

# Rastreamento do caruncho do bambu usando fluxo ótico

Jean Marcel Peres Martins<sup>1</sup>, Bruno Aristimunha Pinto<sup>1,2</sup>,  
Pedro Lucas F. de Albuquerque<sup>1</sup>, Edilson Soares da Silveira<sup>2,3</sup>,  
Kleber Padovani de Souza<sup>1,3</sup>, Hemerson Pistori<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>Grupo de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação em  
Visão Computacional (Inovisão), Universidade Católica Dom Bosco (UCDB)  
Campo Grande – MS – Brasil

<sup>2</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de  
Mato Grosso do Sul (IFMS) *campus* Campo Grande - MS, Brasil

<sup>3</sup>Programa de Pós-Graduação em  
Ciências Ambientais e Sustentabilidade Agropecuária  
Universidade Católica Dom Bosco (UCDB) - Campo Grande - MS - Brasil

jeanmarcel18@gmail.com hpistori@gmail.com

**Abstract.** *In this article is it proposed the use of optical flow technique, in special, the algorithm of [Lucas e Kanade 1981] for tracking the beetles-the-bamboo (*Dinoderus minutus*) in an experimental environment. It is analyzed by Euclidean distance which window size seems to be more suitable for insect detection. We conclude that the 2 pixels filter window offer the best result.*

**Resumo.** *Neste artigo é proposta a utilização da técnica de fluxo ótico, em particular, o algoritmo de [Lucas e Kanade 1981] para rastreamento do carunchos-do-bambu (*Dinoderus minutus*) em ambiente experimental. Analisou-se, através da distância Euclidiana, qual tamanho de janela mostra-se mais adequado para detecção do inseto. Conclui-se que a janela do filtro de tamanho 2 oferece o melhor resultado.*

## 1. Introdução

Os insetos pertencentes ao filo Arthropoda, possuem grande importância ambiental, contribuindo, por exemplo, na reprodução vegetal, limpeza das águas e do ar e na manutenção de diversas cadeias alimentares [Oliveira-Costa 2011]. Considerando que aproximadamente 98% dos integrantes da classe insecta não se encaixam na categoria de pragas, destaca-se que estes indivíduos são essenciais para o equilíbrio ambiental, comprovando dessa maneira, sua importância para o ecossistema. Segundo [Ruppert e Barnes 2005], os artrópodes compreendem cerca de 75% de todas as espécies animais catalogadas, sendo os insetos representantes mais expressivos deste *filo*, correspondendo de 870.000 a 1.200.000 espécies descritas.

As pragas geram prejuízos econômicos e sociais, para os múltiplos setores da vida humana, como nas plantações e na preservação das matérias primas. Dentre essas pragas, os besouros, integrantes da ordem coleóptero, acarretam prejuízos na economia mundial, em setores como construção civil e agricultura [Farrelly 1996]. Dentre os coleópteros, o

inseto *Dinoderus minutus*, conhecido como caruncho ou praga do bambu, causa perdas econômicas na construção civil, pois reduz o bambu a pó [Sarlo 2000].

O caruncho *D. minutus* pertence à família *Bostrichidae* e subfamília *Dinoderinae*, com dimensões que variam de 3 a 4 mm de comprimento e 1 a 1,5 mm de largura. Além disso, ele é considerado um cosmopolita, sendo encontrado principalmente em regiões tropicais, onde bambus são cultivados e se reproduzem durante todo ano, podendo chegar até sete gerações em um ano [Sittichaya *et al.* 2009].

Devido a características dimensionais apresentadas por grande parte dos insetos, em especial o caruncho, evidenciados por ordens de grandeza nanométricas a milimétricas, os experimentos que requerem observação visual por longos períodos tornam-se inviáveis. No laboratório, os ensaios envolvendo esses indivíduos ocorrem sob a supervisão humana, com observações de até 72 horas, podendo permitir fadiga humana e análises imprecisas.

Com isso, considerando que o ambiente experimental é controlado, bem como, a necessidade de extração de informações referentes ao comportamento do caruncho *D. minutus*, objetivou-se a construção de um sistema de visão computacional, visando automatizar a contagem desses insetos.

A Visão Computacional - (VC), segundo [Milano e Honorato 2010], é a área do conhecimento responsável pelo desenvolvimento de métodos e técnicas voltadas a interpretação de imagens. Tais imagens, podem ser obtidas a partir dos mais diversos equipamentos, como câmeras de vídeo, sensores, scanners, entre outros dispositivos.

A partir dessa problemática dos experimentos, utilizou-se as técnicas de rastreamento, da visão computacional, em especial o fluxo ótico para analisar o desempenho da técnica de [Lucas e Kanade 1981] sobre comportamento dos carunchos.

Sobre a organização do trabalho, na Seção 2 são abordadas pesquisas correlatas sobre software que usam a VC no estudo de inseto e na Seção 3 a técnica de Fluxo Ótico, delimitando ao método utilizado no experimento. Os resultados e discussões realizados, a partir da execução dos testes e coleta dos dados, estão na Seção 4. Por fim, as conclusões e sugestões para trabalhos futuros aparecem na última seção.

## **2. Trabalhos Correlatos**

Inicialmente, destaca-se o sistema na área das pragas com a implementação da detecção e contagem de vermes patogênico, realizado por [Kurtulmus e Ulu 2014]. O software contava com três etapas de processamento, primeiramente, a obtenção dos eixos dos inseto para uma localização mais exata, seguido da separação pelo esqueleto dos vermes sobrepostos e finalmente, uma detecção com dois métodos de linhas diferentes dos nematóides mortos. No sistema proposto, os pesquisadores obtiveram uma taxa de 85% de acerto sobre os 1715 vermes testados.

Em outra pesquisa, realizada por [Solis-Sánchez *et al.* 2010], foi desenvolvida uma técnica baseada no algoritmo SIFT para detectar e rastrear a presença das pragas em estufas. A análise dos resultados permite observar que o método possui um coeficiente de acerto mais alto comparado ao estado da arte, tornando-se assim uma ferramenta muito valiosa para os estudos com os insetos. As variedades de pragas testadas foram: Diabrotica (*Coleoptera: Chrysomelidae*), Lacewings (*Lacewings spp.*), Aphids (*Aphis gossypii*

*Genn.*), Glassy (*Empoasca spp.*), Thrips (*Thrips tabaci* L L.) e Whitefly (*Bemisia tabaci* *Genn.*).

[Solis-Sánchez *et al.* 2009] realizaram uma aplicação para a detecção de moscas brancas (*Bemisia tabaci* *Genn.*) dentro de uma estufa. Com o sistema é possível diferenciar as pragas e demais insetos, e os resultados apresentaram a correlação entre as capturas e detecções feitas na tela pegajosa e nas folhas das plantas. Com isso, o software torna-se uma possível ferramenta na redução do tempo de análise no manejo das pragas.

Destaca-se ainda a implementação de um sistema para contagem de pragas do arroz capturadas em armadilhas luminosas, testado por [Yao *et al.* 2013]. Inicialmente, o software subtrai o fundo por um método de diferença de cor [Yao *et al.* 2012] e, posteriormente, calcula o fluxo ótico de uma sequência de imagens para obter a movimentação e aglomeração do inseto. Além disso, na separação dos insetos agrupados, aplicou-se o método de cortes normalizados (NCuts) para enfim realizar a contagem e avaliação. O estudo comparou as técnicas nesse contexto experimental e relatou que o método, baseado no mínimo regional, obteve uma precisão de 95,9%.

Além desses trabalhos, [Wang *et al.* 2012] apresentam um software automático de identificação de outros insetos. No sistema são empregados métodos de redes neurais artificiais e métodos do aprendizado supervisionado para classificação de insetos. Com os testes em nove ordens e subordens, o sistema obteve estabilidade e taxa de precisão de 93% com a aplicação das técnicas de redes neurais.

### **3. Rastreamento**

O rastreamento é uma área de estudos que possui ênfase na visão computacional, envolvendo, geralmente, um comparativo em uma sequência de imagens. Ademais, os métodos do gênero possuem a capacidade para detectar vários tipos de objetos, em qualquer imagem em questão [Macedo 2013].

Para isso, existem algumas maneiras para extração desses atributos [Szeliski 2010], como o filtro preditivo e o fluxo ótico, para o presente optou-se implementar o método de fluxo ótico. Esse método funciona com a distribuição de duas dimensões em relação à velocidade, sendo aparente ao movimento dos padrões de intensidade no plano da imagem [Beauchemin e Barron 1995].

#### **3.1. Fluxo Ótico**

Fluxo ótico é uma técnica para estimar o rastreamento de movimento de um certo objeto, em uma sequência por imagem, em que cada pixel do plano da imagem está associado a um único vetor de velocidade [Faria 1992]. Ele é o padrão de movimento aparente dos objetos em uma cena visual, calculado usando a restrição de brilho, que assume como constante os brilho dos pixels em quadros consecutivos correspondente em uma imagem. Isso resulta em vetores de deslocamento que descrevem a tradução de cada pixel de uma região a partir de um quadro para o seguinte [Horn e Schunck 1981]. Nesse sentido, as técnicas de fluxo ótico buscam medir o deslocamento de cada pixel ou conjunto de pixels vizinhos em uma sequência de imagens.

O fluxo ótico indica o movimento  $x$  de um pixel numa sequência de imagens. Dessa forma, tem-se um modelo para indicar o possível ponto de chegada durante

todo o processo de movimentação. Em síntese, o fluxo localiza em cada pixel um vetor  $\vec{U} = (u, v, t)$ , tornando-se possível indicar o deslocamento que ocorreu dentro da imagem por meio do comparativo de matrizes. Toma-se como nota, que o u e v indica o plano x e y de uma imagem; e t indica a variação temporal da sequência de imagens[Neto e Gomes 2011].

Através desse estudo com os vetores é possível relacionar três variáveis sendo,  $V_x$  e  $V_y$  as direções do movimento e I a intensidade do objeto numa imagem binarizada, em que o ponto de intensidade é constante, ou seja não existe nem uma variação num determinado T, sendo este T o tempo de captura da imagem [Faria 1992]. A partir dessa relação, por resultado da expansão pelo cálculo da série de Taylor, pode-se simplificar um gráfico de três dimensões para duas dimensões, indicando as posições sobre o movimento, evidenciado pela Equação 1.

$$\frac{\partial I}{\partial x} V_x + \frac{\partial I}{\partial y} V_y + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

Considerando que a diferença de tonalidade entre o objeto e o plano de fundo seja a intensidade, esta se torna responsável pela indicação da posição do pixel num determinado quadro. Sendo assim, a intensidade é a responsável pela diferenciação entre o fundo, contorno e o centro de massa do objeto. A partir disso, é possível a identificação dos valores de X e Y, ou seja, as direções do movimento (vertical e horizontal).

O nível de intensidade, maior ou menor, oscila de acordo com a intensidade da luz que destaca o objeto em movimento pelo plano de fundo. Dessa forma, na análise de um objeto que possui dimensão superior a resolução da imagem, não obteremos apenas um vetor, mas um conjunto de vetores que resultam do contorno da imagem.

Como também, T sendo o tempo, podemos observar que quanto maior o tempo de captura da imagem, proporcionalmente maior a possibilidade do movimento do objeto. Através desse processo, determinamos a localização dentro de plano cartesiano, considerando as direções resultantes.

Com isso, pode-se trabalhar em situações em que o objeto está em repouso, e o equipamento em movimento, a fim de compreender o movimento do equipamento, bem como o inverso dessa situação.

Considerando a Equação 1, [Faria 1992], é possível simplificar adotando a convenção inicial de que  $\vec{v} = \left( \frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right)$ , onde os dois componentes são resultantes do vetor velocidade, e que o gradiente da função imagem é determinado nas direções x, y, logo  $\left( \frac{\partial I}{\partial x} e \frac{\partial I}{\partial y} \right)$  são simplificado por  $\nabla I$ . Dessa maneira, com a restrição na equação do Fluxo, obtêm-se:

$$\nabla I . I_t = 0 \quad (2)$$

Por consequência, conclui-se que a equação não foi resolvida, deixando incógnitas abertas, resultando no problema de abertura em algoritmos de fluxo ótico [Ullman 1979]. A forma como os métodos propõem essa solução são classificadas em três tipos: Diferenciais, Correlação e em Frequência Energia [Mário *et al.* 2001].

Os métodos diferenciais tem por princípio estudar a variação temporal das intensidades luminosas na sequência de imagens. Para o presente, optou-se pela técnica de [Lucas e Kanade 1981], um algoritmo de análise dos mínimos quadrados, se adequando para a avaliação em regiões de interesse. A escolha ocorre pela sua robustez para os ruídos, novamente, ideal para o nosso banco de imagem.

### 3.2. Lucas-Kanade (Algoritmo de Mínimos Quadrados)

Essa técnica trata os casos de rotação, escalas e cisalhamento além de ser um método não iterativo que assume um fluxo constante local [Mota 2011]; além de que, segundo a literatura [Baker e Matthews 2002], esse método é ideal e válido para pequenos deslocamentos, compatível com o contexto dos nossos experimentos.



Figura 1. Aplicação da técnica: (A) imagem virtual – (B) imagem real.

A figura 1 apresenta o resultado da aplicação da técnica de fluxo óptico pelo algoritmo de [Lucas e Kanade 1981], comparando com o resultado visualmente com a imagem real do experimentos a marcação em branco é referente à segmentação do fluxo óptico, ou seja, cada ponto branco é considerado uma movimentação enquanto o fundo preto representa os locais que não ocorreram movimentações. Sendo assim, para verificar a viabilidade dentro do banco de imagens, inicialmente, verificou-se o desempenho, utilizando o conceito da distância Euclidiana, da técnica de Lucas-Kanade.

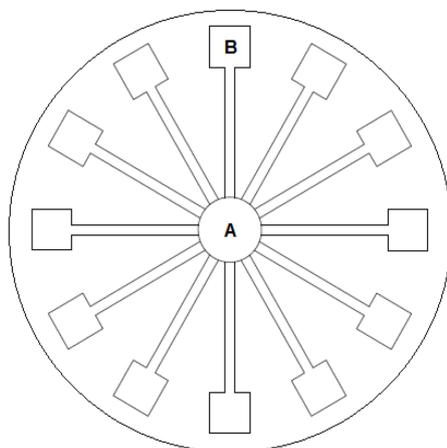
## 4. Materiais e Métodos

Esta seção divide-se em três partes. Inicialmente, delimita-se o ambiente experimental acerca do local, ambiente, condições e equipamentos utilizados. Em seguida, as etapas que cominaram na criação do banco de imagens, além das convenções adotadas sobre o tratamento dos vídeos. Por fim, evidencia-se a forma como calculou-se o desempenho da técnica em cada parâmetro testado.

### 4.1. Ensaios

Os experimentos dos carunchos, nos quais foram capturadas as imagens, ocorreram no Instituto São Vicente, Base de Pesquisa da Universidade Católica Dom Bosco (UCDB) e no Centro de Tecnologia e Análise do Agronegócio (CeTeAgro), localizados no município de Campo Grande, Mato Grosso do Sul (MS), com coordenadas geográficas 20° 23' 14" latitude sul e 54° 36' 29" latitude oeste, a 532 metros de altitude.

O ambiente experimental era constituído de uma arena de acrílico transparente, demonstrada pela Figura 2, submetida para patente sob solicitação de privilégio<sup>1</sup>. Essa possuía 2,40 m de diâmetro e encontrava-se apoiada sob um tecido branco, que auxiliava na visualização dos insetos.



**Figura 2. Esboço da arena.**

Nos ensaios registrados, 60 carunchos foram liberados no centro da arena, vedada posteriormente com a tampa removível, e após 12 horas, observou-se a entrada dos insetos nas taliscas de bambu, bem como, a quantidade de insetos atraídos em cada região.

Paralelamente, utilizando a filmadora Sony DCR-SR300, com lentes Carl Zeiss Vario-Sonnar, resolução de 720 x 480 pixels e 30 quadros por segundo, filmamos os experimentos. Para estabilidade e suporte do equipamento adotou-se uma armação metálica que aprimorou a qualidade das imagens tornando a captura mais apropriada para processamento das imagens, melhor descrita por [Borea e Naka 2013].

#### **4.2. Banco de Imagens**

Com o registro das imagens, selecionou-se os trechos considerando as observações, no qual os insetos apresentavam maior movimentação em minutos aleatórios. Dessa forma, dividiu-se em 6 vídeos, em que cada um apresenta a duração de um minuto, contendo as movimentações relevantes como momento de entrada nos toletes, movimentações rápidas, aglomeração de carunchos, entre outras.

Para comparar a eficiência da técnica empregada, realizaram-se marcações manuais nos quadros, indicando a posição exata dos insetos, a cada 4 segundos de vídeo, obtendo 15 quadros por vídeo. Dessa forma, obtivemos 150 quadros no total, que serviram para a criação das imagens de referência.

Para fazer a marcação da posição exata do inseto, em cada quadro, empregou-se o software ImageJ<sup>2</sup> focando no centro de massa de caruncho encontrado, como em um vetor com as coordenadas X e Y em pixel de uma imagem e armazenou-se para comparação com as técnicas, como demonstrado na Figura 3, que exemplifica a captura das posições dos insetos.

<sup>1</sup>Protocolo para consulta: BR 10 2014 027689 0 GRU 0000221406308972

<sup>2</sup>Para maiores informações sobre a biblioteca: [imagej.nih.gov/ij/](http://imagej.nih.gov/ij/)



**Figura 3. Marcação dos centros de massa dos insetos dentro de uma região de interesse.**

Com o banco de imagens e as imagens de referências finalizadas, aplicou-se a técnica de fluxo óptico, com a solução de Lucas-Kanade, usando como comparativo o rastreamento obtido pelo tamanho da janela da vizinhança. Dessa maneira, avaliou-se o seu desempenho individual em cada variação de janela, sendo elas: 1; 1,5 e 2.

### **4.3. Desempenho**

Posteriormente, executou-se uma função semi-automatização, do analisador de partículas presente no ImageJ, para realizar a contagem dos objetos rastreados pela técnica de fluxo óptico, e com isso verificar o seu desempenho, para cada tamanho de janela da técnica.

Definiu-se a distância Euclidiana bidimensional, considerando a fórmula  $\sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2}$ , como a principal métrica de avaliação. Considerou-se P como as marcação manuais, e Q como as das marcações da técnica, além de y e x como posições encontradas. Assim, quanto menor a distância Euclidiana, mais próximo foi o resultado da técnica com a marcação nas imagens de referência. Caso o número de pontos encontrados fosse superior aos presentes no banco de referência, a medida punitiva é aplicada, sendo ela, a adição da maior distância Euclidiana localizada dentro da região analisada.

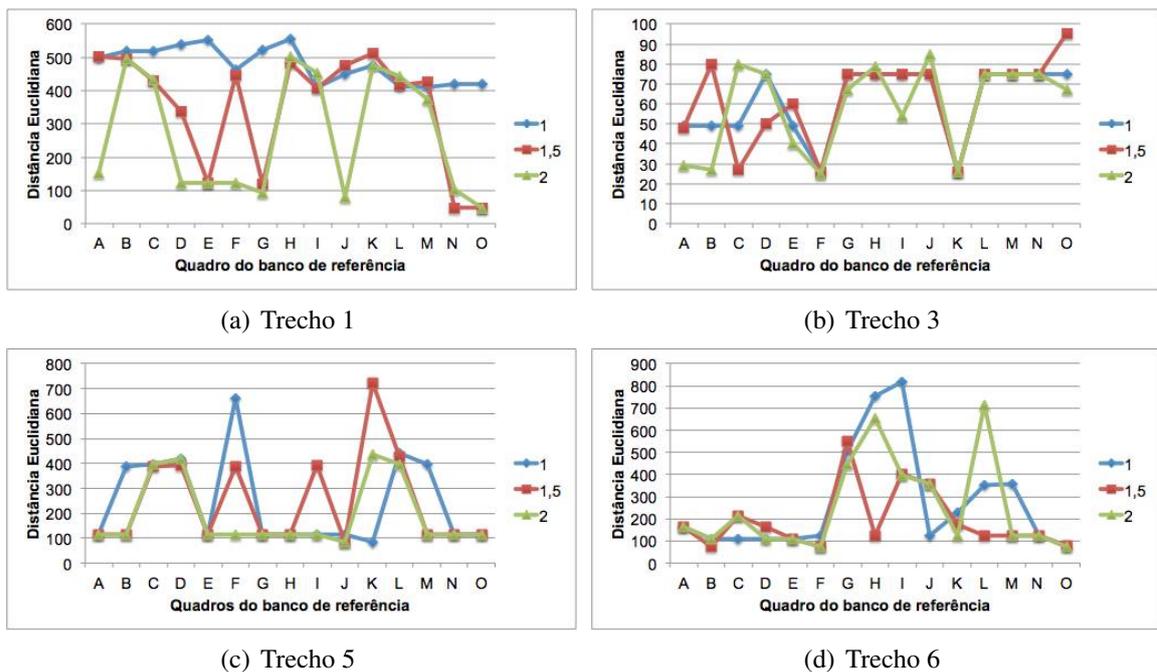
Para identificar qual a melhor janela de vizinhança do fluxo óptico que se aplica ao rastreamento e se diferem estatisticamente em relação a métrica de distância Euclidiana, foi utilizado o teste de [Friedman 1940], disponível no software estatístico R, cada bloco correspondendo a um dos 6 vídeos, com um nível de significância de noventa e cinco por cento (p-value < 0.05) e com o pós-teste (post hoc) utilizado, também disponível no R.

## **5. Resultados e discussão**

Com os resultados, evidenciou-se as distâncias Euclidianas totais de cada quadro por tamanho de janela. Inicialmente, na Figura 4 observa-se o resultado do processamento nos trechos 1, 3, 5 e 6. Considerando que a exposição de todos os dados não traz informações relevantes, exibimos o resultado por quadros de somente três dos seis vídeos.

O desempenho médio corresponde à média aritmética das distâncias Euclidianas, de todos os quadros, dos vídeos correspondentes. Na Tabela 1, apresenta-se o desempenho médio das janelas nos seis vídeos. Com isso, utiliza-se o destaque em negrito para apresentar o melhor desempenho no vídeo (menor distância Euclidiana) e, na última linha, a média geral de todos os desempenhos.

Dessa maneira, com a Tabela 1, é possível observar que existe uma variância notável no desempenho de cada tamanho de janela por vídeo; a causa disso é dada pelo



**Figura 4. Desempenho por tamanho de janela nos vídeos**

número de carunchos nas regiões de interesse existente em cada vídeo, resultando em variações em cada trecho analisado.

O valor-p calculado pelo teste de Friedman foi igual a 0.04079 indicando que é possível rejeitar a hipótese nula com confiança de 95%. O pos-teste indicou que o tamanho de janela 2 obteve a menor distância Euclidiana, entre os três parâmetros, sendo o melhor tamanho a solucionar o problema e consistentemente o parâmetro de tamanho 1 obteve o pior desempenho entre os 3 tamanhos.

## 6. Conclusão

Neste estudo, avaliou-se o desempenho do rastreamento do caruncho-do-bambu com três diferentes tipos de tamanhos de janelas de vizinhanças aplicados em fluxo óptico. Para mensurar o desempenho destas janelas, construímos um banco de imagens com diferentes trechos de experimentos com os insetos e fizemos a marcação manual de alguns quadros selecionados.

Comparando o resultado do rastreamento com a marcação manual podemos demonstrar, através de testes de hipótese, que os três tamanhos das técnicas de fluxo óptico o tamanho de parâmetro 2 foi superior comparado aos parâmetros 1 e 1,5 possuindo uma distância Euclidiana menor ao contrário do parâmetro de 1 que obteve o pior desempenho, obtendo uma distância Euclidiana superior aos demais parâmetros.

Como trabalhos futuros deverão ser realizados experimentos com melhor qualidade de imagem, e a construção de um sistema para experimentos noturnos, comuns à essa variedade de inseto. Para implementação pode-se avaliar diferentes propostas de desempenho, considerando o tempo de execução também.

**Tabela 1. Desempenho médio total dos três tamanhos em janela em seis vídeos.**

Vídeos/Janelas	1	1,5	2
Primeiro	477,6	351,47	<b>268,33</b>
Segundo	61,53	62,46	<b>58,6</b>
Terceiro	247,07	247,67	<b>192,27</b>
Quarto	38,47	76,67	<b>38,26</b>
Quinto	364,93	268,8	<b>193,93</b>
Sexto	271,2	<b>190,6</b>	253,6
Média	226,8	199,61	<b>167,5</b>

## 7. Agradecimentos

Este trabalho recebeu apoio financeiro da Universidade Católica Dom Bosco - UCDB, da Fundação de Apoio ao Desenvolvimento do Ensino, Ciência e Tecnologia do Estado de Mato Grosso do Sul - FUNDECT e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPQ.

## Referências

- Baker, S. e Matthews, I. (2002). Lucas-kanade 20 years on: A unifying framework: Part 1. Relatório técnico, Robotics Institute.
- Beauchemin, S. S. e Barron, J. L. (1995). The computation of optical flow. *ACM Computing Surveys CSUR*, 27:433–466.
- Borea, G. e Naka, M. H. (2013). Estudo de um projeto de instrumentação de um aparato para monitoramento do comportamento da preferência alimentar do caruncho de bambu. In *Anais XVII Encontro de Iniciação Científica da Universidade Católica Dom Bosco - UCDB*.
- Faria, A. W. C. (1992). Fluxo Ótico. Universidade Federal de Minas Gerais, ICEX-DCC-Visão Computacional.
- Farrelly, D. (1996). *The book of Bamboo*. Sierra Club Books, 25th edição.
- Friedman, M. (1940.). A comparison of alternative tests of significance for the problem of m rankings. *The Annals of Mathematical Statistics*, 11:86–92.,.
- Horn, B. e Schunck, B. (1981). Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17:185–203.
- Kurtulmus, F. e Ulu, T. C. (2014). Detection of dead entomopathogenic nematodes in microscope images using computer vision. *Journal of Biosystems Engineering*, 118:29–38.
- Lucas, B. D. e Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *IJCAI'81 Proceedings of the 7th international joint conference on Artificial intelligence*, 2:674–679.

- Macedo, S. V. M. (2013). Aplicação do teste kens para detecção de outliers em fluxo óptico. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Pernambuco, Recife - PE.
- Milano, D. e Honorato, L. B. (2010). Visão computacional. Universidade Estadual de Campinas - (Unicamp), Faculdade de Tecnologia.
- Mota, A. F. (2011). Tensor baseado em fluxo óptico para descrição global de movimento em vídeo. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora - MG.
- Mário, S. F., Schneebeli, H. J. A., e Caldeira, E. M. O. (2001). Cálculo do fluxo Óptico em tempo real e sua utilização na navegação de robôs móveis. *V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - V SBAI*, 5:100–106.
- Neto, V. J. O. e Gomes, D. M. (2011). Comparação de métodos para localização de fluxo óptico em sequências de imagens. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.
- Oliveira-Costa, J. (2011). *Entomologia Forense - Quando os insetos são vestígios*. Millenium, 3th edição.
- Ruppert, E. e Barnes, R. D. (2005). *Zoologia dos Invertebrados*. Roca Ed., 7th edição.
- Sarlo, H. B. (2000). *Influência das fases da lua, da época de corte e das espécies de bambus sobre o ataque de Dinoderus minutus (fabr.) (COLEOPTERA: BOSTRICHIDAE)*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Viçosa.
- Sittichaya, W., Beaver, R. A., Liu, L., e Ngampong, A. (2009). An illustrated key to powder post beetles (coleoptera, bostrichidae) associated with rubberwood in thailand, with new records and a checklist of species found in southern thailand. *Zookeys*, 26:33–51.
- Solis-Sánchez, L. O., Escalante, J. J. G., Miranda, R. C., Pacheco, I. T., e González, R. G. (2009). Machine vision algorithm for whiteflies (*bemisia tabaci* genn.) scouting under greenhouse environment. *Journal of Applied Entomology*, 133:546–552.
- Solis-Sánchez, L. O., Miranda, R. C., Escalante, J. J. G., Pacheco, I. T., González, R. G., Miranda, C. L. C., e Lumbreras, P. D. A. (2010). Scale invariant feature approach for insect monitoring. *Journal of Computers and electronics in agriculturer*, 75:92–99.
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer.
- Ullman, S. (1979). *The Interpretation of Visual Motion*. Oxford, England: Massachusetts Inst of Technology Pr., 1th edição.
- Wang, J., Lin, C., Ji, L., e Liang, A. (2012). A new automatic identification system of insect images at the order level. *Journal Knowledge Based Systems*, 33:102–110.
- Yao, Q., J., Liu, Q., Diao, G., Yang, B., e H. Chen, J. T. (2012). An insect imaging system to automate rice light-trap pest identification. *Journal of Integrative Agriculture*, 11:978–985.
- Yao, Q., Liu, Q., Dietterich, T. G., Todorovio, S., Lin, J., Diao, G., Yang, B., e Tang, J. (2013). Segmentation of touching insects based on flow and ncuts. *Journal of Biosystems Engineering*, 144:67–77.