

# Rastreamento de Múltiplas Larvas utilizando Técnicas de Visão Computacional: Resultados Preliminares

Jaime Henrique Ferreira de Sá Queiroz e Hemerson Pistori  
*INOVISAO*  
*UCDB*  
*Campo Grande, Brasil, MS*  
*jaime.cpp@gmail.com, pistori@ucdb.br*

Karla Rejane de Andrade Porto e Antonia Railda Roel  
*Programa de Biotecnologia*  
*UCDB*  
*Campo Grande, Brasil, MS*  
*portokra@ucdb.br,arroel@ucdb.br*

**Resumo**—Este artigo apresenta os resultados preliminares de um experimento com filtros de partículas para rastreamento de múltiplas larvas. O rastreamento das larvas é uma etapa importante de um sistema que está sendo desenvolvido pelo Grupo de Pesquisa INOVISAO para contagem de larvas vivas em testes de larvicidas para o mosquito da Dengue. Estes resultados preliminares apontam para a necessidade de utilização de técnicas mais sofisticadas quando o problema envolve o rastreamento simultâneo de mais de 3 larvas.

**Keywords**-filtro de partícula; rastreamento de objetos; visão computacional; segmentação;

## I. INTRODUÇÃO

Os recentes casos de epidemia de Dengue em várias cidades do estado do Mato Grosso do Sul, além de outros estados, despertaram várias questões em relação à eficácia das campanhas de combate à doença e também aos métodos preventivos, como por exemplo testes com larvicidas para as larvas do vetor da Dengue. Por exemplo, a região Centro-Oeste finalizou o ano de 2006 com uma taxa de incidência de 605,3 caso para cada 100.000 habitantes [1], sendo que os sintomas iniciais da dengue podem ser confundidos com os de várias outras doenças, e estes podem variar para um quadro mais grave e fatal de doença hemorrágica com choque.

No estado do Mato Grosso do Sul, em que já se encontrou com os surtos da doença, experimentos que auxiliam no processo preventivo podem colaborar para a redução de casos da doença. Desta forma, a automação de experimentos com novas drogas e larvicidas é uma área cada vez mais importante de pesquisa e desenvolvimento tecnológico em computação.

Atualmente, os testes com bioensaios demandam 24 horas de observação contínua e são realizadas por humanos, que

ficam sujeitos ao stress de trabalhos repetitivos. Portanto, os resultados obtidos ficam sujeitos à inconsistência e se tornam inconfiáveis. Por meio desta que surgiu o projeto LARVIC, afim de tornar os experimentos mais confiáveis, eficientes e reprodutíveis.

A automação destes experimentos exige que diversos problemas sejam explorados, um dos centrais é o rastreamento de animais, que neste caso são larvas em meio líquido. Determinar a posição exata de uma ou de várias destas larvas neste meio não basta, é necessário determinar a rota que estes animais traçaram, se estão mortos ou não, já que no experimento todos os animais estarão em movimento, além de outros parâmetros de interesse. Exemplos de outras aplicações de rastreamento podem ser vistos em [2] para camundongos, em [3] para formigas e em [4], para peixes.

## II. SEGMENTAÇÃO

O primeiro passo na análise de imagens é a segmentação que consiste em usar o computador para definir na imagem, recortes automáticos ao redor de objetos de interesse. A segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes. O nível até o qual essa subdivisão deve ser realizada, assim como a técnica utilizada, depende do problema que está sendo resolvido [5]. Neste trabalho será abordada a técnica subtração de fundo, devido aos experimentos possuírem um fundo estático o que favorece a utilização dessa técnica.

A vantagem de se utilizar a técnica de subtração de fundo é pelo seu custo de processamento ser baixo e por ser de fácil implementação. Essa técnica consiste no cálculo da diferença simétrica entre cada pixel do quadro atual e do modelo de fundo e se essa diferença for maior que um limiar, este pixel é considerado como pertencente ao

fundo. Para estimar o modelo de fundo foi adotada uma solução trivial que é filmar o cenário sem os objetos de interesse. A desvantagem desse método é não se adaptar as modificações no fundo da cena, como por exemplo a mudança de iluminação ou objetos que entram em cena e em seguida ficam estáticos e sem relevância. Como pode ser observado na sequência de imagens antes da segmentação na Figura 1 e respectivamente logo depois foi efetuado a subtração de fundo na Figura 2.

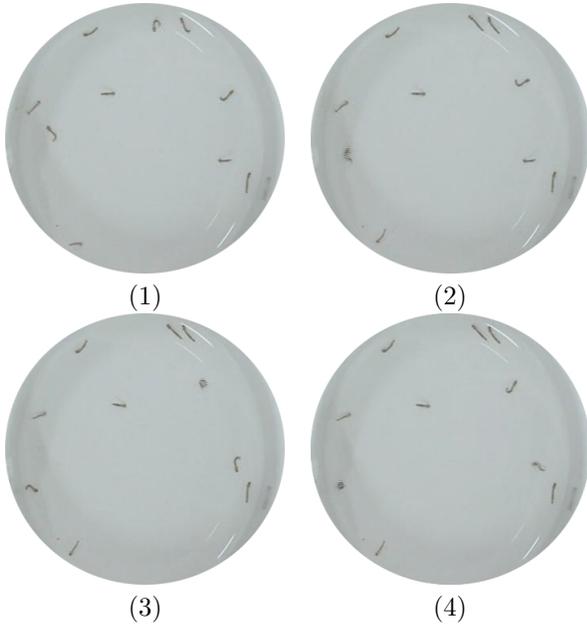


Figura 1. Sequência de imagens originais.

A imagem segmentada através da subtração de fundo é obtida pela equação 1, onde  $Bn(x)$  é a intensidade do modelo de fundo para o pixel  $x$ ,  $Tn(x)$  é o limiar pré-definido atribuído ao pixel  $x$ ,  $In(x)$  é a intensidade do quadro que se deseja segmentar e  $n$  é a quantidade de quadros capturados até o momento. O alvo  $An(x)$  estimado durante o processamento do quadro  $n$  para o pixel  $x$  é calculado como a diferença simétrica maior que um limiar  $Tn(x)$  entre o quadro atual e o modelo de fundo estimado.

$$An(x) = |In(x) - Bn(x)| > Tn(x) \quad (1)$$

### III. FILTRO PREDITIVO

O rastreamento de múltiplos objetos pode ser interpretado como um problema de estimação de estados de um número desconhecido de alvos que se movimentam em um sistema dinâmico [6] e com a utilização de filtros preditivos é possível estimar o estado ótimo do sistema. Para isso, deve-se utilizar um modelo matemático da dinâmica do sistema para propagar os estados e depois, combinar o estado estimado com a probabilidade dos estados realmente terem ocorrido [7]. Existem diversos filtros preditivos, como o

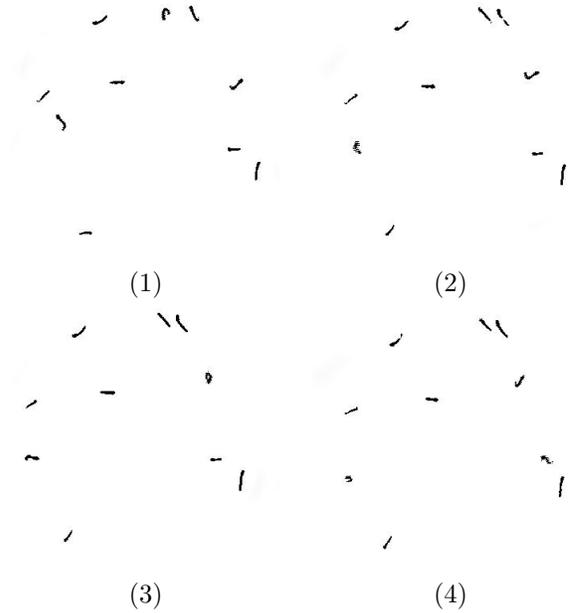


Figura 2. Sequência de imagens segmentadas usando subtração de fundo.

filtro de Kalman e o filtro de partículas, que são apropriados para diferentes tipos de modelagens do sistema. Os filtros preditivos são particularmente interessantes quando se trabalha com dados corrompidos e ruído, como por exemplo, durante o rastreamento de objetos que são constantemente ocultados uns pelos outros.

O filtro de partículas, um tipo de filtro preditivo, pode ser aplicado em problemas envolvendo modelos não-lineares e não-gaussianos. Desta forma, a solução de rastreamento de um objeto é dividido em três etapas: a predição, a observação e a correção [7], [6].

Na predição, um modelo de dinâmica é aplicado a cada uma das partículas, para se calcularem seus novos valores, com base em seus valores anteriores. Na observação, cada partícula recebe um peso com base nas informações obtidas em um modelo de observação e por atributos extraídos a partir da imagem corrente, sendo esse peso proporcional a sua proximidade com os atributos extraídos das imagens. Na correção (*resampling*), uma nova lista de partículas é gerada a partir de uma lista anterior, levando em consideração os pesos, de forma que partículas com maior peso tenham maior probabilidade de serem escolhidas para participar da nova lista [8].

A representação de uma distribuição baseada em partículas não é descrita por parâmetros, e sim, por um conjunto selecionado de amostras, por isso é chamada de não-paramétrica. Regiões com maior densidade possuem maior concentração de amostras do que regiões com menor densidade de probabilidade. A Figura 3 demonstra uma possível representação baseada em partículas. Uma vez que o filtro de partículas utiliza esse tipo de representação, é

possível empregá-lo em uma grande quantidade de sistemas que possuem funções de densidade de probabilidade multimodais. Outra característica importante, é que tanto a dinâmica como a observação podem ser não-lineares[9].

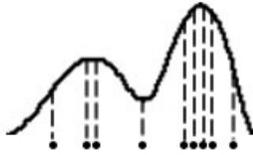


Figura 3. Exemplo de distribuição baseada em partículas.

#### IV. EXPERIMENTOS

Foram utilizados os módulos de rastreamento e segmentação do Sistema Topolino, que é um software livre baseado em visão computacional e aprendizagem de máquina para automatização dos experimentos realizados com camundongos no teste do campo aberto, e da Plataforma Sigus que consiste em uma biblioteca de apoio ao desenvolvimento de aplicações que utilizam um dispositivo de captura de imagens com interface para interação homem-computador.

Na região do experimento foi utilizado o método de métrica igual ao de um experimento de campo aberto, como está representado na Figura 4. Um experimento de campo aberto divide a região em 12 áreas do mesmo tamanho, para apurar se o rastreamento em um determinado intervalo de tempo está sendo efetuado corretamente pelo filtro de partícula.

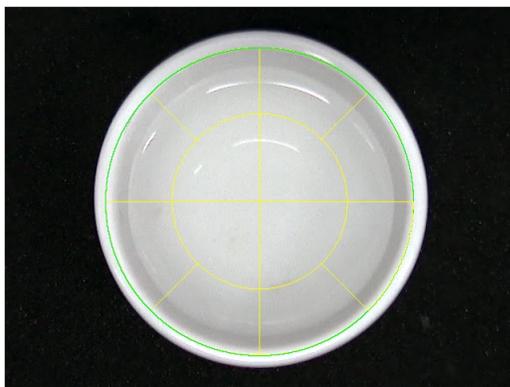


Figura 4. A região de experimento

Para realização dos experimentos foram feitas filmagens com 1, 3, 5 e 10 larvas em um recipiente branco de diâmetro de 8cm e com 35ml de água. Foi utilizada uma webcam Logitech QuickCam Pro 4000 1.3 megapixels para a captura das imagens com resolução 640x480 e codificação jpeg. O computador que realizou o processamento das imagens obtidas tem a seguinte configuração: processador P4 3.0GHz,

1024MB de memória RAM e sistema operacional Linux distribuição Ubuntu 8.04.

Os experimentos foram realizados aumentando o número de partículas do filtro e foram escolhidos 50 quadros de cada filmagem. Em cada quadro era anotado em qual das 12 regiões as larvas estavam localizadas. Depois de gerada a base de comparação, quadro a quadro era feito o módulo da diferença entre a quantidade de larvas contidas em uma das 12 regiões do experimento da base de comparação com a quantidade de larvas obtidas pelo rastreamento do sistema, assim cada quadro gerava um valor conhecido também como distância de Manhattan. Ao final eram somadas as distâncias de cada quadro.

#### V. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os experimentos mostraram que com um número menor de larvas, a soma das distâncias de Manhattan de cada quadro foram menores. Os melhores resultados são aqueles que se aproximam de 0, que seria o valor ideal que indicaria um sistema sem erros no rastreamento. Por isso que neste experimentos as quantidades de uma e três larvas apresentaram melhores respostas ao sistema pois também é onde a interação de uma larva com as demais são menores. No gráfico da Figura 5 mostra a relação entre a variação do número de partículas do filtro e distância de Manhattan calculada de acordo com a quantidade de larvas de cada experimento.

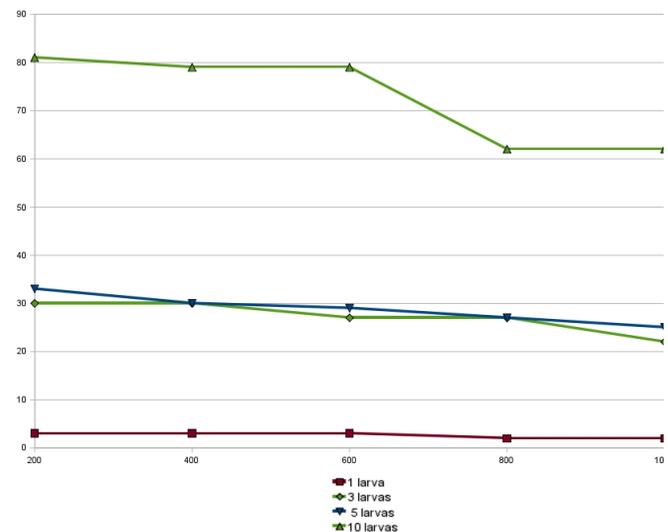


Figura 5. Número de partículas x Distância de Manhattan

#### VI. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Este artigo mostrou algumas técnicas de visão computacional para iniciar os estudos no rastreamento de múltiplas larvas utilizando subtração de fundo e filtro de partículas. Os experimentos apresentaram uma quantidade elevada de

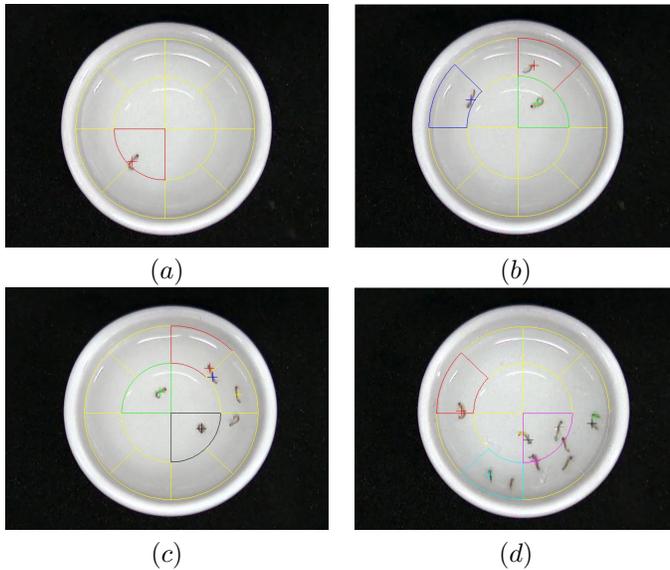


Figura 6. Exemplo de rastreamento correto (a) e (b). Exemplo de falha no rastreamento (c) e (d).

falhas, para um número maior que 3 larvas, na tentativa do filtro de partícula em localizar as larvas durante o rastreamento, como mostram as Figuras 6(c) e 6(d). O ideal seria obter uma distância 0 no rastreamento de pelo menos 10 à 25 larvas simultaneamente que é a quantidade utilizada em grande parte dos experimentos laboratoriais de larvicidas. Como próximos passos, serão realizados experimentos com variações mais recentes de filtros preditivos e com outros modelos de observação e dinâmica.

#### AGRADECIMENTOS

O projeto LARVIC recebeu apoio financeiro da Universidade Católica Dom Bosco, UCDB, da Empresa TecSinapse e da Fundação de Apoio ao Desenvolvimento do Ensino, Ciência e Tecnologia do Estado de Mato Grosso do Sul, FUNDECT. Os autores também contaram com bolsas do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPQ, nas modalidades Iniciação Científica e Produtividade em Desenvolvimento Tecnológico e Extensão Inovadora

#### REFERÊNCIAS

- [1] M. PADILHA, “Boletim situação epidemiológica da dengue até outubro de 2006,” *Semana epidemiológica*, 2007.
- [2] K. Branson and S. Belongie, “Tracking multiple mouse contours (without too many samples),” in *CVPR '05: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Volume 1*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005, pp. 1039–1046.

- [3] Z. Khan, “Mcmc-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 11, pp. 1805–1918, 2005, member-Tucker Balch and Member-Frank Dellaert.
- [4] E. F. d. Morais, M. F. M. Campos, F. L. C. Pádua, and R. L. Carceroni, “Particle filter-based predictive tracking for robust fish counting,” in *Proceedings*, M. A. F. Rodrigues and A. C. Frery, Eds. IEEE Computer Society, 9–12 Oct. 2005 2005. [Online]. Available: <http://urlib.net/sid.inpe.br/banon/2005/07.12.19.31>
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Processamento de Imagens Digitais*, primeira ed., E. B. LTDA, Ed., 2000.
- [6] C. Hue, J. Le Cadre, and P. Perez, “Tracking multiple objects with particle filtering,” 2000.
- [7] S. K. GOLDENSTEIN, “A gentle introduction of predictive filters,” *Revista da Informática Teórica e Aplicada (RITA)*, 2004.
- [8] I. M. Rekleitis, “A particle filter tutorial for mobile robot localization,” Centre for Intelligent Machines, McGill University, 3480 University St., Montreal, Québec, CANADA H3A 2A7, Tech. Rep. TR-CIM-04-02, 2004.
- [9] A. Noulas and B. J. A. Krose, “On-line multi-modal speaker diarization,” in *ICMI '07: Proceedings of the 9th international conference on Multimodal interfaces*. New York, NY, USA: ACM, 2007, pp. 350–357.