

## SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA AUXILIAR NAVEGAÇÃO DE ROBÔS AGRÍCOLAS

Ingrid Lorena Argote Pedraza, [ingridargote@usp.br](mailto:ingridargote@usp.br)<sup>1</sup>

John Faber Archila Diaz, [faber24@gmail.com](mailto:faber24@gmail.com)<sup>2</sup>

Alexandre Padilha Senni, [engsenni@usp.br](mailto:engsenni@usp.br)<sup>1</sup>

Mario Luiz Tronco, [mltronco@sc.usp.br](mailto:mltronco@sc.usp.br)<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Escola de Engenharia de São Carlos-USP

<sup>2</sup>Universidad Industrial de Santander-UIS

**Resumo:** Os sistemas de visão computacional são amplamente utilizados em diferentes aplicações que visam extrair características das imagens. Na agricultura de precisão, os sistemas de visão são utilizados para auxiliar diferentes tarefas de reconhecimento como: detecção de doenças, análise hídrica, reconhecimento de frutos, entre outras. Além do reconhecimento das características próprias da cultura, os sistemas de visão são utilizados para extrair informações das áreas navegáveis no plantio, e ditas informações podem ser utilizadas como entradas para sistemas de controle de trajetória e navegação para robôs agrícolas. Para realizar esta tarefa, podem ser utilizadas diferentes técnicas de aquisição e processamento de imagens, as quais dependem das características do sistema robótico, as características das câmeras utilizadas para realizar a aquisição das imagens e das características que pretendem ser estudadas na imagem adquirida. Neste artigo é proposto um método que realiza a segmentação da área navegável, para posteriormente realizar uma análise que permite estimar a posição do robô e a presença de possíveis curvas na área navegável. Para realizar esta estimativa, é realizada uma análise por regiões. Esta análise, basicamente divide a imagem em seis regiões três horizontais e duas verticais, para posteriormente estimar a quantidade de pixels correspondentes a área navegável presente em cada uma dessas regiões. A percentagem de pixel existentes em cada região da imagem é utilizada para estimar a posição do robô dentro da área navegável. Estas informações são disponibilizadas a um sistema de controle embarcado no robô, que realiza as ações de controle apropriadas para tentar que o robô se mantenha na área navegável. Após a implementação do algoritmo proposto, o sistema foi validado utilizando 600 frames, a taxa de precisão do classificador foi de 81.67%

**Palavras-chave:** Visão computacional, Robô agrícola, Navegação, Agricultura.

### 1. INTRODUÇÃO

A agricultura de precisão envolve diversas atividades relacionadas com as fases produtivas de diferentes culturas. O principal intuito, é o desenvolvimento de tecnologias que auxiliem a execução de tarefas como colheita, detecção de doenças, estimativa de produtividade, entre outras (Borth *et al.*, 2014; Della Mura *et al.*). No Brasil o desenvolvimento de tecnologias focadas na agricultura ganhou importância nas últimas décadas, devido a que o agronegócio influencia fortemente o PIB do país. Os sistemas de visão computacional, são fundamentais para o desenvolvimento de várias dessas tecnologias, e o uso de diferentes tipos de sensores tem permitido resolver alguns dos problemas que os sistemas convencionais de visão tinham. Além dos sensores, as técnicas utilizadas para realizar o processamento das imagens tem sido objeto de estudo, gerando cada vez mais técnicas dedicadas para as tarefas agrícolas.

Quando se fala de agricultura de precisão é inevitável pensar em robôs autônomos que percorrem a cultura equipados com múltiplos sensores que permitem a colheita de dados constantemente (Hackenhaar *et al.*, 2015). Na atualidade existem máquinas agrícolas equipadas com sistemas de navegação autônoma, que permitem realizar a colheita sem precisar de um operador na máquina. A maioria dessas máquinas precisa de um sistema de satélite que forneça informações ao GPS para ele conseguir realizar a navegação. Mas em muitos locais ter acesso a esses dados de satélite pode ser complicado por falta de recepção e além disso pode acarrear custos extra para o produtor.

Muitos sistemas robóticos desenvolvidos para agricultura, utilizam a fusão de informações provenientes de diferentes sensores. Entre os sensores mais utilizados tem-se: Unidade de medição inercial (IMU), Sistema de posicionamento global (GPS), sistemas laser tipo LIDAR e diferentes tipos de câmeras (Scorzoni *et al.*). Cada um deles tem vantagens e desvantagens, e por isso sempre é considerado o uso deles juntos para desenvolver sistemas robustos de navegação [citepastrand2002agricultural,xue2012variable](#).

Visando desenvolver tecnologias que possam suprir as necessidades identificadas na área de agricultura, os sistemas de visão computacional utilizando câmeras monoculares coloridas, se apresentam como uma alternativa prática, eficaz e de

baixo custo para realizar diferentes tarefas de reconhecimento, e auxiliar tarefas agrícolas (Smith *et al.*, 2018). Sistemas para reconhecimento de frutos (Wei *et al.*, 2014), identificação de doenças, determinação de qualidade de frutos (Arakeri and Lakshmana, 2016), avaliação do estresse hídrico, sistemas para navegação autônoma de robôs agrícolas (Radcliffe *et al.*, 2018; Meng *et al.*, 2015), entre outros, tem sido desenvolvido utilizando informações provenientes de este tipo de câmera. Apesar das suas vantagens este tipo de sistemas tem algumas limitações para sua utilização, entre elas temos a resolução do sensor, a capacidade de processamento do hardware utilizado, a alta sensibilidade a mudanças de iluminação, o alto custo de alguns sensores, a grande quantidade de dados a serem processados e a falta de algoritmos robustos o suficiente para realizar o processamento adequado de imagens mesmo em ambientes externos ou pouco controlados, entre outras limitações relatadas na bibliografia.

O uso desse tipo de sistema de visão, pode representar uma redução no custo de implementar uma solução para uma tarefa específica, mas computacionalmente pode envolver o uso de técnicas robustas de processamento que pode gerar lentidão na geração de uma resposta por parte do sistema. Com tudo, a maioria dos robôs agrícolas, não navegam a velocidades consideradas altas (Torii, 2000) e as mudanças nas condições da área navegável e a aparição de obstáculos no ambiente agrícola, não são inesperadas, o que permite pensar no uso deste tipo de sistemas como uma opção válida e com resultados significativos para auxiliar o controle do robô.

No trabalho são apresentados, a metodologia utilizada para a aquisição e para o processamento das imagens, os procedimentos experimentais que descreve como foi feita a aquisição das imagens em campo, os resultados obtidos em cada etapa do algoritmo de processamento de imagens e resultados quantitativos da estimativa de posição do robô. Além disso, são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

## 2. Metodologia

### 2.1 Aquisição das imagens

A correta aquisição das imagens nos sistemas de visão computacional, é muito relevante pois, pode garantir posteriormente a correta extração de características. Quando não são utilizados os métodos apropriados para realizar a aquisição, podem ser obtidas imagens fora de foco, ou imagens que não tem as informações relevantes para o estudo. Para realizar a aquisição de imagens neste trabalho é proposto o uso de câmeras USB de baixa resolução, com uma taxa de aquisição de 30fps, a qual é posicionada na parte superior central frontal do robô, como apresentado na Fig. 1(a). O intuito de posicionar a câmera no centro do robô, é o de facilitar ao sistema de controle a estimativa do ângulo de esterçamento que é preciso, para reposicionar o robô no centro da área navegável.

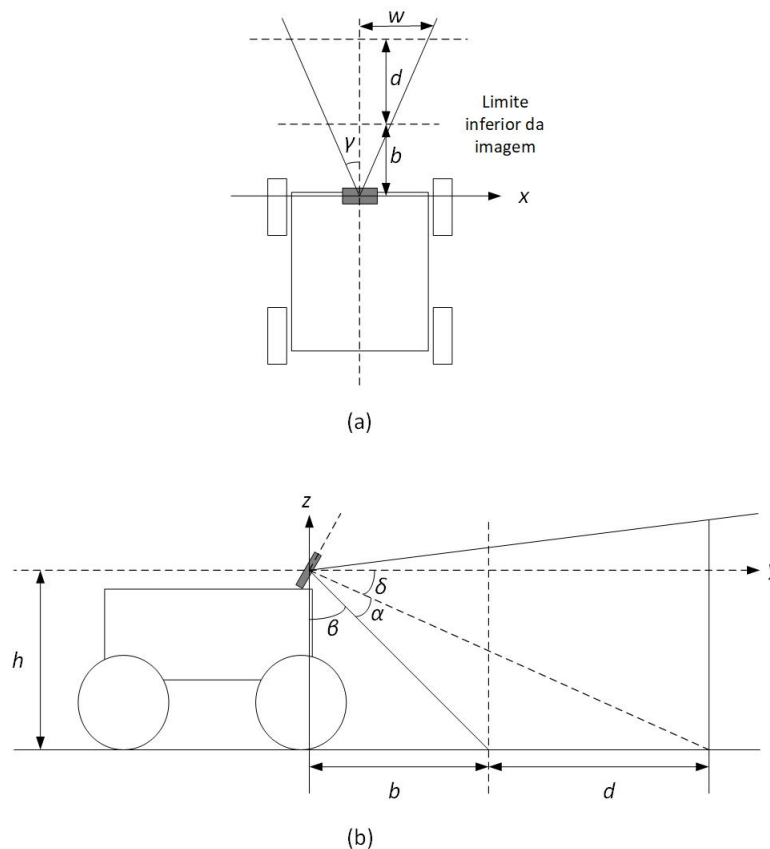


Figura 1: Metodologia para a aquisição das imagens.

Os requerimentos do sistema de aquisição são:

- Câmera com uma resolução mínima de 640x480, que é o padrão de câmeras USB do tipo webcam;
- Posicionar a câmera no centro da plataforma robótica que vai ser utilizada como apresentado na Fig 1(a);
- Garantir que o campo de visão da câmera se intercepte com o chão e para o trabalho proposto foi determinado que a distância  $b$  seja maior ou igual a três vezes a máxima distancia por segundo percorrida pelo robô, para determinar o ângulo de inclinação da câmera é utilizada a Eq. 2.
- Além disso é preciso que seja garantida a condição da Eq. 1, isso com o intuito de garantir a interseção do eixo ótico da câmera com o chão.

$$\alpha + \beta + \delta = 90^\circ \quad (1)$$

$$\tan\beta = \frac{b}{h} \quad (2)$$

Utilizando as Eq.1 e Eq. 2, e garantindo os requerimentos do sistema é possível utilizar o método proposto para qualquer plataforma robótica terrestre com uma velocidade inferior a 1 m/s. Frisando que o trabalho proposto é só um sistema auxiliar de entrada para o sistema de controle de esterçamento da plataforma que for utilizada.

## 2.2 Processamento das imagens

Após realizar a obtenção das imagens, o processamento é realizado a cada 10 frames adquiridos, para diminuir o custo computacional do algoritmo. Com essa taxa de processamento é possível realizar a análise de uma imagem a cada 0.16 m. O que permite ao controlador ter tempo suficiente para realizar o esterçamento. A metodologia proposta para o processamento de imagens é apresentada na Fig. 2.



Figura 2: Metodologia para o processamento das imagens.

Na primeira etapa é realizada, a obtenção da imagem invariante utilizando o método proposto por (Finlayson *et al.*, 2009), no qual é possível obter a imagem invariante sem precisar realizar a calibração da câmera para diferentes condições de iluminação utilizando o método de minimização da entropia da imagem. Nesta etapa a entrada é uma imagem RGB, obtida com uma câmera que não foi calibrada previamente, a qual contém regiões de umbra, penumbra e luz.

Para obter a imagem invariante é preciso representar a imagem RGB como uma imagem 2D de cromaticidade. Para isso é utilizada a Eq. 3. Onde  $c_k$  é a imagem de cromaticidade obtida,  $p$  representa os canais R,G e B e  $k$  representa os canais para os quais se quer obter a resposta.

$$c_k = \frac{R_k}{R_p} \quad (3)$$

Calcular corretamente a cromaticidade, permite a remoção de áreas de sombras na imagem. Com o intuito de obter a imagem invariante em níveis de cinza é realizado o log da Eq. 3 obtendo Eq. 4:

$$\rho_k = \log(c_k) \quad (4)$$

A imagem invariante é formada pela projeção das duas bandas de cromaticidade  $k=1,2$ , na direção do vetor ortogonal que não depende da superfície mas sim da câmera. Com dita projeção é obtida uma matriz de escalares que pode ser transformada a uma representação em escala de cinzas Fig. 3(b). Com a imagem invariante, onde as sombras presentes na imagem RGB foram removidas, é possível realizar o processo de segmentação. Utilizando as informações fornecidas pelo histograma da imagem resultante, foi possível determinar que a imagem poderia ser segmentada utilizando só um limiar. Que separa a vegetação e o restante da imagem. Com o intuito de melhorar o resultado na imagem segmentada, foi utilizada morfológica matemática para preencher os buracos na área navegável, operação de dilatação seguida de uma operação de erosão Fig. 3(c).

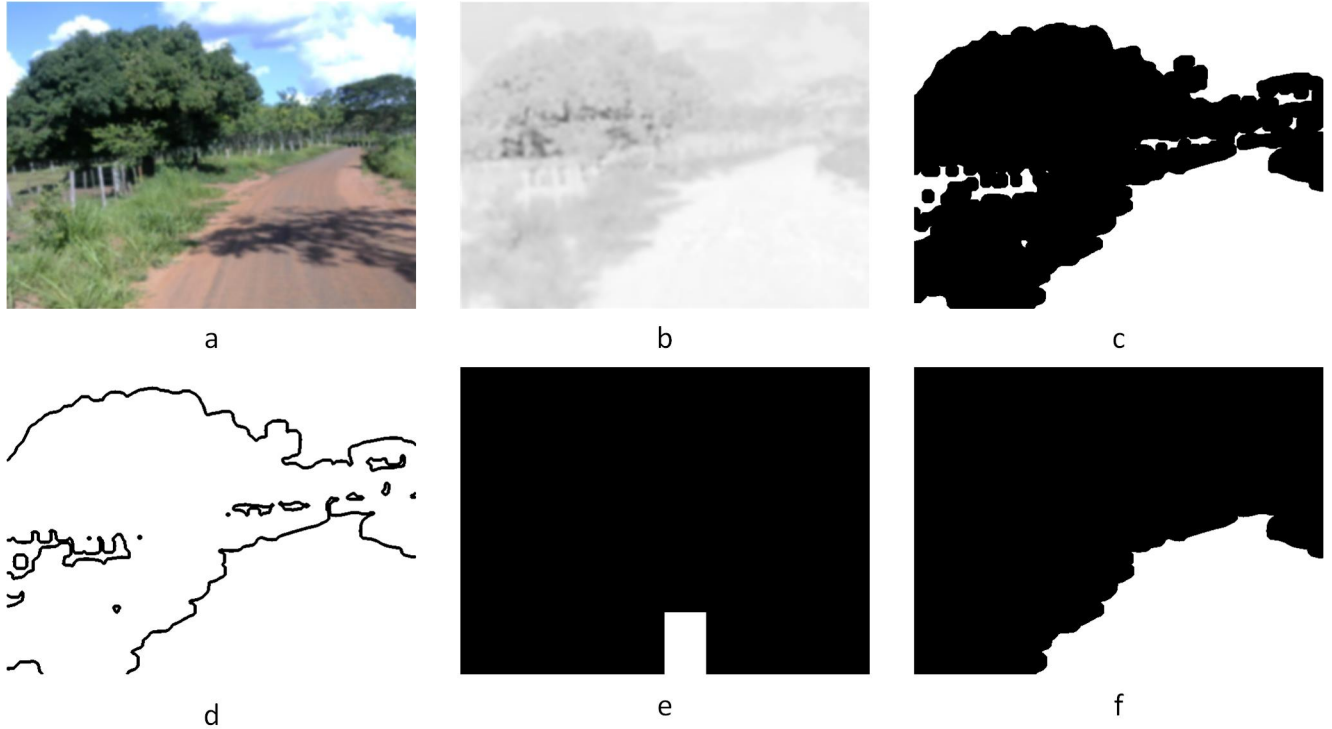


Figura 3: Resultados de cada uma das etapas do processamento das imagens (a) Imagem original, (b) Imagem invariante, (c) Imagem segmentada com Otsu, (d) Detecção de bordas, (e) Imagem usada como marcador e (f) Resultado do crescimento de regiões.

Para separar a área navegável, das outras presentes na imagem segmentada, foi utilizada uma dilatação geodésica de tamanho infinito, a qual pode ser definida como na Eq. 5. Onde  $y$  representa o elemento estruturante ou marcador e  $x$  representa a área que delimita a dilatação ou imagem máscara. Basicamente o marcado vai ser dilatado inúmeras vezes até a estabilidade.

$$\delta_x^n = \delta_x^1 (\delta_x^1 (\dots \delta_x^1 (Y))) : n \text{ vezes} \quad (5)$$

Para o trabalho proposto o critério de estabilidade é o marcador encontrar as bordas na imagem. Para isso foi utilizada como imagem máscara, a imagem obtida após aplicar um algoritmo de detecção de bordas canny na imagem segmentada Fig. 3d. E foi utilizada como marcador uma imagem que contém um elemento estruturante retangular, na parte inferior central Fig.3e. A escolha de esse elemento estruturante garante que a dilatação seja feita na região, correspondente a área navegável.

Com o intuito de estimar a posição do robô em relação à área navegável, é proposta a divisão da imagem em seis regiões, duas verticais cada uma delas contendo a metade dos pixels (320) e três horizontais cada uma delas é um tercio da quantidade de pixel verticais (160). Cada uma dessas regiões vai representar uma direção e uma distância. Após dividir a imagem, é feita uma análise em busca de pixel brancos em cada uma das regiões resultantes. A primeira parte do processo é feito nas regiões horizontais completas, ou seja, aquelas que tem 320x160 pixels, quando o primeiro pixel branco é achado, o algoritmo cria uma nova sub-imagem contendo só essa região, como é apresentado na Fig. 4.

Após gerar a nova imagem, a mesma é analisada em duas regiões diferentes, cada uma com o mesmo número de pixel na vertical e metade dos pixel da horizontal da sub-imagem. Então, é implementado um algoritmo que procura e conta o número de pixels brancos na primeira metade da imagem, e calcula a percentagem de pixels na região respeito da sub-imagem toda. E o mesmo procedimento é realizado na segunda metade da imagem. Os dados obtidos são as entradas do algoritmo de análise.

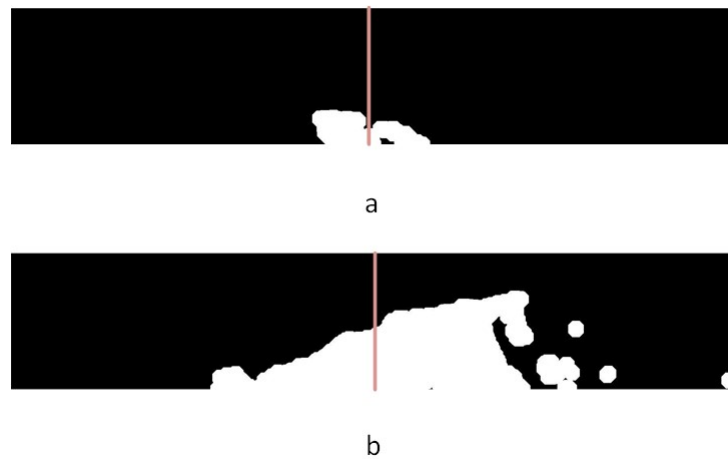


Figura 4: Sub-imagem da região onde foram encontrados os primeiros pixels da área navegável.

### 2.3 Análise por regiões

O algoritmo de análise se encarrega da interpretação dos dados obtidos no processamento das imagens. Utilizando variáveis linguísticas para representar as diferentes condições de saída do sistema. Como é apresentado na Fig. 5, a interpretação dos dados gera como resultado diferentes combinações de distância e orientação. Então, se a saída do sistema de processamento de imagem, entrega como resultado uma maior quantidade de pixels de área navegável na região central esquerda. Isso é interpretado como “Objetivo próximo, curva a esquerda”. Neste caso a palavra objetivo representa a proximidade da curva. Caso a quantidade de pixels numa região seja igual a outra, a saída do sistema é codificada como “Centro”.

|                                                                  |  |  |                                                                |
|------------------------------------------------------------------|--|--|----------------------------------------------------------------|
| <b>Superior Esquerdo</b><br>-Objetivo Longe<br>-Curva a esquerda |  |  | <b>Superior Direito</b><br>-Objetivo longe<br>-Curva a direita |
| <b>Centro Esquerdo</b><br>-Objetivo Próximo<br>-Curva a esquerda |  |  | <b>Centro Direito</b><br>-Objetivo Próximo<br>-Curva a direita |
| <b>Inferior Esquerdo</b><br>-Objetivo Perto<br>-Curva a esquerda |  |  | <b>Inferior Direito</b><br>-Objetivo Perto<br>-Curva a direita |

Figura 5: Metodologia para análise das imagens.

Após gerar a saída do sistema de visão, o controlador deve estimar qual é a ação de controle a ser tomada. No caso do exemplo “Objetivo próximo, curva a esquerda”, pretendesse que a ação de controle seja, fazer a plataforma robótica esterçar lentamente para esquerda. Pois o objetivo foi classificado como próximo o que permitiria ao sistema esterçar suavemente até conseguir realizar a curva.

### 3. Resultados

A validação do sistema proposto, foi feita numa etapa só, isso quer dizer, foi avaliado o desempenho do algoritmo de classificação. Para isso foram utilizados 600 frames obtidos de um vídeo, filmado utilizando uma câmera webUSB com resolução de 640x480. Embarcada na plataforma robótica RAM Fig. 6. Os vídeos foram obtidos e processados utilizando MATLAB, e a taxa de aquisição foi de 30fps.



Figura 6: **Plataforma robótica agrícola RAM.**

É importante frisar que para realizar a validação do sistema, não foram pré-selecionados os frames a serem utilizados, por isso, o erro na classificação pode ser maior, pois, existem vários frames analisados que foram fortemente influenciados pelas vibrações na plataforma robótica. O que gerou trechos do vídeos utilizado, com presença de blur, o que dificulta o processamento das imagens Fig. 7(a). Além disso, a imagem invariante obtida, contém regiões de sombra na estrada, que se fusionam com regiões de sombra na vegetação, o que gerou erros na segmentação Fig. 7(b).



Figura 7: **Erros nas imagens. (a) erro de aquisição e (b) erro de segmentação.**

Para facilitar a validação da análise por regiões. Foram utilizadas variáveis numéricas para cada uma das regiões. A região Superior Esquerda foi codificada com o número “1”, Superior Direita com “2”; Centro Esquerdo “3”; Centro Direito “4”, Inferior Esquerdo “5” e Inferior Direito com “6”. Para comparar os resultados obtidos foi realizada uma classificação manual de cada um dos frames analisados, obtendo como resultado uma tabela que continha a codificação correta para cada um dos frames. Com isso, foi implementado no MATLAB, um script que realizava a subtração do dado obtido pelo sistema de visão e o dado contido na tabela que foi criada manualmente. Assim obteve-se como resultado uma tabela que mostrava “0” se foi corretamente classificado e “1” se foi incorreto. Os resultados obtidos são apresentados na Tab. 1, a taxa de acerto é de 81.67%.

Tabela 1: Taxa de acerto na classificação

| Classificados corretamente | Classificados erroneamente |
|----------------------------|----------------------------|
| 490                        | 110                        |

Para realizar uma validação mais detalhada do sistema, foram analisadas todas as possíveis combinações de saída. Então agora a métrica usada além de determinar se foi ou não classificado como correto, visa identificar quais são os principais erros na classificação. Para isso, foram utilizados dois critérios: O direção e a distância que foi identificada em cada imagem. Os resultados obtidos são apresentados na Tab. 2, com isso é possível identificar que a taxa de acertos para a distância é menor o que pode ser gerado por erros na segmentação ou na etapa de crescimento de regiões.

Tabela 2: Taxa de acerto na classificação, para orientação e distância

|                     | <i>Orientação</i> | <i>Distância</i> |
|---------------------|-------------------|------------------|
| <i>N de acertos</i> | 550               | 452              |
| <i>Precisão(%)</i>  | 91.67             | 75.33            |

Os etapas de processamento de imagem não foram validadas utilizando metricas, pois, o foco principal do trabalho é a determinação linguística das possíveis ações de controle a serem tomadas para esterçar o robô.

#### 4. Conclusões

Os sistemas de visão, sempre serão uma ferramenta importante para auxiliar sistemas de controle em múltiplas aplicações. Na área agrícola, o principal desafio dos sistemas de visão são as condições altamente cambiantes do ambiente, isso faz com que o desenvolvimento de sistemas que minimizem o efeito de fatores ambientais, principalmente as mudanças de iluminação e o aparecimento de sombras, seja altamente relevante na área. Com o algoritmo proposto, foi possível minimizar o erro gerado pelo aparecimento de sombras nas imagens correspondente as ruas ou áreas navegáveis. Além disso foi proposto um método simples para determinar a direção e a distância que o robô tem para realizar uma manobra de esterçamento. Foi obtida uma taxa de acerto de 81.77% para o algoritmo de classificação por regiões, a qual pode ser considerada satisfatória, dada a evidente mudança das condições de luz na imagem, e o efeito das vibrações do robô nas imagens obtidas. Estes problemas poderiam ser resolvidos se implementado um sistema de estabilização para a câmera e a implementação de algoritmos de remoção de sombras mais robustos.

#### 5. AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de expressar seus agradecimentos a o CNPq e a CAPES, pelo apoio econômico para o desenvolvimento desta pesquisa e também à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo - FAPESP pelo apoio financeiro que viabilizou parte dos experimentos desenvolvidos no presente trabalho.

#### 6. REFERÊNCIAS

- Arakeri, M. and Lakshmana, 2016. "Computer vision based fruit grading system for quality evaluation of tomato in agriculture industry". *Procedia Computer Science*, Vol. 79, pp. 426 – 433. ISSN 1877-0509. doi:<https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.03.055>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050916001861>. Proceedings of International Conference on Communication, Computing and Virtualization (ICCCV) 2016.
- Borth, M.R., Iacia, J.C., Pistori, H. and Ruviano, C.F., 2014. "A visão computacional no agronegócio: aplicações e direcionamentos". *7º Encontro Científico de Administração, Economia e Contabilidade (ECAECO)*.
- Della Mura, W., OLIVEIRA, A., Sgarbi, E.M. and Sachs, L.G., ????. "Detecção automática da área foliar da soja danificada pela lagarta (*anticarsia gemmatalis*) utilizando processamento digital de imagens". In *Workshop of Undergraduate Works/Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. pp. 1–4.
- Finlayson, G.D., Drew, M.S. and Lu, C., 2009. "Entropy minimization for shadow removal". *International Journal of Computer Vision*, Vol. 85, No. 1, pp. 35–57.
- Hackenhaar, N.M., Hackenhaar, C. and Abreu, Y.V.d., 2015. "Robotics in agriculture". *Interações (Campo Grande)*, Vol. 16, No. 1, pp. 119–129.
- Meng, Q., Qiu, R., He, J., Zhang, M., Ma, X. and Liu, G., 2015. "Development of agricultural implement system based on machine vision and fuzzy control". *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 112, pp. 128 – 138. ISSN 0168-1699. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.11.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169914002877>. Precision Agriculture.
- Radcliffe, J., Cox, J. and Bulanon, D.M., 2018. "Machine vision for orchard navigation". *Computers in Industry*, Vol. 98, pp. 165 – 171. ISSN 0166-3615. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.03.008>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166361517305389>.
- Scorzoni, F., Godoy, E.P., Tabile, R.A., Porto, A.J.V. and Inamasu, R.Y., ????. "Sistema distribuído para controle do posicionamento de antena direcional de um robô agrícola móvel".
- Smith, L.N., Zhang, W., Hansen, M.F., Hales, I.J. and Smith, M.L., 2018. "Innovative 3d and 2d machine vision methods for analysis of plants and crops in the field". *Computers in Industry*, Vol. 97, pp. 122 – 131. ISSN 0166-3615. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.02.002>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166361517305663>.
- Torii, T., 2000. "Research in autonomous agriculture vehicles in japan". *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 25, No. 1, pp. 133 – 153. ISSN 0168-1699. doi:[https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(99\)00060-5](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(99)00060-5). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169999000605>.
- Wei, X., Jia, K., Lan, J., Li, Y., Zeng, Y. and Wang, C., 2014. "Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot". *Optik - International Journal for Light and Electron*

*Optics*, Vol. 125, No. 19, pp. 5684 – 5689. ISSN 0030-4026. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2014.07.001>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0030402614007426>.

## 7. RESPONSABILIDADE AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.

# COMPUTER VISION SYSTEM TO ASSIST AGRICULTURAL ROBOT NAVIGATION

Ingrid Lorena Argote Pedraza, [ingridargote@usp.br](mailto:ingridargote@usp.br)<sup>1</sup>

John Faber Archila Diaz, [faber24@gmail.com](mailto:faber24@gmail.com)<sup>2</sup>

Alexandre Padilha Senni, [engsenni@usp.br](mailto:engsenni@usp.br)<sup>1</sup>

Mario Luiz Tronco, [mltronco@sc.usp.br](mailto:mltronco@sc.usp.br)<sup>1</sup>

<sup>1</sup>São Carlos School of Engineering - USP

<sup>2</sup>Industrial University of Santander - UIS

**Resumo:** *The computer vision systems are widely used in different applications that aim to extract characteristics of the images. In precision agriculture, vision systems are used to assist different recognition tasks such as: disease detection, water analysis, fruit recognition, among others. In addition to recognizing the characteristics of the crop, the vision systems are used to extract information from the navigable areas, and this information can be used as inputs to trajectory and navigation control systems of agricultural robots. In order to perform this task, different techniques of image acquisition and processing may be used, which depend on the characteristics of the robotic system, the characteristics of the cameras used to perform the acquisition of the images and the characteristics that are intended to be studied in the acquired image. In this article, a method is proposed that performs the segmentation of the navigable area, to later carry out an analysis, which allows to estimate the position of the robot and the presence of possible curves in the navigable area. To estimate, an analysis by regions is performed. This analysis basically divides the image into six regions, three horizontal and two vertical, to later estimate the amount of pixels corresponding to the navigable area present in each of these regions. The percentage of pixels in each region of the image is used to estimate the position of the robot within the navigable area. This information is made available to a control system embedded in the robot, which performs the appropriate control actions to try to keep the robot in the navigable area. After the implementation of the proposed algorithm, the system was validated using 600 frames, the accuracy rate of the classifier was 81.67 %*

**Palavras-chave:** *Computer vision, Agricultural robot, Navigation, Agriculture.*