

SEGUIMENTO DE CAMINHOS VISUAIS: UMA ABORDAGEM PARA IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS ATRAVÉS DE VISÃO COMPUTACIONAL

TIAGO T. RIBEIRO*, IAGO JOSÉ P. B. FRANCO*, RAMON O. FERNANDEZ*, ANDRÉ GUSTAVO S. CONCEIÇÃO*

**LaR - Laboratório de Robótica
Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade Federal da Bahia
Salvador, Bahia, Brasil*

Emails: tiagotr@ufba.br, pattasiago@gmail.com, ramon.elt.ba@gmail.com,
andre.gustavo@ufba.br

Abstract— The inclusion of visual sensors in techniques of mobile robots movement control greatly increases the range of potential applications. The advancement of research in computer vision generates a set of computationally efficient solutions that, together with optimal control techniques, allow to meet the most varied performance criteria. This article proposes the use of computer vision techniques to identify parameters of visual characteristics and later application of NMPC controllers directly to the image plane, solving the problem of following arbitrary visual paths. The present development is general enough to be applicable with other combinations of motion control strategies and optimal controllers besides increasing the robustness indexes to imperfections in the visual system and navigation environments. Experimental results demonstrate the correctness of the proposed methodology.

Keywords— Computer Vision; Path Following; Visual Control.

Resumo— A inclusão de sensores visuais em técnicas para controle de movimentos de robôs móveis aumenta bastante a gama de aplicações potenciais. O avanço das pesquisas em visão computacional gera um conjunto de soluções computacionalmente eficientes, que juntamente com técnicas de controle ótimo, possibilitam atender aos mais variados critérios de desempenho. Este artigo propõe a utilização de técnicas de visão computacional para identificação de parâmetros de características visuais e posterior aplicação de controladores NMPC diretamente ao plano da imagem, solucionando o problema de seguimento de caminhos visuais arbitrários. O presente desenvolvimento é geral o suficiente para que seja aplicável com outras combinações de estratégias de controle de movimentos e controladores ótimos além de aumentar os índices de robustez a imperfeições no sistema visual e do ambiente de navegação. Resultados experimentais demonstram a corretude da metodologia proposta.

Palavras-chave— Visão computacional; Seguimento de Caminho; Controle Visual.

1 Introdução

Atualmente, a grande disponibilidade de sensores visuais de pequeno porte e alta precisão, tem produzido um cenário em que é mandatória a sua inclusão em novos projetos de controladores de movimentos de robôs móveis. Isto se deve, em grande parte, ao aumento na quantidade de aplicações potenciais, já que são proporcionadas percepções de contextos mais adequadas a uma grande variedade de ambientes.

Muitas das propostas recentes para seguimento de caminhos visuais ainda se baseiam em técnicas de controle servo visual, tanto para robôs holonômicos (Safia and Fatima, 2017) quanto não holonômicos (Elsheikh et al., 2016). Porém, tais estratégias exigem uma contrapartida computacional elevada, devido ao cálculo da inversa da matriz de interação, para um número elevado de características visuais, em tempo de execução.

Muitas propostas conseguem solucionar este problema, porém exigindo caracterização completa dos caminhos seguidos, isto é, restrições na curvatura, pré disposição do caminho no plano visual e velocidade de navegação devem ser consideradas a priori. Isto foi parcialmente feito nos tra-

balhos de (Cherubini et al., 2008) por meio de um esquema de chaveamento entre controladores de linhas e colunas, em (de Lima and Victorino, 2014) através de uma proposta de janela dinâmica para desvios de obstáculos e em (Sabatta, 2014) pelo estabelecimento de uma métrica de erro com base no quadrado da distância entre duas amostras de imagem. Porém, em todos os casos, estas propostas não tratam explicitamente os limites impostos pelo sistema visual, sendo deste modo uma boa oportunidade para a aplicação de estratégias de controle ótimo.

Neste contexto, (Ribeiro, 2016a) propõe a aplicação de controladores preditivos baseados em modelos não lineares (NMPC) para a resolução do problema de seguimento de caminhos visuais, diretamente no plano da imagem. Porém, assim como na modelagem original, proposta por (Coulaud et al., 2006), existe a exigência de que o robô esteja em frente ao caminho a ser seguido, o que certamente limita a aplicabilidade prática da técnica. Além disso, o mecanismo de extração de características visuais é pouco robusto à imperfeições nas imagens capturadas e cadência visual.

Com o avanço das pesquisas na área de visão computacional, muitos algoritmos eficientes para

detecção de características foram validados em diversos cenários, tais como industrial (Gorbunov et al., 2018), transportes (Tianqi, 2017) e agricultura (Arakeri et al., 2017). A utilização destes algoritmos em técnicas de seguimento de caminhos visuais permite tornar as soluções menos susceptíveis a falhas devido a imperfeições no ambiente de navegação, robô móvel e do próprio sistema visual.

Este trabalho objetiva aplicar técnicas de visão computacional às estratégias propostas por (Ribeiro, 2016b), objetivando solucionar problemas específicos, tais como variabilidade de cadência visual, ambientes com diferentes índices de luminosidade e descontinuidades nos caminhos de referência. Além disso, a proposta aqui apresentada elimina a exigência de que o robô se encontre exatamente em frente ao caminho a ser seguido. Fruto da simplicidade da proposta, outras estratégias de controle de movimentos tal como rastreamento de trajetórias ou estabilização em pontos combinadas a outras estratégias de controle, clássicas ou ótimas, podem ser aplicadas diretamente.

O artigo está organizado da seguinte forma: Na Seção 2 os problemas fundamentais são formalizados. Na Seção 3 a metodologia de solução é detalhada e são fornecidos aspectos do desenvolvimento. Na Seção 4 são apresentados resultados experimentais e na Seção 5 são fornecidas as principais conclusões.

2 Formalização dos Problemas

A Figura 1 ilustra os elementos necessários à formalização do problema de seguimento de caminhos visuais, conforme proposto em (Ribeiro, 2016a).

Por conveniência, já que os estados são os parâmetros a serem estimados por visão computacional a cada iteração, replica-se aqui o seguinte modelo cinemático:

$$\dot{\mathbf{x}}_e = f(\mathbf{x}_e, \mathbf{u}_e) = \begin{bmatrix} \dot{Z} \\ \dot{\theta}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega H + (\omega Z + v) \tan(\theta_r) \\ \mathbf{u}_e \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Em tal proposta, apesar de todas as vantagens inerentes aos controladores NMPC, existem limitações devido a ausência de algoritmos para o pré processamento das imagens capturadas. Assim, surgem problemas devido a imperfeições no sistema visual tal como diferenças de luminosidade e variabilidade da cadência visual, além da própria natureza do caminho a ser seguido que pode apresentar descontinuidades, bifurcações ou até cruzamentos com outros caminhos indesejados.

A Figura 2 ilustra imagens capturadas para um caso de descontinuidade no caminho visual. No sistema do mundo, trata-se de um caminho em forma de “L”, sendo ilustradas imagens imediatamente antes e após a referida descontinuidade. Como a linha para análise dos pixels é constante,

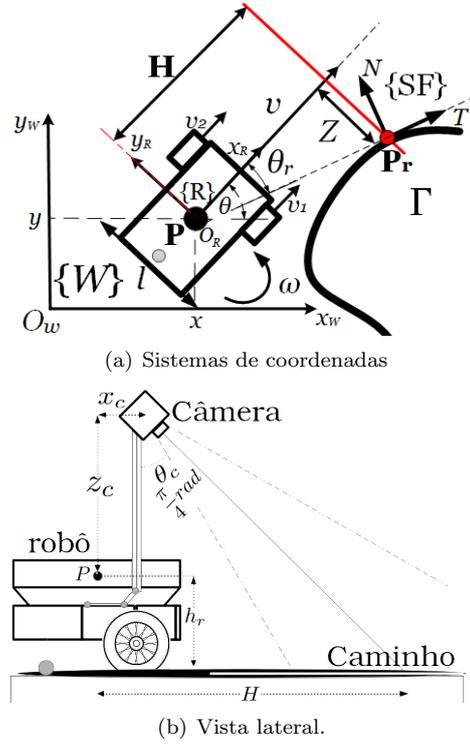


Figura 1: Seguimento de caminhos visuais.

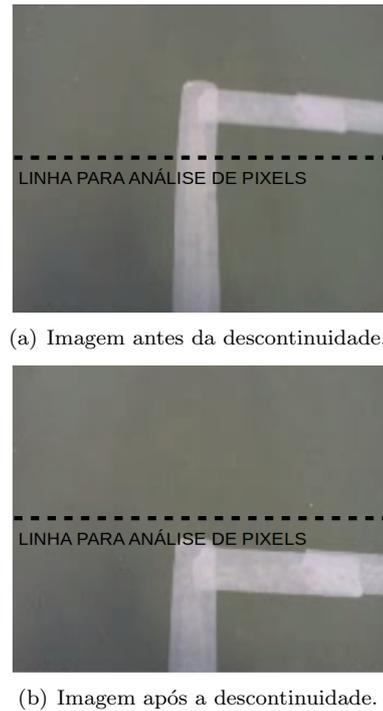


Figura 2: Problema com a proposta original - Descontinuidade no caminho visual.

a depender da velocidade de navegação e da cadência visual atual, o caminho é perdido em determinado instante de amostragem, não havendo solução para o problema.

As Figuras 3(a) e 3(b) apresentam os resultados para os erros de seguimento de caminho e esforços de controle para as três modalidades

de controladores NMPC propostas¹. Observa-se que mesmo com capacidade de esforço de controle compatível com o robô utilizado e factibilidade matemática garantida em uma das técnicas, sempre o caminho visual é completamente perdido.

Assim, para a aplicabilidade das propostas em diversos cenários reais, faz-se necessária a inclusão de uma etapa de pré processamento do caminho visual, sendo esta uma das contribuições deste trabalho, conforme proposta a seguir.

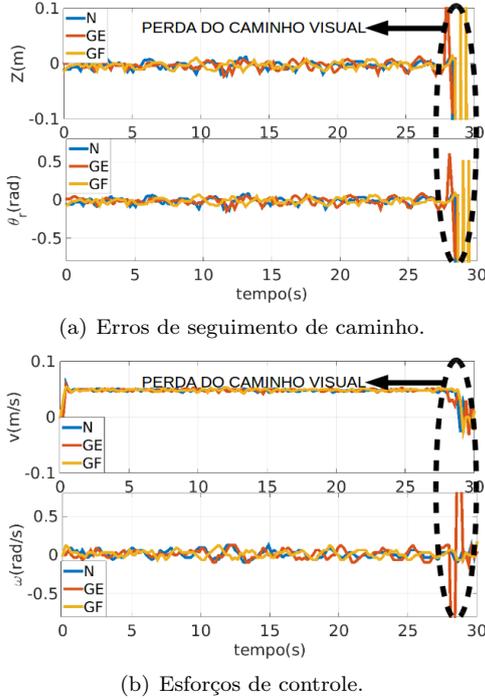


Figura 3: Problema com a proposta original - Perda do caminho visual.

3 Metodologia

O presente trabalho pretende solucionar os problemas elencados anteriormente através da utilização de algoritmos básicos de visão computacional, com o objetivo de não incrementar em demasia os níveis de complexidade computacional, aspecto importante da proposta original. Mais especificamente, a Figura 4 ilustra as principais etapas da estratégia proposta.

Os quadros processados pela presente proposta possuem como entrada matrizes em escala de cinza de tamanho $N \times N$. Para tal fim, utiliza-se a limiarização (*thresholding*) em escala de cinza, obtendo-se matrizes binárias \mathbf{c} da seguinte forma:

$$\mathbf{c}[\mathbf{u}, \mathbf{v}] = \begin{cases} 0 & I[u, v] < t; \\ 1 & I[u, v] \geq t; \end{cases} \quad \forall (u, v) \in I, \quad (2)$$

¹Nomenclatura: N - Caso nominal, GE: Garantia de estabilidade; GF - Garantia de factibilidade.

onde I é a matriz de imagem atual e (u, v) as coordenadas de um pixel.

O valor utilizado na limiarização foi calculado através do método de Otsu, que separa a imagem em duas classes, especificamente, fundo e objeto. Tal método é implementado através dos seguintes passos:

- Os pixels das imagens em níveis de cinza são representados em L níveis $[1, 2, 3 \dots L]$;
- O número de pixels no nível i é denotado por n_i e N representa o número total de pixels;
- Para simplificar, calcula-se o histograma em nível de cinza normalizado e o considera como uma distribuição probabilística, conforme equações a seguir:

$$p_i = \frac{n_i}{N}; \quad (3)$$

$$p_i > 0; \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^L p_i = 1. \quad (5)$$

- Após a normalização, divide-se os pixels em duas classes de objetos C_0 e C_1 (fundo e objeto) por um limiar de nível k para os pixels de níveis $[1, 2, \dots, k]$ dado por (6) e para aqueles de nível de $[k + 1, \dots, L]$ dado (7):

$$Pr(C_0) = \sum_{i=1}^k p_i; \quad (6)$$

$$Pr(C_1) = \sum_{i=k+1}^L p_i. \quad (7)$$

- A variância de cada classe é dada pelas equações a seguir:

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 Pr(i|C_0); \quad (8)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 Pr(i|C_1), \quad (9)$$

onde μ_0 e μ_1 são os momentos de ordem zero e de primeira ordem, respectivamente, dados da seguinte forma:

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k i Pr(i|C_0); \quad (10)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^L i Pr(i|C_1). \quad (11)$$

- Por fim, calcula-se o valor da variância intra-classe para os valores de k , como segue:

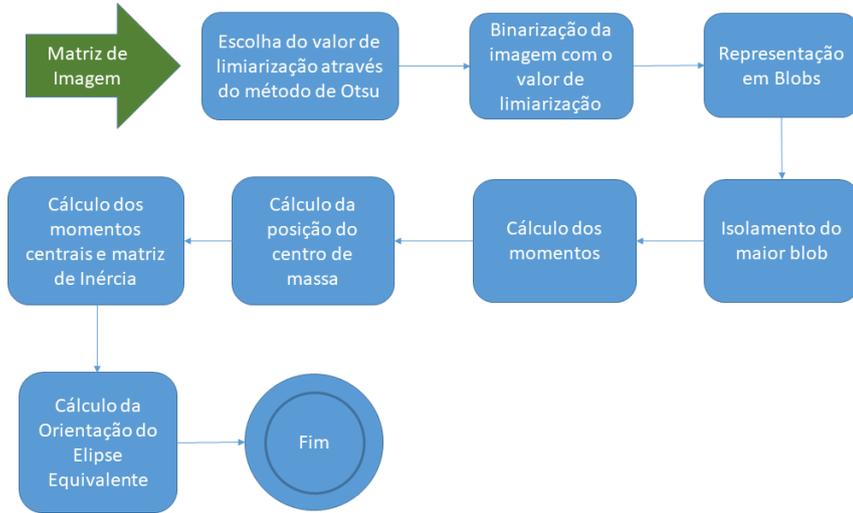


Figura 4: Fluxograma da abordagem proposta.

$$\sigma_C^2(k) = \sigma_0^2 Pr(C_0) + \sigma_1^2 Pr(C_1). \quad (12)$$

- O valor ótimo de *threshold* é dado pelo valor mínimo da variância intraclasse da seguinte forma:

$$k^* = \min_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_C^2(k). \quad (13)$$

Para a separação em *blobs* (regiões conectadas), utiliza-se a técnica *chain code* (Corke, 2011), que encontra os pontos e conecta os centros de cada pixel para formar o contorno de um objeto.

Na presente implementação, são 4 as adjacências entre pixels: Pixels a cima, a baixo e laterais.

Após separar a imagem em *blobs* e isolar o de maior área (o qual contém maior quantidade de pixels), utilizam-se momentos dados como segue:

$$m_{pq} = \sum_{(u,v) \in I} u^p v^q I[u, v], \quad (14)$$

onde I é a matriz de imagem, $[u, v]$ é a posição do pixel na matriz e $p + q$ é a ordem do momento.

A posição do centro de massa do objeto no plano da imagem é dada da seguinte forma:

$$u_c = \frac{m_{10}}{m_{00}}; \quad (15)$$

$$v_c = \frac{m_{01}}{m_{00}}, \quad (16)$$

onde m_{10} e m_{01} são os momentos de 1ª ordem e m_{00} , é o momento de ordem 0.

Obtém-se a orientação de referência através da elipse equivalente que é gerada pelos momentos com relação ao centro de massa (Corke, 2011), que representa a mesma região da matriz de inércia dada por:

$$\mu_{pq} = \sum_{(u,v) \in I} (u - u_c)^p (v - v_c)^q I[u, v], \quad (17)$$

onde (u_c, v_c) é a posição do centro de massa.

A partir destes momentos calcula-se a matriz de inércia da região, da seguinte forma:

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{pmatrix}. \quad (18)$$

Deste modo obtém-se informações sobre eixos paralelos a u e v passando pelo centroide (u_c, v_c) . Os autovetores correspondentes aos maiores autovalores dessa matriz representam os eixos da elipse equivalente. Com isso, o ângulo desse vetor com respeito ao eixo horizontal do plano da imagem pode ser obtido através do arco tangente entre esses autovetores. De posse destas informações, após calibração do sistema visual, obtém-se os parâmetros Z e θ_r iniciais, entradas do preditor dos algoritmos NMPC.

4 Resultados experimentais

O robô diferencial utilizado (Figura 5(a)) foi construído com a plataforma *Lego Mindstorms EV3* e possui uma webcam *Microsoft LifeCam HD-3000* com a seguinte pose (relativa a $\{R\}$): $x_c = 0,05\text{m}$; $y_c = 0,05\text{m}$; $z_c = 0,2\text{m}$; $\theta_c = \frac{\pi}{4}$ rad.

As análises foram feitas em situações onde a função de curvatura é variável, especificamente para o caminho arbitrário ilustrado na Figura 5(b). Nesta figura, observa-se também algumas situações-problema acrescentadas ao ambiente de navegação para avaliar a robustez da técnica proposta.

O controlador NMPC utilizado implementa a técnica para garantia de factibilidade baseada no relaxamento das restrições proposta por (Ribeiro, 2016b) e, mantendo-se a nomenclatura

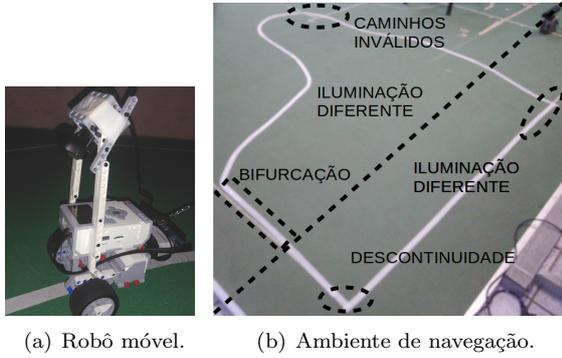


Figura 5: Plataforma experimental.

ali apresentada, considera-se $T_p = T_c = 3T_s$, com $T_s = 0,2s$ e os seguintes parâmetros de sintonia: $\mathbf{Q}_i = \text{diagonal}(10; 1)$; $\mathbf{R}_i = 0,2$. As restrições elementares foram definidas como segue:

$$|u_1| \leq 0,2 \text{ m/s}; |Z| \leq 0,05 \text{ m}; |\theta_e| \leq 0,3 \text{ rad.}$$

Após a inclusão das funções para pré processamento do caminho visual apresentadas no presente trabalho, foram obtidos os resultados ilustrados na Figura 6.

Observa-se que o caminho de referência foi seguido corretamente (Figura 6(a)) e que as perturbações no ambiente foram rapidamente reguladas em valores coerentes com as restrições adotadas (Figura 6(b)). A Figura 6(c) mostra que foram obtidos esforços de controle compatíveis com a plataforma experimental e a Figura 6(d) confirma que os custos computacionais se mantiveram bastante inferiores ao período de amostragem, comprovando assim que a inclusão dos algoritmos de visão computacional para identificação de parâmetros, não comprometeram o desempenho da técnica.

Alguns dos cenários encontrados no plano da imagem ao longo do experimento estão ilustrados na Figura 7, sendo possível confirmar que a estratégia aqui proposta foi capaz de resolver problemas encontrados com a abordagem original (Figura 2), especialmente descontinuidades e sensibilidade à cadência visual².

5 Conclusões

Com a crescente inclusão de sensores visuais em técnicas clássicas para controle de movimentos de robôs móveis, tal como seguimento de caminhos visuais, verifica-se que, na medida em que se aumenta a gama de aplicações, necessita-se considerar diversos aspectos intrínsecos aos sistemas visuais e ao ambiente de navegação.

Imperfeições como luminosidade variável, cadência visual insuficiente, descontinuidades no caminho de referência, caminhos indesejados no

²Estes resultados podem ser melhor visualizados através do vídeo disponível em <https://goo.gl/neSz5n>.

plano da imagem, motivam a busca de alternativas viáveis em termos de algoritmos de visão computacional, tanto para que se justifique implementações práticas da técnica para seguimentos de caminhos visuais baseados em NMPC, quanto para a proposição de novas soluções baseadas em outras estratégias de controle de movimentos e de nível mais baixo.

Este trabalho apresentou uma proposta para identificação de parâmetros através da utilização de algoritmos clássicos de visão computacional. Resultados experimentais mostraram a superioridade do método com relação à proposta original, já que várias imperfeições puderam ser levadas em consideração, aumentando os níveis de robustez da técnica, sem comprometimento do desempenho nos domínios energético e computacional.

Trabalhos futuros incluem adaptações ao modelo para a consideração de curvatura e horizonte visuais como incertezas e análise formal de robustez.

Agradecimentos

Este trabalho recebeu financiamento do programa de investigação e inovação Horizonte 2020 da União Europeia, contrato 777096 e da SEPIN / MCTI 4º chamada coordenada BR-UE no CIT.

Referências

- Arakeri, M. P., Kumar, B. P. V., Barsaiya, S. and Sairam, H. V. (2017). Computer vision based robotic weed control system for precision agriculture, *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, pp. 1201–1205.
- Cherubini, A., Chaumette, F. and Oriolo, G. (2008). An image-based visual servoing scheme for following paths with nonholonomic mobile robots, *Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2008*, Hanoi, Vietnam, France, pp. 108–113.
- Corke, P. (2011). *Robotics, Vision and Control: Fundamental Algorithms in MATLAB*, Springer Tracts in Advanced Robotics, Springer Berlin Heidelberg.
- Coulaud, J. B., Campion, G., Bastin, G. and Wan, M. D. (2006). Stability analysis of a vision-based control design for an autonomous mobile robot, *IEEE Transactions on Robotics* **22**(5): 1062–1069.
- de Lima, D. A. and Victorino, A. C. (2014). A visual servoing approach for road lane following with obstacle avoidance, *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on*, pp. 412–417.

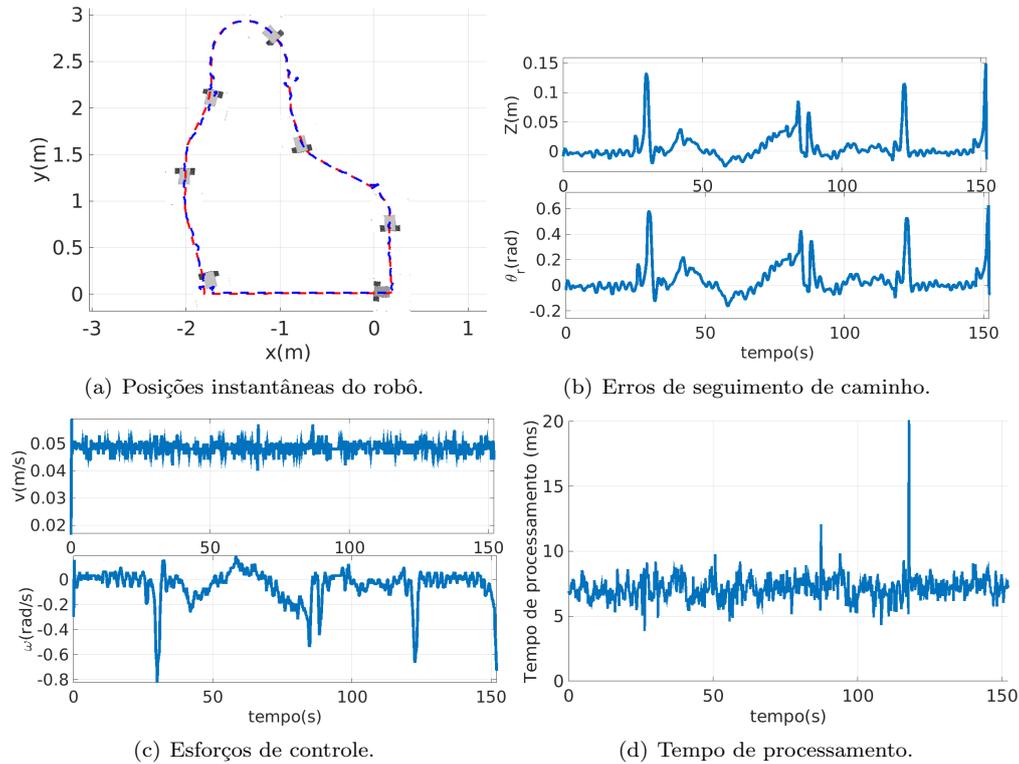


Figura 6: Seguimento de caminhos visuais baseado em NMPC com pré processamento da imagem.

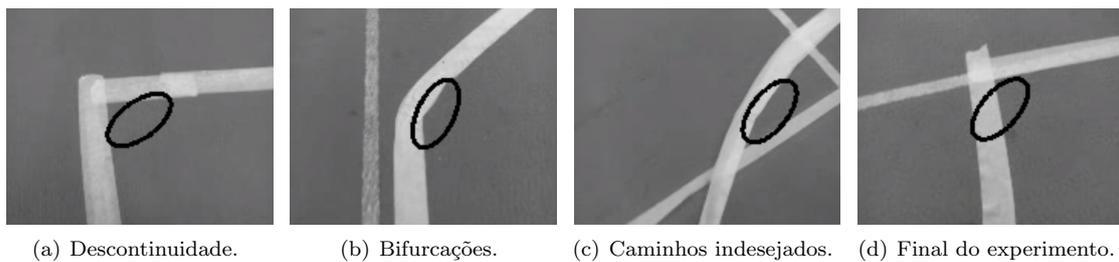


Figura 7: Alguns dos cenários encontrados no plano da imagem.

Elsheikh, E. A., El-Bardini, M. A. and Fkirin, M. A. (2016). Practical path planning and path following for a non-holonomic mobile robot based on visual servoing, *2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference*, pp. 401–406.

Gorbunov, V., Bobkov, V., Htet, N. W. and Ionov, E. (2018). Automated control system of fabrics parameters that uses computer vision, *2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*, pp. 1728–1730.

Ribeiro, T. T.; Fernandes, R. O. . C. A. G. S. (2016a). Garantia de estabilidade e factibilidade de controladores nmpc para o seguimento de caminhos visuais, *XXI Congresso Brasileiro de Automática - CBA2016*.

Ribeiro, T. T.; Fernandes, R. O. . C. A. G. S. (2016b). Seguimento de caminhos visuais baseado em nmpc para robôs diferenciais, *XXI Congresso Brasileiro de Automática - CBA2016*.

Sabatta, D. (2014). A vision-based error metric for path following control, *2014 PRASA, RobMech and AfLaT International Joint Symposium (PRASA/RobMech/AfLaT 2014)*.

Safia, F. and Fatima, C. (2017). Visual path following by an omnidirectional mobile robot using 2d visual servoing, *2017 5th International Conference on Electrical Engineering - Boumerdes (ICEE-B)*, pp. 1–7.

Tianqi, L. (2017). A review of lane perception and automobile control based on computer vision, *2017 Second International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE)*, pp. 6–11.