegação, e isso torna-se um problema ainda mais pronuciável ao utilizar técnicas de controle visual, muito sensíveis à calibração de parâmetros, como a curvatura. Este artigo propõe uma abordagem para a variação na velocidade de navegação em controladores para seguimento de caminhos visuais baseados em NMPC. A principal contribuição surge na criação de um novo estado capaz de capturar as características do caminho e calcular, em tempo de execução, uma velocidade de navegação ótima capaz de regular o robô em torno do caminho visual. Experimentos com a plataforma Husky UGV demonstram a efetividade da proposta.

Keywords: Mobile Robotics; Predictive Control; Robotic vision; Non-Linear Control; Visual servoing.

Palavras-chaves: Robótica Móvel; Controle Preditivo; Visão robótica; Controle Não Linear; Controle servo visual.

1. INTRODUÇÃO

Decorrente da grande disponibilidade de sensores visuais de baixo custo e do poder computacional contemporâneo, a eficiência algoritmica de controladores baseados em visão não é mais um gargalo, e seu uso está sendo cada vez mais considerado em diversas aplicações, como na indústria (Gorbunov et al. (2018)), transporte (Tianqi (2017)) e agricultura (Arakeri et al. (2017)).

Partindo dos esquemas clássicos de controle servo-visual PBVS *(Position Based Visual Servoing)* e IBVS *(Image Based Visual Servoing)*, até as abordagens mais atuais, como as baseadas em aprendizado de máquina (Castelli et al. (2017)), existe ampla variedade de soluções para robôs manipuladores, especialmente em ambientes industriais (Ibarguren et al. (2014); Chang et al. (2017); Muñoz-Benavent et al. (2019)). No campo da robótica móvel, existe um interesse crescente em estratégias de controle baseadas em visão, como por exemplo na indústria automotiva, através de projetos classificados como ITS (*Intelligent Transportation Systems*) (Kim (2008)) e ADAS (*Advanced Driver Assistance*) (Kuo et al. (2011)).

Dentre as áreas de particular interesse, em que há um progresso considerável, inclui-se o seguimento de caminhos visuais. Quando existe um caminho físico, intrínseco à aplicações, como trilhas e faixas de rodagem, é possível obter modelos que permitem o controle direto no plano da imagem, como em Coulaud et al. (2006) através de controladores clássicos e Cherubini et al. (2008) através do abordagens básicas de controle servo-visual, em ambos os casos não são permitidas variações nas velocidades de navegação.

Mesmo para o rastreamento caminhos geométricos pré-especificados no plano do mundo, cujas coordenadas de referência são dadas a priori, originalmente, não são permitidas variações na velocidade de navegação (Micaelli e Samson (1994)). Nesse caso, existem soluções pontuais, como Kanjanawanishkul et al. (2010) através de uma ca-

mada adicional de controle ótimo e Burke (2012) com uma proposta para compensação do deslizamento. Soluções específicas para variação de velocidade de controladres para seguimento de caminhos visuais também são encontradas em Delfín et al. (2014) para a navegação de robôs humanóides e (Seon et al., 2015) através de um modelo do tipo monociclo para implementar um seguimento caminho visual independente da velocidade.

A despeito das abordagens utilizadas, é de fundamental importância o uso de modelos representativos e controladores visuais com características satisfatórias de robustez inerente, a fim de permitir controle computacionalmente eficiente, diretamente do plano da imagem. Nesse contexto, emergem controladores preditivos, cujo princípio de horizonte móvel é muito adequado para seguir caminhos arbitrários, sujeitos a imperfeições e restrições físicas. A versão não-linear dessa classe de controladores ótimos tem sido usada há muito tempo para resolver problemas de seguimento de caminhos explícitos no sistema de coordenada do mundo (Faulwasser e Findeisen (2009); Castano e Tan (2019)), cuja implementação é viabilizada pelo uso de sistemas de localização direta e indireta, que produzem como contrapartida, altos níveis de custo computacional, quando aplicados a grandes plataformas, navegando em ambientes dinâmicos e não estruturados.

Este artigo propõe uma nova abordagem para a variação da velocidade de navegação dos controladores NMPC (*Nonlinear Model Predictive Control*) para seguimento de caminhos visuais proposto por Ribeiro e Conceição (2019). A partir de um perfil de velocidade de navegação de referência explícito através de uma função dependente da curvatura, é criado um novo estado capaz de capturar as características do caminho e calcular, em tempo de execução, uma velocidade de navegação ótima capaz de regular o robô em torno do caminho visual, sem comprometimento do custo computacional. Para tal fim, é essencial estimar funções de curvatura representativas, mesmo na presença de imperfeições produzidas por procedimentos imprecisos para calibração de informações visuais. Para isto, utiliza-se o sistema visual proposto por Franco et al. (2019a) e extendido para ambientes noturnos em Franco et al. (2019b).

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma: Na Seção 2, o problema é formalizado e na Seção 3 são apresentados os controladores NMPC utilizados. A Seção 4 apresenta a plataforma experimental e os principais resultados e a Seção 5 fornece as conclusões.

2. FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA

Os elementos necessários para a modelagem do problema de seguimento de caminhos visuais, conforme proposto por Ribeiro e Conceição (2019) são apresentados na Fig. 1. Nesse modelo, para um perfil de velocidade linear pré-especificado v, os estados (idênticos às saídas no presente caso) são parâmetros extraídos de um sistema de visão computacional a cada interação, e a entrada é o erro entre as velocidades angulares do robô (ω) e de um veículo virtual (ω_r) posicionado no horizonte visual. Tal modelo é definido da seguinte forma (Ribeiro e Conceição (2019)):

$$u_e = \omega - c(s)\frac{(v+\omega Z)}{\cos\theta_r}, \tag{1}$$

$$\dot{\mathbf{x}}_e = \begin{bmatrix}\dot{Z}\\ \dot{\theta}_r\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\omega H + (\omega Z + v)\tan(\theta_r)\\ u_e\end{bmatrix}, \tag{2}$$

com:

- s: Comprimento do caminho;
- $c(s)$: Curvatura do caminho;
- H : Horizonte visual constante;
- Z: Espaçamento lateral (variável de estado);
- θ_r: Erro angular (variável de estado);
- $\mathbf{u_e}$: Entrada.

Analisando os pontos de equilíbrio ($\dot{Z} = \dot{\theta}_r = 0$), tem-se que:

$$\omega = \frac{cv}{\cos\theta_r - cZ}; \tag{3}$$

$$\omega = \frac{-v\tan\theta_r}{Z\tan\theta_r + H}; \tag{4}$$

$$v = \frac{\omega(\cos\theta_r - c(s)Z)}{Z}; \tag{5}$$

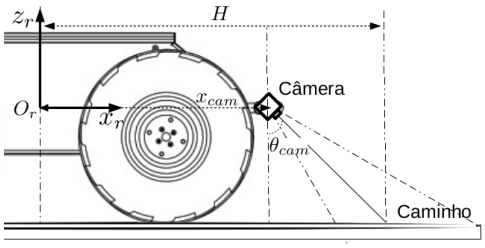
$$v = \frac{-\omega H - \omega Z\tan\theta_r}{\tan\theta_r}. \tag{6}$$

De (3) em (4) e de (5) em (6), obtém-se:

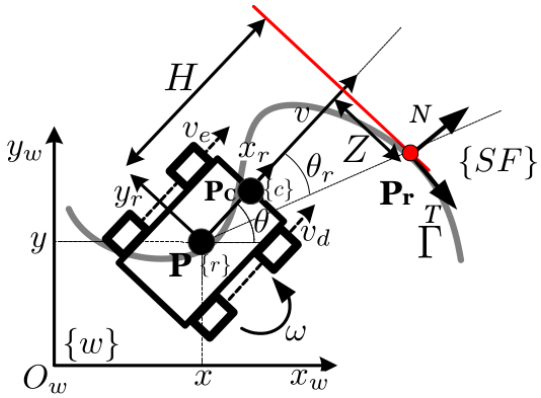
$$\theta_r = \sin^{-1}(-Hc). \tag{7}$$

Assim, pode-se observar que uma condição de equilíbrio estável, dependente da curvatura (função de s) e do horizonte visual (constante), pode ser alcançada ajustando θ_r, que por sua vez é alcançado pelos valores apropriados de v e ω

Além disso, $c(s)$ deve satisfazer:



(a) Vista Lateral.



(b) Sistemas de Coordenadas.

Figura 1. Seguimento de caminhos visuais.

$$\dot{c} = \frac{dc}{ds}\frac{(v+\omega z)}{\cos\theta_r}. \tag{8}$$

Dado que $v_{ref} = \dot{s}\cos\theta_r$ e após manipulações algébricas em (8) obtém-se:

$$v = v_{ref}(1 - c(s)\frac{Z}{\cos\theta_r}). \tag{9}$$

Observando que os estados Z e θ_r devem ser regulados em torno de zero e que o campo visual impõe restrições explícitas nesses valores, pode-se dizer que o termo $\frac{Z}{\cos\theta_r}$ produz pouco efeito modulador na velocidade de referência. Assim, há preponderância dos valores das curvaturas atuais para a redução ou aumento da velocidade de navegação.

Neste trabalho, propõe-se a seguinte função de referência para a velocidade de navegação:

$$v_{ref} = v_{nav}(1 - K|c(s)|), \tag{10}$$

com as seguintes constantes:

- v_{nav} : a velocidade de navegação desejada;
- k : constante positiva para compensar imprecisões do processo de calibração da curvatura.

Adicionalmente, propõe-se criar um novo estado da seguinte forma:

$$\eta = v - v_{ref}. \tag{11}$$

Com este novo estado, será possível variar a velocidade de navegação de forma a garantir a manutenção do caminho no plano visual. A partir da derivada temporal de (11), obtém-se:

$$\dot{\eta} = a - a_{ref}, \tag{12}$$

com:

- a : a aceleração atual;
- a_{ref} : a aceleração de referência, dada por $\dot{v}_{ref}$ como segue:

$$a_{ref} = -Kv_{nav}\frac{|c(s)|}{c(s)}\omega_r^2(a + \dot{Z}\omega)\operatorname{sen}\theta_r. \tag{13}$$

Observa-se que, para o desenvolvimento de controladores baseados no presente modelo, é necessária a aquisição de medidas precisas de curvaturas diretamente do plano da imagem. Na abordagem original, apesar das vantagens obtidas em desempenho e esforço computacional, o algoritmo apresenta algumas limitações, como impossibilidade de lidar com descontinuidades de caminho e variabilidade de cadência visual e iluminação.

Para a solução destes problemas, o presente trabalho utiliza a estratégia proposta por Franco et al. (2019a) para a estimação de um caminho geométrico no plano visual, o que permite medições precisas da curvatura mesmo em situações adversas, além de viabilizar a utilização de (10) para a obtenção de um valor inicial para a velocidade de navegação.

Sumariamente, propõe-se o seguinte modelo para o estágio de predição do controlador NMPC aplicado ao seguimento de caminhos visuais com velocidade de navegação variável:

$$u_1 = \omega - \omega_{ref}, \tag{14}$$

$$u_2 = a - a_{ref}, \tag{15}$$

$$\dot{\mathbf{x}}_e = \begin{bmatrix} \dot{Z} \\ \dot{\theta}_r \\ \dot{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega H + (\omega Z + v)\tan(\theta_r) \\ u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}, \tag{16}$$

sendo $\omega_{ref} = c(s)\frac{(v+\omega Z)}{\cos\theta_r}$, assim como na abordagem original.

3. CONTROLADORES NMPC

O modelo representado por (16) é não-linear, variante de tempo e possui restrições de entradas e nos estados, justificando o uso de estratégias de controle ótimo e computacionalmente eficientes. Controladores NMPC atendem a alguns desses requisitos devido ao seu desempenho com problemas multivariáveis, restritos e variantes no tempo. Esses 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 para o NMPC de tempo contínuo nominal [1] :

$$J_{min} = \min_{\mathbf{u}_e} \int_t^{t+T_p} F(\mathbf{x}_e(\tau), \mathbf{u}_e(\tau))d\tau, \tag{17}$$

$$\text{sujeito a: } \dot{\mathbf{x}}_e(\tau) = f(\mathbf{x}_e(\tau), \mathbf{u}_e(\tau)), \tag{18}$$

$$\mathbf{u}_e(\tau) \in \mathcal{U}, \forall\, \tau \in [t, t+T_c], \tag{19}$$

$$\mathbf{x}_e(\tau) \in \mathcal{X}, \forall\, \tau \in [t, t+T_p], \tag{20}$$

com o custo de etapa F dado por:

$$F(\mathbf{x}_e(\tau), \mathbf{u}_e(\tau)) = \mathbf{x}_e^T\mathbf{Q}\mathbf{x}_e + \mathbf{u}_e^T\mathbf{R}\mathbf{u}_e, \tag{21}$$

sendo:
T_p o horizonte de predição;
T_c o horizonte de controle; Com $T_c \leq T_p$;
$\mathcal{U}$ o conjunto de entradas factíveis;
$\mathcal{X}$ o conjunto de estados factíveis e
$\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$ matrizes definidas positivas que ponderam os desvios nos valores requeridos.

Os esforços de controle físicos (v_{ref}, ω_{ref}) são calculados aplicando as entradas de controle ótimas, u_1^* e u_2^*, obtidas a partir da solução do algoritmo NMPC, da seguinte forma:

$$\omega_{ref} = \frac{u_1^*(t_k)\cos\theta_r + cv}{\cos\theta_r - cZ}. \tag{22}$$

$$v_{ref} = v - \int u_2^*(t_k). \tag{23}$$

Com essa nova abordagem, é possível aumentar os níveis de robustez às imperfeições no sistema visual, como limitação na taxa de quadros por segundo (cadência) e no próprio ambiente de navegação, conforme evidenciado nos resultados experimentais fornecidos a seguir.

[1] Nominal no sentido de não haver nenhum tratamento explícito para garantia de factibilidade ou estabilidade.

4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

O cenário experimental é composto por um caminho de referência arbitrário e com uma função de curvatura variável, ilustrado na Figura 2(a), montado em um piso plano e com perfil de cores não homogêneo. Os algoritmos desenvolvidos foram embarcados no robô *Husky UGV*, Figura 2(b), equipado com uma webcam *Microsoft ® LifeCam HD-3000* usada como sensor visual com a seguinte pose em relação ao centro de massa do robô: $x = 0,5$ m; $y = 0$ m; $z = -0,1$ m; $\theta_{cam} = \frac{\pi}{4}$rad.

(a) Caminho de Referência. (b) Husky UGV.

Figura 2. Plataforma Experimental.

O controlador NMPC, mantendo-se a nomenclatura apresentada em Ribeiro e Conceição (2019), considera $T_p = T_c = 3T_s$, devido às não-linearidades mencionadas anteriormaente, e $T_s = 0,2$ s devido à dinâmica do sistema em malha aberta. O problema de otimização foi resolvido através do pacote gratuito DONLP2 Spellucci (1998), um otimizador não-linear de uso geral para variáveis contínuas que implementa um método de programação quadrática sequencial com uma técnica de conjunto ativo.

Os parâmetros de sintonia para ambas as abordagens, original (AO) e proposta (AP), são apresentados na Tabela 1 e as restrições nos estados e entradas são apresentados na Tabela 2. Após a resolução do problema de otimização (22) e (23) são aplicadas ao controlador de rodas nativo do *Husky UGV*.

A Figura 3 apresenta as posições instantâneas no sistema de referência global para as duas abordagens e Figura 4 ilustra os resultados completos. Observa-se que, apenas com a abordagem proposta, o robô é capaz de seguir completamente o caminho, uma vez que a velocidade de navegação foi reduzida, na medida necessária, para uma navegação segura [2]. A Figura 4(a) apresenta a curvatura instantânea adquirida, em tempo de execução, para ponderar a velocidade de navegação, conforme proposto no presente trabalho. Como pode ser visto, a velocidade é reduzida nas seções mais curvas do caminho.

O comportamento das variáveis de controle internas, $[u_{1_{old}}]$ (AO) e $[u_{1_{new}}, u_{2_{new}}]$ (AP), é ilustrado na Figura 4(b), que mostra desempenho superior da abordagem proposta, mesmo nos momentos iniciais, quando ambas as abordagens funcionaram (cerca de 10s). É possível notar que as restrições de entrada foram atendidas nos dois casos e a perda do caminho que ocorreu com a abordagem original se deve à impossibilidade de ajustar a velocidade de navegação nas seções mais curvas, impossibilitando a geração das ações de controle necessárias em tempo de execução.

[2] Esses resultados podem ser melhor visualizados em vídeo disponível em: `https://youtu.be/MUIJCBDZGZc`

Tabela 1. Parâmetros de sintonia do NMPC.

	Q	**R**
AO	$diag(1000;\ 1000)$	0.001
AP	$diag(1000;\ 1000;1)$	$diag(0.001;0.001)$

Tabela 2. Restrições do NMPC

	$\lvert Z[m]\rvert$	$\lvert\theta_r[rad]\rvert$	$\lvert\eta[m/s]\rvert$	$u1[rad/s]$	$u2[m/s]$
AO	0.2	0.5	-	1	-
AP	0.2	0.5	0.5	1	1

As Figuras 4(c) e 4(d) fornecem os erros de seguimento de caminho visual das abordagens original e proposta, respectivamente. Observa-se que, a abordagem proposta atende às restrições especificadas em todos os momentos, por outro lado, os erros da abordagem original crescem rapidamente, logo na primeira seção mais curva do caminho.

Os resultados obtidos, da perspectiva dos controladores, podem ser observados nas Figuras 4(c) e 4(d), onde é possível verificar que, com a nova abordagem, são permitidas variações de velocidade consistentes com a curvatura visual, o que tem implicações no comportamento da velocidade angular, proporcionando maior adaptabilidade às características do sistema visual. Também é importante observar a capacidade de reserva da nova abordagem, pois esforços de controle ainda maiores podem ser produzidos com a plataforma experimental usada ($v_{max} = 1$ m/s e $\omega_{max} = 1$ rad/s)

Além disso, observa-se que a velocidade de navegação ideal calculada pelo controlador NMPC da abordagem proposta é inferior à especificada por v_{nav}, devido aos valores de restrição e parâmetros de ajuste utilizados, o que impõe um comportamento mais conservador. Isso confirma que abordagem proposta adiciona um certo grau de segurança na navegação, priorizando a regulação ao longo do caminho em detrimento da variação de velocidade.

Para comparação de desempenho, com essa velocidade mais baixa, a abordagem original foi executada com $v_{nav} = 0,3$ m/s, no entanto, tal abordagem ainda falha em torno de 16,5s, como pode ser visto no vídeo. Para destacar ainda mais o ganho de desempenho da abordagem proposta, duas métricas quantitativas, mais especificamente, a integral do erro absoluto (IAE) e a variação total do controle (TV) são usadas. O índice IAE, calculado por $\int_0^{T_{END}} |e(t)|dt$, é amplamente usado para comparar o desempenho de

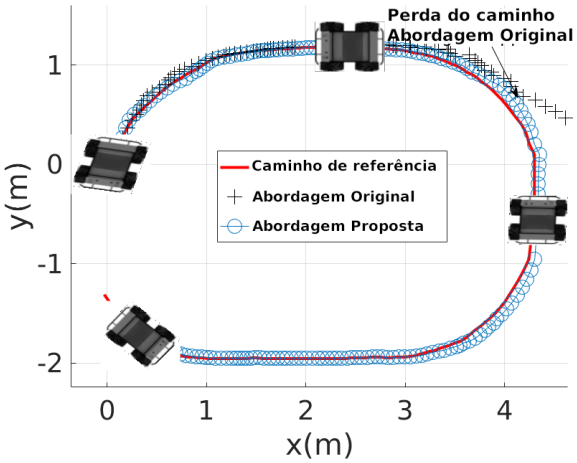


Figura 3. Posições instantâneas.

diferentes estratégias em experimentos semelhantes, por outro lado o índice TV, calculado por $\sum_{k=0}^{k_{END}} |u(k)-u(k-1)|$, visa avaliar o efeito do ruído nos sinais de controle.

Para o problema atual, os erros (Z e θ_r) e as ações de controle (v e ω), para o período em que as duas abordagens funcionaram, geram os dados mostrados na Tabela 3. Todos os índices diretamente relacionados à implementação do NMPC, ou seja, exceto o índice v_{TV} que não é controlado diretamente na abordagem original, têm melhores valores com a abordagem proposta, confirmando sua superioridade.

	IAE		TV	
	$Z_{iae}[m]$	$\theta_{iae}[rad]$	$v_{tv}[m/s]$	ω_{tv}[rad/s]
A. Original	1.2006	0.4694	3.4197	2.6080
A. Proposta	0.9878	0.4016	3.4321	1.8462

Tabela 3. Análise quantitativa.

5. CONCLUSÕES

Este artigo propõe uma nova abordagem para a variação de velocidade de navegação em controladores NMPC aplicados à solução do problema de seguimento de caminhos visuais, característica extremamente necessária em diversas aplicações reais, seja por questão de segurança ou de conforto, na navegação de veículos autônomos.

Para a manutenção dos requisitos de baixa complexidade computacional, apenas um novo estado foi criado, responsável por capturar a dinâmica da evolução do caminho no plano visual e gerar velocidades de referência apropriadas. Para isso, considerando as especificações da curvatura visual, adquirida em tempo de execução, através de um sistema de visão computacional que estima um caminho geométrico, foi gerado um perfil de velocidade de referência como função da curvatura, que serve como uma aproximação inicial do valor a ser otimizado.

Resultados experimentais usando um robô de grande porte, especificamente o Husky UGV, demonstraram que, com a abordagem proposta, é possível seguir caminhos visuais com segurança e eficiência. Trabalhos futuros incluem o tratamento de imperfeições no caminho de referência além de uma formalização dos níveis de robustez da abordagem proposta.

6. AGRADECIMENTOS

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.

REFERÊNCIAS

Arakeri, M.P., Vijaya Kumar, B.P., Barsaiya, S., e Sairam, H.V. (2017). Computer vision based robotic weed control system for precision agriculture. In *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 1201–1205. doi: 10.1109/ICACCI.2017.8126005.

Burke, M. (2012). Path-following control of a velocity constrained tracked vehicle incorporating adaptive slip estimation. In *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 97–102. doi:10.1109/ICRA.2012.6224684.

Castano, M. e Tan, X. (2019). Model predictive control-based path-following for tail-actuated robotic fish. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 141. doi:10.1115/1.4043152.

Castelli, F., Michieletto, S., Ghidoni, S., e Pagello, E. (2017). A machine learning-based visual servoing approach for fast robot control in industrial setting. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 14(6), 1729881417738884.

Chang, W.C., Cheng, M.Y., e Tsai, H.J. (2017). Image feature command generation of contour following tasks for scara robots employing image-based visual servoing -a ph-spline approach. *Robot. Comput.-Integr. Manuf.*, 44(C), 57–66.

Cherubini, A., Chaumette, F., e Oriolo, G. (2008). An image-based visual servoing scheme for following paths with nonholonomic mobile robots. In *Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2008*, 108–113. Hanoi, Vietnam, France.

Coulaud, J.., Campion, G., Bastin, G., e De Wan, M. (2006). Stability analysis of a vision-based control design for an autonomous mobile robot. *IEEE Transactions on Robotics*, 22(5), 1062–1069. doi:10.1109/TRO.2006.878934.

Delfín, J., Becerra, H.M., e Arechavaleta, G. (2014). Visual path following using a sequence of target images and smooth robot velocities for humanoid navigation. In *2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, 354–359. doi:10.1109/HUMANOIDS.2014.7041384.

Faulwasser, T. e Findeisen, R. (2009). *Nonlinear Model Predictive Path-Following Control*, 335–343. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

Franco, I.J.P.B., Ribeiro, T.T., e Conceição, A.G.S. (2019a). A novel approach for parameter extraction of an nmpc-based visual follower model. In *2019 19th International Conference on Advanced Robotics (ICAR)*, 117–122.

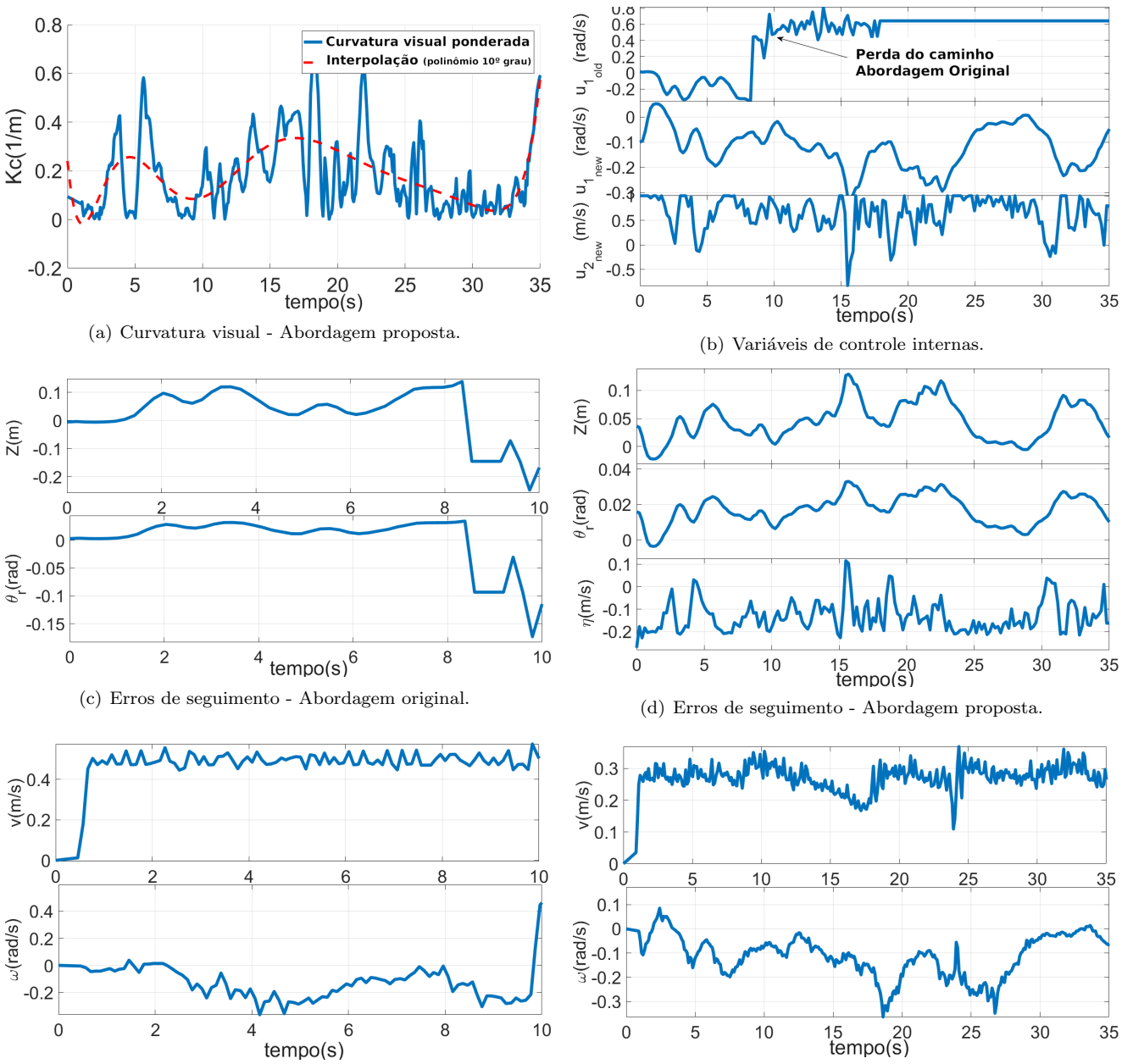
Franco, I.J.P.B., Ribeiro, T.T., e Conceição, A.G.S. (2019b). Uma nova abordagem para extração de parâmetros do modelo de seguidores visuais baseado em nmpc aplicado ao husky ugv. In *Anais do 14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, 2173–2178.

Gorbunov, V., Bobkov, V., Win Htet, N., e Ionov, E. (2018). Automated control system of fabrics parameters that uses computer vision. 1728–1730. doi:10.1109/EIConRus.2018.8317438.

Ibarguren, A., Martínez-Otzeta, J.M., e Maurtua, I. (2014). Particle filtering for industrial 6dof visual servoing. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 74(3), 689–696.

Kanjanawanishkul, K., Hofmeister, M., e Zell, A. (2010). Path following with an optimal forward velocity for a mobile robot. *IFAC Proceedings Volumes*, 43(16), 19 – 24. doi:https://doi.org/10.3182/20100906-3-IT-2019.00006. 7th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles.

Kim, Z. (2008). Robust lane detection and tracking in challenging scenarios. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(1), 16–26. doi:10.1109/TITS.



(a) Curvatura visual - Abordagem proposta.

(b) Variáveis de controle internas.

(c) Erros de seguimento - Abordagem original.

(d) Erros de seguimento - Abordagem proposta.

(e) Esforços de Controle - Abordagem original.

(f) Esforços de Controle - Abordagem proposta.

Figura 4. Comparação entre as abordagens.

2007.908582.

Kuo, Y.C., Pai, N.S., e Li, Y.F. (2011). Vision-based vehicle detection for a driver assistance system. *Computers & Mathematics with Applications*, 61(8), 2096 – 2100. doi:https://doi.org/10.1016/j.camwa.2010.08.081. Advances in Nonlinear Dynamics.

Micaelli, A. e Samson, C. (1994). Trajectory tracking for two-steering-wheels mobile robots. *IFAC Proceedings Volumes*, 27(14), 249 – 256. doi:https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)47322-8. Fourth IFAC Symposium on Robot Control, Capri, Italy, September 19-21, 1994.

Muñoz-Benavent, P., Solanes, J.E., Gracia, L., e Tornero, J. (2019). Robust auto tool change for industrial robots using visual servoing. *International Journal of Systems Science*, 50(2), 432–449.

Ribeiro, T.T. e 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.

Seon, J., Tamadazte, B., e Andreff, N. (2015). Decoupling path following and velocity profile in vision-guided laser steering. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(2), 280–289. doi:10.1109/TRO.2015.2400660.

Spellucci, P. (1998). An sqp method for general nonlinear programs using only equality constrained subproblems. In *Mathematical Programming*, volume 82, 413 – 448.

Tianqi, L. (2017). A review of lane perception and automobile control based on computer vision. 6–11. doi: 10.1109/ICMCCE.2017.10.