

Sistema de navegação autônoma para o robô agrícola Soybot ^{*}

Felipe F. Martins ^{*} Thiago M. Carvalho ^{*} Alimed Celecia ^{*}
Adalberto I. S. Oliveira ^{*} Gustavo B. P. Barbosa ^{*}
Marley M. B. Vellasco ^{*} Wouter Caarls ^{*} Karla Figueiredo ^{**}
Antonio C. Leite ^{***}

^{*} Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, RJ (e-mail: felipe.ferraz@engenharia.uffj.br, thiago.medeiros.carvalho@gmail.com, alimedcr22@gmail.com, adalberto@ele.puc-rio.br, gustavob@ele.puc-rio.br, marley@ele.puc-rio.br, wouter@ele.puc-rio.br)

^{**} Departamento de Informática e Ciência da Computação, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, RJ (e-mail: karlafigueiredo@ime.uerj.br)

^{***} Faculty of Science and Technology, Norwegian University of Life Sciences (e-mail: acleite@ieee.org)

Abstract: The autonomy of agricultural machines has been an important research field for Precision Agriculture. With the use of global positioning systems (GPS), the farmer is able to maximize the yield of his land through precise sowing. For other machines to perform actions after planting, the farmer often does not have data on the exact location of each row of the plantation; therefore, just being guided by the global position is not enough. The present work proposes an approach consisting of two steps for the control of the Soybot agricultural robot: a computer vision technique for the robot to travel through the interior of a grown plantation, without damaging it; and a path planning technique so that, at the end of the plantation row, it enters in the next row.

Resumo: A autonomia de máquinas agrícolas tem sido uma área de pesquisa importante para a Agricultura de Precisão. Com a utilização de sistemas de posição global (GPS), o fazendeiro consegue maximizar o rendimento de seu terreno por meio de um semeio preciso. Para que outras máquinas realizem ações após o plantio, muitas vezes o fazendeiro não possui dados da localização exata de cada fileira da plantação; logo, se guiar apenas pela posição global não é suficiente. O presente trabalho propõe uma abordagem composta por dois passos para o controle do robô agrícola Soybot: uma técnica por visão computacional para que o robô percorra o interior de uma plantação crescida, sem danificá-la; e uma técnica de planejamento de caminho para que este, ao final de uma fileira percorrida na plantação, manobre e entre na próxima fileira.

Keywords: Mobile Robotics; Visual Control; Computer Vision; ROS.

Palavras-chaves: Robótica móvel; Controle Visual; Visão computacional; ROS.

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é considerado um dos maiores produtores mundiais de culturas essenciais, como soja, cana-de-açúcar e café. País de dimensão continental e com extensas terras férteis para diferentes cultivos, o Brasil é um *player-chave* no Agronegócio, sendo um dos maiores exportadores do mundo. Mesmo sabendo que a automação aumenta a produtividade e a eficiência das atividades agrícolas, a automação agrícola ainda está em fase inicial. Para ajudar neste campo de pesquisa, indústria e universidades estão unindo forças para investigar novas abordagens para dife-

rentes culturas no Brasil (Tabile et al., 2011; Hackenhaar et al., 2015).

A agricultura inteligente é um campo tecnológico inovador, considerada a próxima etapa da produção agrícola para a geração de alimentos de forma sustentável e eficiente. De acordo com Pivoto et al. (2018), o mercado brasileiro está em fase inicial de adoção da Agricultura Inteligente, com diversos agentes em busca de oportunidades de negócios neste setor. Como uma das principais aplicações desse conceito, os robôs agrícolas são considerados tecnologias de ponta em fazendas automatizadas.

Mais especificamente, a agricultura de precisão é uma área em crescimento nos últimos anos, e a utilização de máquinas agrícolas inteligentes está cada vez mais comum no campo. Semeadoras inteligentes, por exemplo, possuem um

^{*} O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

sistema que utiliza tecnologias geo-espaciais com acurácia de centímetros chamado *Real-Time Kinematic Positioning* (RTK), de forma a gerenciar a lavoura com maior eficiência, ampliando sua produtividade (Machado et al., 2018).

Após o plantio, há a necessidade de utilizar outras máquinas para percorrer a lavoura, como por exemplo robôs para o monitoramento e aplicação de herbicidas na plantação.

Uma forma simplificada para o controle de robôs em ambientes agrícolas pode ser baseada em geolocalização do robô a partir de pontos geoposicionados na plantação, por meio de GPS. Assim, o robô poderia se localizar guiado por esses pontos posicionados na plantação, previamente medidos com um GPS. Contudo, nem sempre o fazendeiro possui os dados da geolocalização de cada fileira; ou ainda, casos os possua, pode ser arriscado guiar o robô apenas pela posição global das fileiras, já que mesmo um erro da ordem de centímetros pode ser suficiente para fazer com que a roda de tração danifique a plantação.

No campo da robótica agrícola, diversos sistemas foram desenvolvidos nas últimas décadas (Tian, 2002; Perez et al., 2017; Ahlin et al., 2017). Esses estudos desenvolveram dispositivos que buscam, entre outros, auxiliar na colheita, plantio e pulverização de fertilizantes ou agrotóxicos.

Este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema de navegação para um robô móvel com tração diferencial, que o torne capaz de navegar autonomamente em plantações de algodão e soja. Considera-se que o único conhecimento prévio sobre o campo é a localização global da área delimitadora do talhão¹ que é constituído por fileiras paralelas de plantio separadas por área não plantada denominadas entrelinhas (a distância é de aproximadamente 45cm) e cercado por áreas de manejo, onde pode se locomover sem danificar a plantação.

Na literatura, existem diversos métodos para navegação autônoma dentro de fileiras de plantação. Os autores em English et al. (2014), por exemplo, apresentam um novo método baseado em visão monocromática para guiar veículos autônomos em fileiras de culturas agrícolas usando uma câmera superior. Em Hiremath et al. (2014), os autores aplicaram um filtro de partículas baseado em imagem para navegação em ambientes agrícolas. Por fim, fora do ambiente agrícola, os autores em Cherubini et al. (2008) desenvolveram um controlador capaz de guiar um robô de acionamento diferencial usando duas características extraídas de uma imagem, que compõe uma trajetória que o robô precisa seguir.

Assim, este trabalho propõe uma nova abordagem para a navegação autônoma de um robô para aplicações de monitoramento de safras. Usando o robô desenvolvido para a área agrícola, chamado Soybot (Oliveira et al., 2019), este trabalho usa esforços especificamente para automatizar o monitoramento de cultivos de soja e algodão. A estratégia de navegação utiliza técnicas de visão computacional para percorrer uma fileira da plantação e um controle ponto-a-ponto para efetuar a manobra de troca de fileira.

O trabalho está dividido em sete seções. Na próxima seção é apresentado o sistema robótico utilizado para os experi-

mentos realizados. A terceira seção descreve a modelagem matemática do robô. A quarta seção mostra a metodologia desenvolvida para o controle autônomo, como os recursos utilizados e etapas de pré-processamento. Já na quinta seção são apresentados os algoritmos desenvolvidos para a navegação autônoma em uma plantação. A seção seis discute sobre os resultados obtidos experimentalmente em dois ambientes reais. Por fim, a última seção apresenta as conclusões obtidas neste trabalho e discute sobre os próximos passos.

2. VISÃO GERAL DO SISTEMA

Para realizar os experimentos deste trabalho, foi utilizado o robô Soybot (Figura 1), desenvolvido pelo Laboratório de Controle Inteligente (LCI) e pelo Laboratório de Inteligência e Robótica Aplicadas (LIRA), ambos laboratórios da PUC-Rio, em parceria com a *agtech* Solinftec.



Figura 1. Robô Soybot percorrendo o interior de uma plantação de soja em um estágio inicial de crescimento.

O Soybot é um robô modular de tração diferencial desenvolvido para atuar em plantações de soja e algodão. Possui duas rodas dianteiras de tração e duas rodas castores na parte posterior. Ele é considerado um robô modular porque os módulos laterais e superior podem ser separados, o que permite a troca do módulo superior, permitindo o robô se ajustar a áreas plantadas com entrelinhas com larguras diferentes. Seu hardware e dispositivos consistem em um Intel NUC7i5BNK com um processador Intel i5 7260U, 2.2Hz, 16GB of RAM, SSD 1T; três câmeras Logitech C270 (720p, 30 FPS) para realizar a tarefa de navegação (uma câmera na parte superior e uma câmera em cada módulo lateral); cinco câmeras ELP-USB13MAF-V75 (2880p, 10 FPS) e duas câmeras Intel RealSense D435i para realizar análises sobre a plantação; e dois módulos de GPS, uma em cada módulo lateral, para medir a posição e a orientação do robô em relação a um referencial global.

O *software* foi desenvolvido utilizando o *framework* Robot Operating System (ROS) (Quigley et al., 2009), a coordenação entre os estados do robô foi realizada pelo pacote FlexBE (Schillinger et al., 2016) e todo processamento de imagem foi realizado com a biblioteca OpenCV (Bradski, 2000) para Python.

3. MODELO DO ROBÔ

Um robô de acionamento diferencial pode ser caracterizado pela sua posição cartesiana em relação a uma referência

¹ unidade mínima de cultivo de uma propriedade, composta por diversas fileiras

inercial fixa e seu ângulo de orientação em relação ao eixo x do *frame* inercial. Assim, o vetor de estado que define a postura do robô num espaço cartesiano é expresso por:

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}, \quad (1)$$

onde x , y representam a posição do robô e θ sua orientação. O problema de modelar um robô móvel de acionamento diferencial pode ser reduzido à modelagem de um robô monociclo, o qual é definido como uma única roda que tem movimentos lineares ao longo de seu eixo x e angulares ao redor de seu eixo z em um plano. No *frame* inercial, o modelo monociclo pode ser descrito como na Equação 2 (Siciliano et al., 2010).

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}, \quad (2)$$

onde \dot{x} , \dot{y} representam as velocidades lineares em cada eixo, $\dot{\theta}$ representa a velocidade angular do robô e v , w representam as entradas do sistema (velocidade linear e velocidade angular, respectivamente). No entanto, como o modelo de robô com duas rodas de tração com acionamento diferencial pode ter velocidades distintas em cada roda (direita v_R e esquerda v_L), as velocidades v e w da Equação 2 podem ser calculadas pela contribuição de cada roda utilizando as equações abaixo (Siciliano et al., 2010).

$$\begin{aligned} v &= \frac{v_R + v_L}{2} = \frac{r(\dot{\phi}_R + \dot{\phi}_L)}{2}, \\ \omega &= \frac{v_R - v_L}{2L} = \frac{r(\dot{\phi}_R - \dot{\phi}_L)}{2L}. \end{aligned} \quad (3)$$

Onde r é o raio da roda do robô e L é a distância entre as rodas. É importante destacar que esse modelo possui restrição de movimento que pode ser descrita como na Equação 4 (Siciliano et al., 2010).

$$\dot{x} \sin\theta - \dot{y} \cos\theta = 0. \quad (4)$$

Pode-se também transformar esse modelo para coordenadas polares. Essa transformação será importante para o controle utilizado na Seção 5.2. Dado que há um ponto objetivo representado por x_G , y_G e θ_G , o vetor de estados em coordenadas polares é expresso por (Corke, 2017):

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \rho \\ \alpha \\ \beta \end{bmatrix}, \quad (5)$$

onde ρ é a distância euclidiana do robô até o ponto objetivo (que é considerado a origem desse novo sistema de coordenadas), α é o ângulo entre o vetor que aponta na direção da orientação do robô e o vetor que aponta do robô ao ponto objetivo, e β é o ângulo entre o vetor que aponta do robô ao ponto objetivo e o ângulo final desejado. As equações para a transformação de cartesiano para polar estão dispostas abaixo (Corke, 2017).

$$\begin{aligned} \Delta x &= x - x_G, \\ \Delta y &= y - y_G, \\ \rho &= \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}, \\ \gamma &= \text{atan2}(\Delta y, \Delta x), \\ \alpha &= \gamma - \theta, \\ \beta &= \theta_G - \gamma. \end{aligned} \quad (6)$$

4. METODOLOGIA

4.1 Dados de Imagem

Para que se possa realizar o controle de um robô móvel por meio de visão computacional, deve-se utilizar algoritmos capazes de extrair informações relevantes para o problema em questão. No entanto, isso muitas vezes representa a manipulação de imagens de alta dimensionalidade. Por exemplo, a câmera utilizada nesse trabalho captura imagens de dimensão 640x480x3.

No interior da plantação (Figura 2), a informação mais importante que se pode adquirir da câmera é a distinção entre planta e solo. A capacidade de distinguir os *pixels* de uma imagem entre essas duas classes (solo e planta) é fundamental para que se delimite áreas por onde o robô pode e não pode percorrer.



Figura 2. Interior de uma plantação de soja - Embrapa.

Diversos índices de vegetação são empregados na literatura para realizar a segmentação de plantas em imagens (Meyer and Neto, 2008; Chang and Rehman, 2017; Hamuda et al., 2016), como o *Excess of Green*, *Excess of Red*, *OHTA*, entre outros. No presente trabalho, escolheu-se trabalhar com o índice *Excess of Green - Excess of Red*, o qual é uma combinação entre esses dois índices, devido sua boa acurácia em diferentes tipos de condições de luminosidade (Meyer and Neto, 2008). Pode-se escrever este índice, chamado de Excesso de Verde menos Excesso de Vermelho (ExG-ExR), como:

$$\begin{aligned} \text{ExG} &= 2g - r - b \\ \text{ExR} &= 2r - b \\ \text{ExG} - \text{ExR} &= 2g - 3r \end{aligned} \quad (7)$$

Neste caso, r , g e b são características extraídas dos *pixels* da forma

$$\begin{aligned} r &= \frac{R^*}{(R^* + G^* + B^*)}, \\ g &= \frac{G^*}{(R^* + G^* + B^*)}, \\ b &= \frac{B^*}{(R^* + G^* + B^*)}, \end{aligned} \quad (8)$$

e

$$R^* = \frac{R}{R_{max}}, \quad G^* = \frac{G}{G_{max}}, \quad B^* = \frac{B}{B_{max}}. \quad (9)$$

onde R^* , G^* e B^* são os valores normalizados dos pixels por seus respectivos valores máximos da imagem R_{max} , G_{max} , B_{max} nos canais R, G, B da imagem. Depois do cálculo do índice para cada pixel, aplica-se uma operação de limiar para separar a região de interesse. Em geral, utiliza-se um limiar positivo (Meyer and Neto, 2008). O resultado da operação é uma máscara binária que distingue plantas de não-plantas. Um exemplo desse algoritmo de segmentação, aplicado à Figura 2, é apresentado na Figura 3a.

Outra etapa importante para o pré-processamento é a utilização da transformação da perspectiva da câmera para *bird-eye view*. Essa correção é necessária, pois as fileiras da plantação, paralelas no mundo físico, se encontram em um ponto finito no plano da imagem. A transformação é realizada escolhendo empiricamente quatro coordenadas fixas x, y no quadro da imagem de entrada e coordenadas fixas x, y no quadro da imagem de saída (Corke, 2017). Na imagem de entrada, os pontos escolhidos são os pontos nas partes superior e inferior da imagem, todos referentes às duas fileiras vistas pela câmera quando o robô está completamente alinhado com a plantação. Já na imagem de saída, os pontos são escolhidos de forma a alinhar esses quatro pontos quando a transformação for realizada. A Figura 3 mostra a diferença desta técnica no problema de navegação autônoma na plantação.

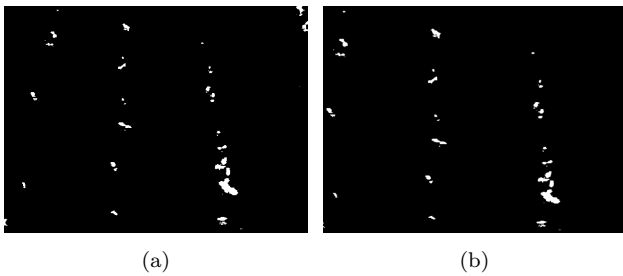


Figura 3. Máscara da imagem (a) usando *Exg-Exr*; (b) com transformação de perspectiva (*bird-eye view*)

Após as etapas de pré-processamento descritas, pode-se desenvolver um algoritmo capaz de identificar as fileiras da plantação. O algoritmo desenvolvido é detalhado na Seção 5.1.

4.2 Dados de GPS

Com a utilização de dois módulos de GPS, é possível medir com exatidão, além de sua posição com relação a um referencial inercial, a orientação do robô. Considerando que a latitude e longitude do primeiro GPS é representado

por lat_1 , lon_1 e que a latitude e longitude do segundo GPS é representado por lat_2 , lon_2 , a orientação do robô pode ser encontrada utilizando a Equação 10.

$$\theta = -atan2(y_u, x_u), \quad (10)$$

onde x_u , y_u são encontrados resolvendo:

$$\begin{aligned} y_u &= \sin(\lambda_2 - \lambda_1) * \cos(\phi_2), \\ x_u &= \cos(\phi_1) * \sin(\phi_2) - \sin(\phi_1) * \cos(\phi_2) * \cos(\lambda_2 - \lambda_1), \end{aligned}$$

e

$$\begin{aligned} \phi_1 &= lat_1 \frac{\pi}{180}; & \phi_2 &= lat_2 \frac{\pi}{180}; \\ \lambda_1 &= lon_1 \frac{\pi}{180}; & \lambda_2 &= lon_2 \frac{\pi}{180}. \end{aligned}$$

5. DESCRIÇÃO DOS ALGORITMOS DE NAVEGAÇÃO

O sistema de navegação do robô Soybot foi dividido em duas etapas: dentro da plantação (controle por visão computacional, Seção 5.1) e manobra para a próxima fileira (controle por RTK, Seção 5.2).

5.1 Interior da Plantação

Ao se visualizar as imagens adquiridas no interior de uma plantação de soja utilizando o robô (Figura 2), pode-se perceber que existe um padrão: sempre há duas fileiras de plantas próximas à parte central da imagem, uma à esquerda e outra à direita, que podem ser usadas como referência para o nosso algoritmo.

Pode-se, então, considerar que ambas fileiras devem ser encontradas na imagem. Implementou-se um algoritmo de janela deslizante semelhante ao desenvolvido em Ponnambalam et al. (2020). Para encontrar a melhor região da imagem que represente a plantação, a imagem é dividida horizontalmente em N segmentos. Iniciando pelo segmento inferior da imagem, a cada passo de iteração do algoritmo, é estimada a próxima janela que melhor incorpore a plantação segmentada. Neste tipo de problema é utilizado o histograma da região para o ajuste de posição da janela, limitada à posição da janela anterior.

A região selecionada pelas janelas deslizantes serve para definir a região de interesse do problema, eliminando a interferência de plantas próximas às plantações na interpolação de uma reta que defina a orientação da fileira da plantação. Além da interpolação das duas retas que representam as fileiras da plantação, também é obtida a reta média entre estas duas para a extração da característica da imagem, conforme mostra a Figura 4. Intuitivamente, a média entre as retas indica a inclinação do robô em relação à plantação e, portanto, possui informações importantes para o controle de orientação do robô. A característica extraída neste algoritmo é o ponto médio da reta central.

O ponto extraído pelo método de janelas deslizantes é utilizado para o controle do sistema, tanto para velocidade angular quanto linear. Conforme mostra a Eq. 11, o erro na fileira da plantação e_f é calculada como a diferença da coordenada x do ponto central da imagem c_x e a

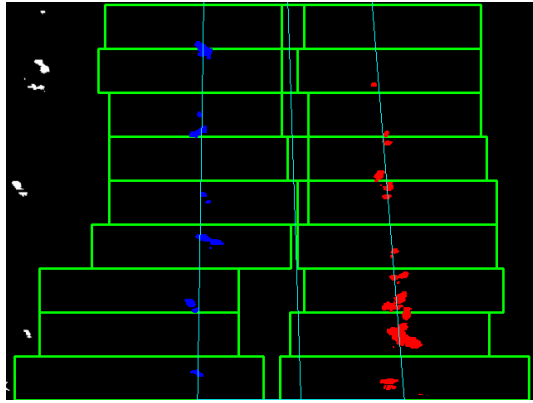


Figura 4. Resultado da aplicação da técnica de janelas deslizantes para uma fileira da plantação de soja.

coordenada x da característica extraída p_x , normalizado pelo tamanho da imagem no eixo x d_x .

$$e_f = \frac{c_x - p_x}{d_x} \quad (11)$$

O controle para a velocidade angular ω é descrita como um controle proporcional ao erro e_f , como mostra a Eq. 12. Além disso, o controle de velocidade linear é definido pela Eq. 13. Este último controle foi idealizado para que, com o aumento do erro e_f , a velocidade linear seja reduzida e seja possível a correção na orientação do robô. O termo γ serve para ajustar o controle dependendo do ambiente. Nos experimentos reais, optou-se por utilizar $\gamma = 2$.

$$\omega = K_p * e_f \quad (12)$$

$$v = (1 - 2\|e_f\|)^\gamma V_{max} \quad (13)$$

5.2 Mudança de Fileira

Quando o robô atingir o final da linha de cultivo, ele deve ser capaz de planejar uma trajetória para se deslocar, de maneira segura, até o início da fileira seguinte. Destaca-se que a região de bordadura das plantações se caracterizam por ausência de um padrão visual que se possa beneficiar de um algoritmo baseado em visão. Por conta disso, a estratégia utilizada para a navegação nesse tipo de ambiente foi a realização do planejamento de caminho utilizando dados de posição global. Com base na informação *à priori* da localização do talhão, pode-se identificar o ponto em que o robô ultrapassa a área delimitada, dando início à realização da mudança de fileira.

A tarefa de mudança de fileira tem sido amplamente estudada, dando origem a diversos métodos, tais como Keyhole Turning (Takai et al., 2014), Bulb Turning (Tu, 2013), Forward Turning (Sabelhaus et al., 2013) e Circle-Back Turning (Wang and Noguchi, 2108). Para o robô Soybot, explorou-se um método simples de vá-para-o-ponto, capaz de guiar o robô por três pontos chave que são calculados ao final da fileira.

Os pontos a serem percorridos pelo robô são calculados com base na reta formada pelo caminho percorrido na fileira atual, nos quais: o primeiro ponto é calculado

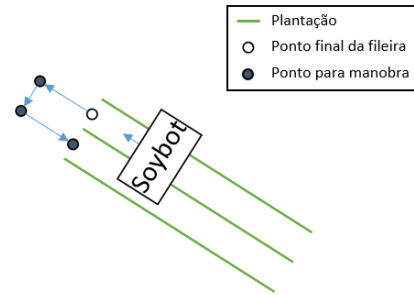


Figura 5. Caminho planejado pelo robô.

estendendo-se essa reta x metros à frente do final da fileira; o segundo ponto é uma projeção do primeiro ponto calculado na reta que define a fileira que o robô deseja entrar; e o terceiro ponto é o ponto de entrada da fileira desejada. A Figura 5 apresenta um esboço da localização desses três pontos. Quando o robô alcança um dos pontos desejados, ele realiza um giro ao redor do próprio eixo, ficando com uma orientação propícia para seguir até o próximo ponto.

O controle ponto-a-ponto utilizado foi um controlador polar (Corke, 2017), utilizando a transformação para coordenadas polares apresentada na Equação 6. As equações do controlador estão dispostas abaixo.

$$v = k_\rho \rho \quad (14)$$

$$\omega = k_\alpha \alpha + k_\beta \beta \quad (15)$$

6. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

De forma a testar a robustez da abordagem apresentada, os experimentos foram realizados em dois locais distintos: em uma plantação de soja na Embrapa Agrobiologia (solo arenoso) e um ambiente com plantas artificiais no 23º Batalhão de Polícia Militar do Estado do Rio de Janeiro (chão pavimentado). Um vídeo dos testes no 23º Batalhão pode ser visto em https://youtu.be/SN8HI57w_wk.

Os dois cenários possuem particularidades que valem a pena ser destacadas. O solo arenoso da plantação de soja na Embrapa é certamente mais desafiador ao nosso sistema, visto que a navegação pode estar sujeita ao atolamento do robô. Além disso, as fileiras das plantações são distintas. Enquanto nos testes do 23º Batalhão as plantas artificiais são pequenas e com grande espaçamento, o plantio dos experimentos conduzidos na Embrapa era recente (cerca de 3 semanas de germinação), com plantas menores e com espaçamento irregular.

Todos os testes realizados utilizaram um valor de limiar de 0.2 para o algoritmo ExG-ExR. O ganho proporcional do controlador por visão foi de 0.6, e o V_{max} e γ escolhidos para a velocidade linear foram de, respectivamente, 0.5 m/s e 2. Os ganhos do controlador polar k_ρ , k_α , k_β foram escolhidos 0.1, 0.4 e -0.1, respectivamente. Esses parâmetros foram encontrados de forma empírica, durante diversos testes em campo e em simulações.

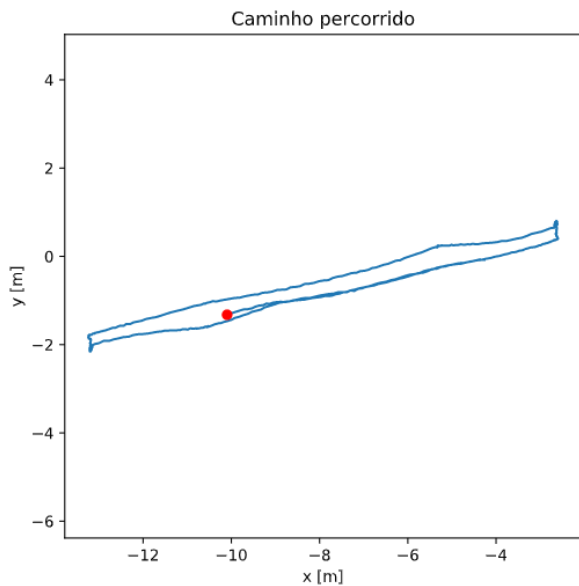


Figura 6. Caminho realizado pelo robô em piso pavimentado.

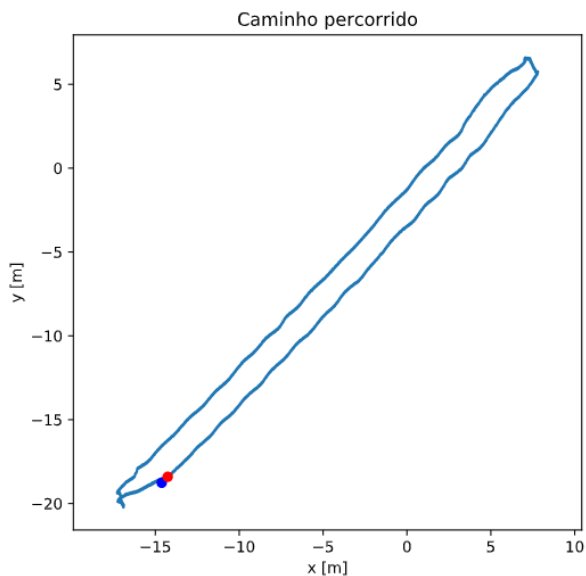


Figura 7. Caminho realizado pelo robô em solo arenoso.

As manobras de fim de fileira foram realizadas sempre para o mesmo lado, de forma que o robô pudesse realizar um ciclo completo utilizando três fileiras de plantação.

As Figuras 6 e 7 apresentam os gráficos de posição do robô durante os trajetos nos ambientes com piso pavimentado e solo arenoso, respectivamente. O ponto vermelho representa o ponto inicial do percurso. Pode-se perceber que o robô realizou o percurso por completo nos dois ambientes, sem avançar sobre a plantação. A manobra ao fim da fileira foi realizada corretamente, e o robô foi capaz de realizar a reentrada na próxima fileira.

7. CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo desenvolver um sistema de navegação autônoma para o robô Soybot, guiando-o autonomamente na navegação ao longo de uma fileira

de cultivo e manobra ao final desta, visando entrar na próxima fileira. Este robô foi fruto de uma parceria entre dois laboratórios da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (LIRA e LCI) da PUC-Rio e a Agtech Solinftec.

O sistema de navegação desenvolvido é composto por duas partes: uma abordagem de controle baseada em imagens foi escolhida para guiar o robô dentro da plantação, uma vez que as imagens capturadas pelas câmeras possuem um padrão bem definido para realizar esta tarefa; e outra baseada em planejamento de caminho para a manobra, dado que não existem padrões visuais bem definidos nas bordaduras das plantações, ao final da fileira.

Os testes foram realizados em dois ambientes, ambos com plantas bem pequenas e espaçadas. Nos experimentos em campo, o robô foi capaz de percorrer as fileiras da plantação sem danificar a plantação, e teve sucesso ao realizar a manobra de mudança de fileira. A abordagem utilizada se mostrou apropriada para os testes realizados, uma vez que foi bem-sucedida em dois tipos de solo diferentes. É importante destacar que ocorreu, no solo arenoso, um problema recorrente durante os testes. As rodas dianteiras do robô, ambas de tração, atolavam em locais específicos, o que dificultou a realização dos experimentos.

Para trabalhos futuros, deve-se investigar maneiras de incorporar dados da posição global do robô ao controle por visão durante o percurso dentro da fileira. Dessa forma, ele poderia se movimentar utilizando dados de GPS, porém corrigindo sua movimentação com base no controle por visão aqui apresentado.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Os autores também gostariam de agradecer à empresa de tecnologia agrícola Solinftec pelo financiamento dessa pesquisa; à Embrapa Agrobiologia e ao 23º Batalhão de Polícia Militar do Estado do Rio de Janeiro pela parceria e apoio para a realização dos testes em campo.

REFERÊNCIAS

- Ahlin, K., Bazemore, B., Boots, B., Burnham, J., Frank, D., Dong, J., Hu, A.P., Joffe, B., McMurray, G., Rains, G., et al. (2017). Robotics for spatially and temporally unstructured agricultural environments. In *Robotics and Mechatronics for Agriculture*, 50–74. CRC Press.
- Bradski, G. (2000). The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*.
- Chang, Y.K. and Rehman, T.U. (2017). Current and future applications of cost-effective smart cameras in agriculture. *Robotics and Mechatronics for Agriculture*, 83–128.
- Cherubini, A., Chaumette, F., and Oriolo, G. (2008). An image-based visual servoing scheme for following paths with nonholonomic mobile robots. In *2008 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, 108–113. IEEE.

- Corke, P. (2017). *Robotics, vision and control: fundamental algorithms in MATLAB® second, completely revised*, volume 118. Springer.
- English, A., Ross, P., Ball, D., and Corke, P. (2014). Vision based guidance for robot navigation in agriculture. In *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 1693–1698.
- Hackenhaar, N.M., Hackenhaar, C., and Abreu, Y.V.d. (2015). Robótica na agricultura. *Interações (Campo Grande)*, 16(1), 119–129.
- Hamuda, E., Glavin, M., and Jones, E. (2016). A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 125, 184–199.
- Hiremath, S., Van Evert, F.K., ter Braak, C., Stein, A., and van der Heijden, G. (2014). Image-based particle filtering for navigation in a semi-structured agricultural environment. *Biosystems Engineering*, 121, 85–95.
- Machado, J., de Fátima Padilha, M.d.R., de Lira, F.P., de Oliveira, J.G., da Silva, R.S., and Caetano, M.B.C. (2018). Agricultura de precisão e abertura de novas fronteiras no brasil| precision agriculture and opening new frontiers in brazil. *Revista Geama*, 49–53.
- Meyer, G.E. and Neto, J.C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and electronics in agriculture*, 63(2), 282–293.
- Oliveira, A.I., Carvalho, T.M., Martins, F.F., Leite, A.C., Figueiredo, K.T., Vellasco, M.M., and Caarls, W. (2019). On the intelligent control design of an agricultural mobile robot for cotton crop monitoring. In *2019 12th Inter.Conf.on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, 563–568. IEEE.
- Perez, T., Bawden, O., Kulk, J., Russell, R., McCool, C., English, A., and Dayoub, F. (2017). Overview of mechatronic design for a weed-management robotic system. In *Robotics and Mechatronics for Agriculture*, 23–49. CRC Press.
- Pivoto, D., Waquil, P.D., Talamini, E., Finocchio, C.P.S., Dalla Corte, V.F., and de Vargas Mores, G. (2018). Scientific development of smart farming technologies and their application in brazil. *Information processing in agriculture*, 5(1), 21–32.
- Ponnambalam, V.R., Bakken, M., Moore, R.J., Glenn Omholt Gjevestad, J., and Johan From, P. (2020). Autonomous crop row guidance using adaptive multi-roi in strawberry fields. *Sensors*, 20(18), 5249.
- Quigley, M., Conley, K., Gerkey, B., Faust, J., Foote, T., Leibs, J., Wheeler, R., and Ng, A.Y. (2009). Ros: an open-source robot operating system. In *ICRA Workshop on open source software*, volume 3, 5. Kobe, Japan.
- Schillinger, P., Kohlbrecher, S., and von Stryk, O. (2016). Human-Robot Collaborative High-Level Control with an Application to Rescue Robotics. In *IEEE Inter.Conf. on Robotics and Automation*. Stockholm, Sweden.
- Siciliano, B., Sciavicco, L., Villani, L., and Oriolo, G. (2010). *Robotics: modelling, planning and control*. Springer S & BM.
- Tabile, R.A., Inamasu, R.Y., and Porto, A.J.V. (2011). Robótica na agricultura de precisão. *Embrapa Instrumentação-Capítulo em livro científico (ALICE)*.
- Tian, L. (2002). Development of a sensor-based precision herbicide application system. *Computers and electronics in agriculture*, 36(2-3), 133–149.