

Uma Proposta de Sistema Embarcado para Contagem Automatizada de Cochonilhas de Escama em Laboratório

Josenalde B. Oliveira*, Alyson Miguel da S. Araújo*,
Leonardo R. L. Teixeira*, Elaine C.S. Silva**, Laura E.A.S. Santana*, Taniro C. Rodrigues*, Marcene C.M. Chagas**

*Escola Agrícola de Jundiá, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Macaíba, RN 59280-000
Brasil (e-mail: josenalde.oliveira, leonardo.teixeira, laura.santana, taniro.rodrigues@ufrn.br, alysonmiguel16@gmail.com)
**Empresa de Pesquisa Agropecuária do RN, Av. Eliseu Pereira de Santos, Parque das Nações, RN (e-mail: elaineagrarias@gmail.com, conna1656@gmail.com)

Abstract: This paper presents preliminary results of an embedded system development to aid identification and automated counting of scale cochineal (*Diaspis echinocacti*) in samples of forage palm, within a laboratory environment. Classical techniques of digital image processing are used for segmentation and recognition of cochineal in the third instar phase, with acceptable accuracy compared to visual recognition by a specialist. The complexity of differentiating between males and females of the cochineal and the challenge of classifying the different stages of development, indicates the need to incorporate object recognition techniques and frameworks based on machine learning.

Resumo: Este trabalho apresenta resultados preliminares do desenvolvimento de um sistema embarcado para auxílio à identificação e contagem automatizada da cochonilha de escama (*Diaspis echinocacti*) em amostras de palma forrageira, em ambiente laboratorial. São utilizadas técnicas clássicas de processamento digital de imagens para segmentação e reconhecimento das cochonilhas na fase de terceiro ínstar, com acurácia aceitável frente ao reconhecimento visual por especialista. A complexidade na diferenciação entre machos e fêmeas da cochonilha, bem como o desafio de classificar as diferentes fases de desenvolvimento apontam a necessidade de incorporar técnicas e frameworks de reconhecimento de objetos baseados em aprendizagem de máquina.

Keywords: Entomology; Pest control; Digital Agriculture; Agriculture 4.0; Pattern recognition; Machine Learning

Palavras-chaves: Entomologia; Controle de Pragas; Agricultura Digital; Agricultura 4.0; Reconhecimento de padrões; Aprendizagem de Máquina

1. INTRODUÇÃO

A palma forrageira é um suporte alimentar de grande valor para a pecuária do semiárido, com características como alta palatabilidade, produção de biomassa, potencial nutricional e resistência à seca. Além do nordeste brasileiro, países como Argélia, África do Sul, Israel, México, USA e Colômbia destacam-se em seu cultivo para alimentação de rebanhos (Kueneman e Kudo, 2001). Embora apresente natureza de rusticidade, a mesma pode ser atacada por insetos-praga. É de grande importância portanto o monitoramento e controle de pragas normalmente associadas ao seu cultivo, como a cochonilha de escama (*Diaspis echinocacti*), a qual quando em grandes infestações pode ocasionar perdas significativas e mesmo a morte das plantas (Chagas *et al.* 2018).

Sistemas automáticos de identificação e posterior manejo de pragas são usualmente baseados em dispositivos de captura (câmeras), processamento digital de imagens e sinais (Silva *et al.* 2015) ou visão computacional (Prete *et al.* 2021), denominados armadilhas inteligentes. Estes artefatos possuem aplicação crescente em campo, onde algoritmos classificadores complementares por aprendizagem de máquina

auxiliam na tomada de decisão para ações de controle, sejam por intervenção humana ou por dispositivos robóticos autônomos (Chaitanya *et al.* 2020), notadamente o avanço na área de pulverizadores (Vale; Wenneker, 2014).

Embora amplas revisões de literatura como em Lima *et al.* (2020) tratem de pesquisas em sensores e equipamentos para uma diversidade de culturas e pragas em campo, existem desafios abertos para softwares e equipamentos para identificação e análise laboratorial de amostras de pragas em algumas culturas. Este tipo de problema consiste na aplicação de tratamentos naturais (óleos) ou químicos em amostras de áreas infectadas, com posterior observação (microscópio) e contagem de indivíduos ou de área infectada para obtenção de taxa de mortalidade e consequente avaliação da eficácia do tratamento. No caso específico da cochonilha de escama em palma forrageira, o trabalho de laboratório conduzido pela equipe em Chagas *et al.* (2018) permitiu ampliar o conhecimento biológico e de ciclo de vida do inseto, além de apresentar recomendações de controle com aplicação de óleos. Em Nhaga *et al.* (2018) o software Assess 2.0 (Lamari, 2008) foi utilizado para determinar percentual de área infestada para avaliação do extrato de Nim, a partir de imagens de raquetes

de palma obtidas por câmera digital convencional, em campo. Trata-se de software de análise de imagens genérico, podendo ser configurado para o objetivo em questão, embora de difícil integração com *hardware* de captura automática em laboratório, e não foi identificada continuidade de desenvolvimento desde o ano de 2008.

Este trabalho apresenta o desenvolvimento preliminar de *software* inovador baseado em processamento digital de imagens para identificação e contagem (indivíduos e área infectada) de cochonilhas de escama em imagens de raquetes de palma obtidas em laboratório. Este *software* será embarcado em *hardware* Raspberry Pi, com acoplamento posterior à estrutura de suporte, com câmera para aquisição e processamento automático. Estruturas similares com funcionalidade de microscópios estão disponíveis em projetos *open source* como o FlyPi em Chagas *et al.* (2017) e Doreste *et al.* (2019), e também soluções comerciais como na Figura 1 baseadas na linha HQ de câmeras para Raspberry Pi.



Fig. 1 Estrutura baseada em Raspberry Pi com funcionalidade de microscópio (Pimoroni Lens, Tom's hardware)

2. CARACTERÍSTICAS DO OBJETO ALVO

A presença da cochonilha de escama na superfície da raquete da palma pode ser facilmente reconhecida por inspeção visual, visto se apresentar como uma superfície pulverulenta (Figura 2), pela aglomeração do inseto em diferentes estágios de desenvolvimento (ou ínstars), conforme Figura 3.



Fig. 2 Área infectada por *D. echinocati* na palma miúda em campo (dos Autores)



Fig. 3 Ciclo de vida de fêmeas (*D. echinocati*) (Chagas *et al.* 2018)

Sistemas de detecção de percentual de área infectada, tal como o Assess 2.0 (Lamari, 2008) podem ser configurados com base na diferenciação dos canais de cores R, G, B ou suas transformações. Contudo, para o nível de detalhamento exigido pela pesquisa sobre a ação de tratamentos de controle da praga, a diferenciação entre machos e fêmeas bem como os diferentes ínstars são de particular interesse. Do ponto de vista computacional, esta separação possui desafios importantes, como a sobreposição entre escamas de terceiro ínstar ou mesmo entre ínstars diferentes, presença de machos e fêmeas na mesma área de interesse, bem como insetos diversos que se alimentam das cochonilhas, os denominados agentes de controle biológico.

A descrição morfológica em Arruda Filho e Arruda (2002) permite extrair características como aspecto geométrico de forma e tons (Figura 4), com fêmeas adultas com escama circular de coloração marrom claro quase areia, entre 2,2 a 2,5 mm de diâmetro, estando o inseto em si sob a escama, de coloração amarela, forma piriforme, entre 1,3 a 1,6 mm. Já o macho possui escamas alongadas mais esbranquiçadas e em fase adulta se locomovem livremente. Dada a capacidade reprodutiva das fêmeas, estas são os objetos de interesse, sendo os machos considerados ruídos na imagem, sendo necessário separá-los (Figura 5A). Detalhamentos morfológicos de ínstars imaturos podem ser encontrados em Howel (1975) e Howel e Tippins (1977). Na seção seguinte são apresentados os materiais e métodos utilizados com a abordagem preliminar utilizada neste trabalho, baseada em diferenciação de tons. A caracterização por forma apresenta o desafio na segmentação, dada a superposição entre as escamas (Figura 5B).

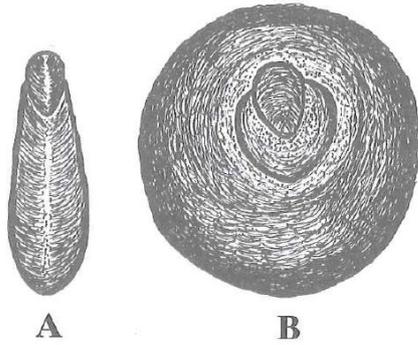


Fig. 4 Escamas de macho (A) e fêmea (B) de *D. echinocati* (Arruda Filho e Arruda 2002)

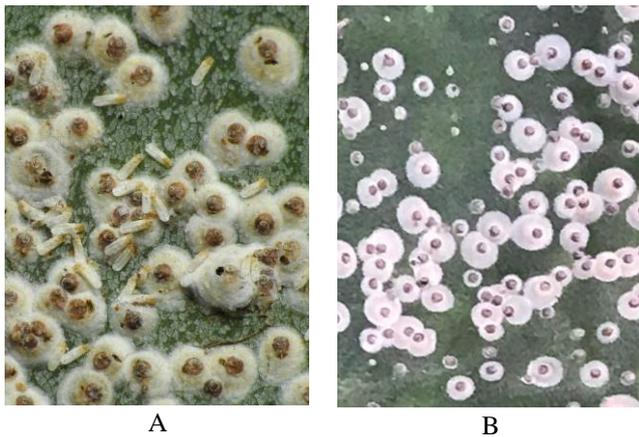


Fig. 5 Machos e fêmeas de *D. echinocati* na mesma área (A) e aglomerados de escamas de terceiro ínstar de *D. echinocati* (B)

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Tendo em vista a aquisição das imagens e posterior uso do sistema proposto em ambiente controlado (Laboratório de Entomologia da Empresa de Pesquisa Agropecuária do RN – EMPARN), a imagem de referência preliminar (Figura 6A) é a região de interesse (ROI) associada à 2ª contagem na Figura 6B, e apresenta resolução de 780 x 1040 (811,2 kpixels), 96 dpi, com zoom digital de 5x em suporte localizado à 11 cm da imagem, obtida em telefone celular MotoG. Nesta escala de zoom e resolução, esta ROI corresponde à área de 2,0 x 2,5 cm (5 cm²), importante para mensuração do percentual de área infectada. A câmera básica compatível com Raspberry Pi 3 B+ é de 5 MP, permitindo assim a configuração e ajuste de escala no sistema final. Câmeras de 8 a 12 MP, bem como lentes de aumento de até 900x estão disponíveis comercialmente.

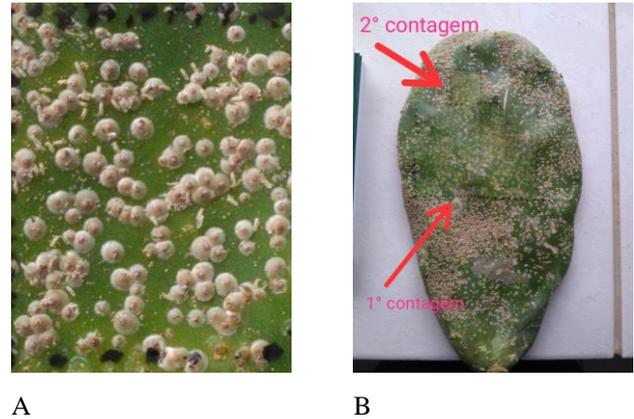


Fig. 6 Imagem de referência para validação de algoritmos para identificação e contagem de *D. echinocati* fêmeas (A) e ROI associada (B) (dos Autores)

A contagem manual de cochonilhas fêmeas adultas com auxílio de microscópio por especialista (*ground truth*) resultou em 131 indivíduos. As marcações de cor preta na Figura 6A são apenas para delimitação da ROI, sendo devidamente desprezadas no pré-processamento.

3.1 Algoritmos e técnicas

A biblioteca OpenCV (v. 2.0) foi utilizada em linguagem Python 3.7, possibilitando a manipulação das imagens nas etapas de a) pré-processamento (aquisição, remoção de fundo (Figura 7) e transformação entre sistemas de cores), b) segmentação (Figura 8), c) reconhecimento e rotulação de objetos (Figura 8), d) cálculo de áreas e contagem de objetos. A abordagem inicial de reconhecimento de bordas (Canny) e formas (Hough Circles) demonstraram ineficácia pelo alto grau de falta de padrão nas formas e sobreposições. Embora a tonalidade diferenciada da parte superior das escamas possa ser algo a ser explorado em imagens com forte contraste como na Figura 6, o detector de bordas pode ser ajustado para segmentação do aglomerado como um todo (Figura 9), embora o cálculo da área dos aglomerados não seja direta.



Fig. 7 Remoção de fundo na imagem exemplo da Figura 4 (dos Autores)

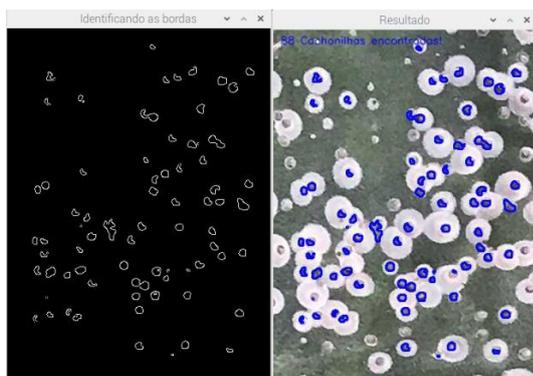


Fig. 8 Detecção de bordas Canny com base na tonalidade diferenciada das partes superiores de escamas de terceiro ínstar (dos Autores)

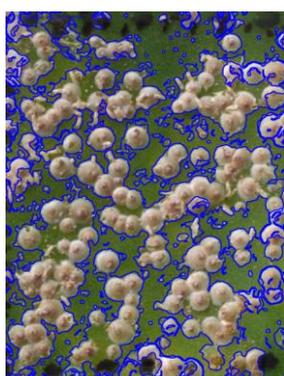


Fig. 9 Detecção de bordas Canny com base na tonalidade da carcaça de terceiro ínstar (dos Autores)

A estimativa de área de infestação e por consequência a contagem individual obteve resultados mais acurados com a identificação das escamas como um todo (e não apenas a parte superior), obedecendo o seguinte fluxo de pré-processamento (Figura 10), detalhado na sequência:

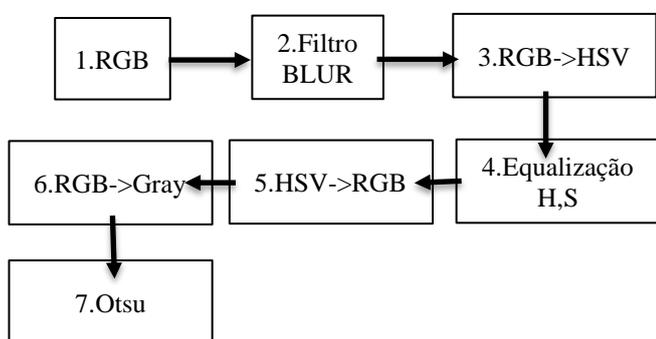


Fig 10. Fluxo de etapas de pré-processamento da imagem

1. Aquisição da imagem R, G, B;
2. Filtro de média Blur, com valor 35; foram testados um conjunto de valores na faixa 31 e 128, sendo escolhido o que resultou na contagem mais próxima ao valor de *ground truth* e que melhor separasse as fêmeas e machos;

3. Transformação RGB para HSV; normalmente são os sistemas mais comuns em identificação de doenças em plantas (Carrascosa, 2021);
4. Equalização de histograma nos canais H (matiz) e S (saturação);
5. Transformação HSV para RGB;
6. Transformação RGB para tons de cinza;
7. Determinação de *threshold* para binarização com método de Otsu (1975).

O método Otsu permite, a partir de uma imagem em tons de cinza, determinar o valor ideal de um *threshold* que separe os elementos do fundo e da frente da imagem em dois *clusters*, atribuindo a cor branca ou preta para cada um deles. Devido a essa característica, funciona especialmente bem para casos de imagens com histogramas bimodais, podendo ser divididas adequadamente com um único valor. Uma vez a imagem binarizada, o algoritmo percorre a matriz associada com a contagem de pixels iguais a 0 (pretos) que correspondem à presença das escamas, calculando o percentual da área em relação ao total de pixels da imagem (Figura 11)

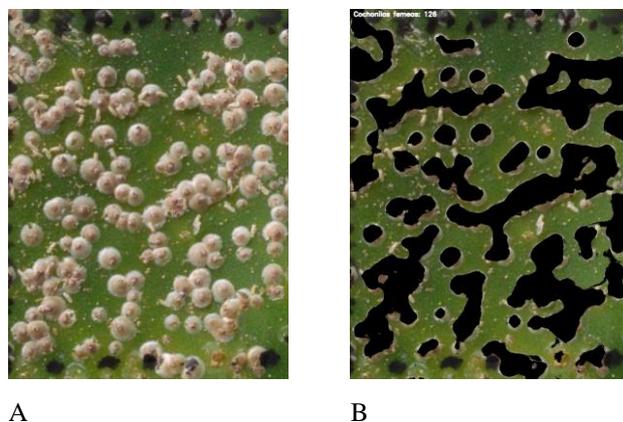


Fig. 11 Imagem de referência para validação de algoritmos para identificação e contagem de *D. echinocati* fêmeas (A) e imagem com máscara binarizada com limiar Otsu (B) (dos Autores)

A partir da área com presença de cochonilhas, pode-se estimar o número de indivíduos com base no diâmetro estimado de cada ínstar, disponível na literatura. Neste trabalho as imagens de referência são caracterizadas por escamas de terceiro ínstar, num diâmetro variável entre 1,5 e 2,5 mm, segundo descrição de *Aspidiotus nerii* Bouché (Rocha et al. 2006). Seu aspecto circular permite estimar a área da escama de um indivíduo e, consequentemente, o número de indivíduos.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Considerando a resolução de 780 x 1040 e dimensões da ROI de 200 mm x 250 mm, é realizado o escalonamento nos eixos horizontal e vertical:

$$wR = 780 \text{ px} / 200 \text{ mm} \quad (1)$$

$$hR = 1040 \text{ px} / 250 \text{ mm} \quad (2)$$

E o cálculo do raio (em pixels) dado pela expressão geral:

$$r = (d \text{ (mm)} / 2) * \text{zoom} * \text{avg}(\text{escala}) \quad (3)$$

onde d (mm) é o diâmetro de referência do ínstar, zoom é o nível usado na captura da imagem (neste caso 5) e $\text{avg}(\text{escala})$ é a média entre as escalas wR e hR .

A execução dos passos 1-7 do algoritmo descrito na seção anterior (Figura 10) resultou na área de cochonilhas de 35,85% (1,79 cm²), representando 127 cochonilhas. Este número equivale a 96,9% de acurácia, indicando a coerência deste método preliminar para detecção de terceiro ínstar. Este resultado pode ser visto na interface *desktop* desenvolvida em PyQt5, conforme Figuras 12 e 13. Aplicações *desktop* desenvolvidas em PyQt são *cross-platform*, inclusive para arquitetura ARM e sistema operacional baseado em Linux do Raspberry Pi.

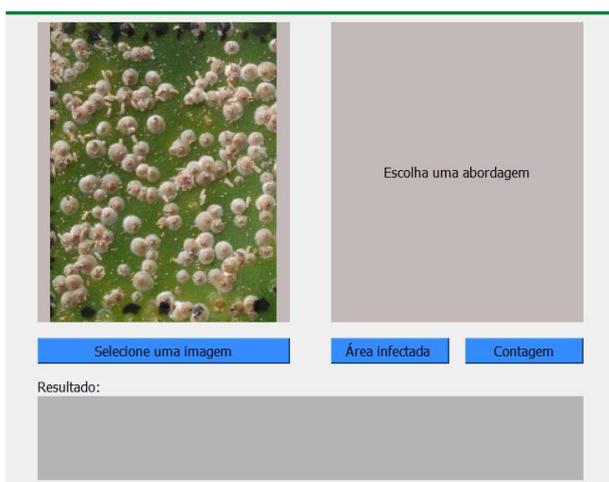


Fig. 12 Tela inicial do software para estimativa automática de área infectada e contagem (dos Autores)

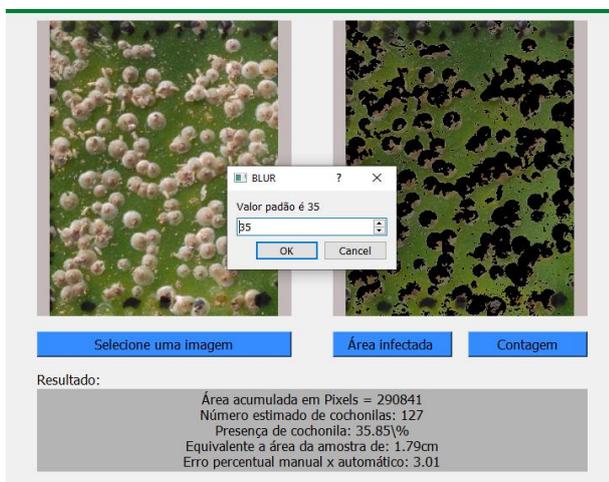


Fig. 13 Tela de resultado da análise automática com possibilidade de configuração do valor de referência do filtro de média BLUR (dos Autores)

A melhor cobertura de área e separação entre machos e fêmeas mostrou-se dependente da constante de filtragem BLUR, o qual foi inserido como parâmetro configurável pelo

usuário (Figura 13) para melhor ajuste frente ao *ground truth*. Ao comparar o processamento na Figura 13 com a Figura 11 é perceptível o efeito do ajuste na separação entre machos e fêmeas. O valor BLUR equivale ao tamanho do *kernel* ou janela de pixels ao redor de cada pixel em análise. O pixel atual é substituído pelo valor médio dos pixels na janela informada. Outros filtros como o gaussiano e bilinear foram avaliados, sendo o filtro de média simples (função `openCV medianBlur`) o que apresentou melhor resultado.

Quando imagens com diferentes ínstares estão presentes, como na Figura 14, o algoritmo identifica as escamas de cochonilhas maduras, evidenciando a necessidade de evoluir a técnica incorporando treinamento de modelo para classificação dos ínstares com base em exemplos, tornando o sistema mais robusto e insensível à variações de luminosidade e consequentes tons da imagem. O número de exemplos e diversidade dos mesmos afeta diretamente a capacidade de reconhecimento frente a situações ruidosas.



Fig. 14 Situação limitante demandando técnica de aprendizagem de máquina para separação de ínstares (dos Autores)

5. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou resultados preliminares do desenvolvimento de sistema embarcado em Raspberry Pi com câmera acoplada e integração à suporte fixo para aquisição de imagens e processamento automático da contagem de cochonilhas em ROI de amostras de raquetes de palma, para auxílio ao especialista na pesquisa do impacto de tratamentos para manejo e controle da praga de cochonilha de escama.

O resultado demonstrou acurácia para estimativa de área infectada geral e contagem em terceiro ínstar. Contudo, a necessidade adicional de caracterização diferenciada dos ínstares demanda uso de técnicas mais avançadas de aprendizado de máquina, eventualmente profunda com PyTorch (Stevens et al. 2020) ou TensorFlow, que permitam treinar com base em exemplos dos diferentes ínstares modelos de classificação. Entre as próximas etapas que motivam a continuidade do trabalho podem ser citados a construção do artefato físico para instalação permanente no laboratório e a aquisição de imagens para montagem de *datasets* para treinamento de modelos com foco em aprendizagem profunda por ter aplicação crescente em problemas agrícolas (Kamilaris;

Prenafeta-Boldú, 2018; Liu; Wang, 2021), com destaque para análise de imagens.

AGRADECIMENTOS

À Empresa de Pesquisa Agropecuária do Rio Grande do Norte (EMPARN) pelo acesso ao Laboratório de Entomologia. À UFRN pela concessão de bolsa de Iniciação Científica para o segundo autor no âmbito do projeto institucional palmaS.

REFERÊNCIAS

- Arruda Filho, G.P., Arruda, G.P. (2002). Manejo integrado da cochonilha *Diaspis echinocacti* praga da palma forrageira em Brasil. *Manejo integrado de pragas y agroecologia*, 64, 1-4.
- Carrascosa, A.F. (2021). *Aplicação de métodos de processamento de imagem e redes neurais na extração de características de doenças em plantas*. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Federal de Rondonópolis, 68p.
- Chagas, M.C.M., Silva, E.C.S., Nascimento, S.M., Lima, G.F.C., Lima, T.C.C. (2018). cochonilha de escama na palma forrageira: aspectos biológicos e estratégias de manejo. Emparn.
- Chagas, A.M.; Prieto-Godino, L.L.; Arrenberg, A.B.; Baden, T. (2017). The €100 lab: a 3D-printable open source platform for fluorescence microscopy, optogenetics, and accurate temperature control during behavior of zebrafish, *Drosophila* and *Caenorhabditis elegans*. *PLOS Biology*, 15(7).
- Chaitanya, P., Kotte, D., Srinath, A., Kalyan, K.B. (2020). Development of smart pesticide spraying robot. *Int. J. of Recent Technology and Engineering*, 8 (5), 2193-2202.
- Doreste, A.C.S.; Amaral, I.D.B.; Gonçalves, T.G.; Travassos, G.H. (2019). Digitalizando o microscópio óptico: a solução do paradise watch. *XIX Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde*, Niterói, 324-329.
- Frota, M.N.L., Carneiro, M.S.S., Carvalho, G.M.C., Araújo Neto, R.B. (2015). Palma forrageira na alimentação animal. *Série Documentos*, n. 233, Embrapa Meio-Norte.
- Howel, J.O. (1975). Descriptions of some immature stages in two *Diaspis* species (Homoptera: Coccoidea: Diaspididae). *Annals of the entomological society of America*, 68 (3), 409-416.
- Howel, J.O., Tippins, H.H. (1977). Descriptions of first instars of nominal type-species of eight *Diaspidid* Tribes. *Annals of the entomological society of America*, 70 (1), 119-135.
- Kamilaris, A., Prenafeta-Boldú, F.X. (2018). Deep learning in agriculture: a survey. *Computers and Electronics in Agriculture International Journal*, 147, 70-90.
- Kueneman, E., Kudo, H. (eds) (2001). Cactus (*Opuntia spp.*) as forage. *FAO plant production and protection paper*, 169, FAO, Roma, Itália.
- Lamari, L. (2008). *Assess 2.0: Image analysis software for plant disease quantification*. APS Press, Mineapolis, USA.
- Lima, M.C.F., Leandro, M.E.D.A., Valero, C., Coronel, L.C.P., Bazzo, C.O.G. (2020). Automatic detection and monitoring of insect pests – a review. *Agriculture*, 10 (161), 1-24.
- Liu, J., Wang, X. (2021) Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review. *Plant Methods*, 17 (22) 1-18.
- Nhaga, A.O.; Pinto, C.M.; Salles, M.G.S.; Pinto, O.R.O.; Sousa, F.A. (2018). Controle de cochonilha de escama da palma forrageira com o uso de extrato de nim. *Enciclopédia Biosfera*, 15(28), 332-240.
- Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296), 23-27.
- Preti, M., Verheggen, F., Angeli, S. (2021). Insect pest monitoring with camera-equipped traps: strengths and limitations. *Journal of pest science*, 94, 203-217.
- Rocha, K.C.G.; Silva, R.A.; Micheloto, M.D.; Busoli, A.C. (2006). Aspectos biológicos de *Aspidiotus nerii* Bouché, 1833 (HEMIPTERA: DIASPIDIDAE). *Ciência Rural*, 36(2), 363-368.
- Silva, D.F., Souza, V.M.A., Ellis, D.P.W., Keogh, E.J., Batista, G.E.A.P.A. (2015). Exploring low cost laser sensors to identify flying insect species. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 80, 313-330.
- Vale, S.; Wenneker, M. (2014). The future of orchard spraying – robotic sprayer. *The fruit grower*, 2014, 24-25.
- Stevens, E.; Antiga, L.; Viehman, T. (2020) *Deep learning with PyTorch*. Manning.