

Comparação de Modelos de Dinâmica para Rastreamento de Larvas usando Filtros de Partículas

Guilherme de Oliveira Vicente, Hemerson Pistori, Lia Nara Balta Quinta, Kleber Padovani de Souza

INOVISAO

Universidade Católica Dom Bosco, UCDB

Campo Grande, Brasil

Web page: <http://www.gpec.ucdb.br/inovisao>

Email: guilhermeov@hotmail.com, pistori@ucdb.br, lia@ucdb.br, padovani@ucdb.br

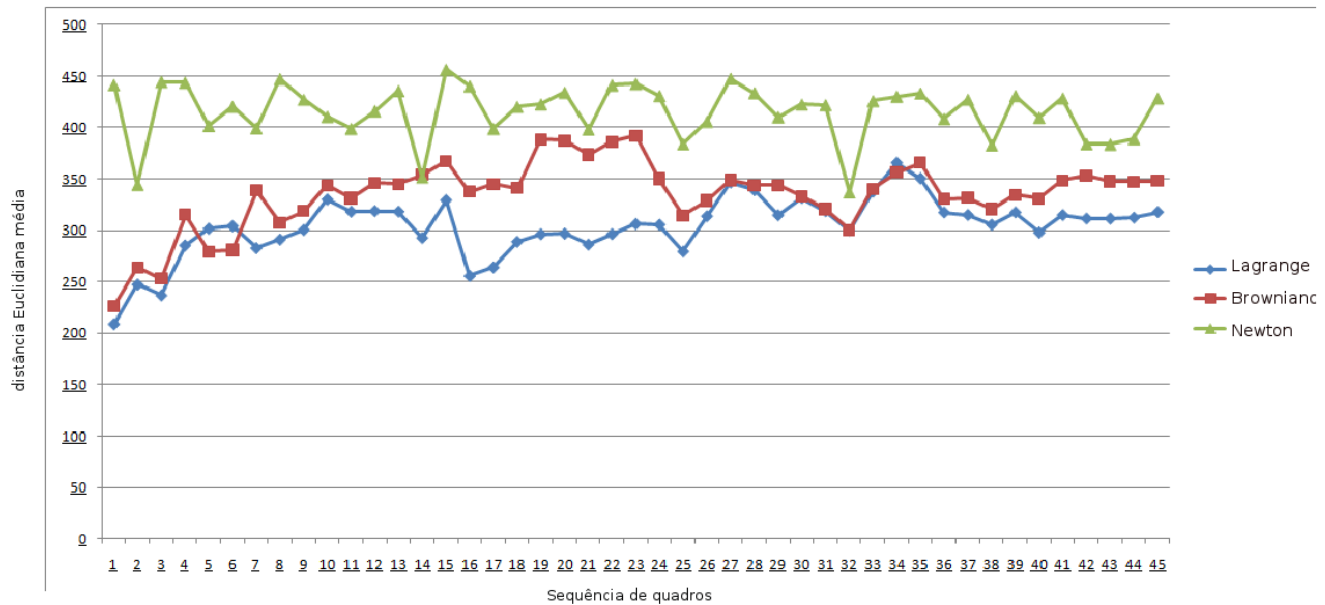


Figura 1. Resultado de experimentos com 3 modelos de dinâmica para rastreamento de larvas do mosquito da Dengue em testes com novos larvicidas.

Abstract—An important step in combating Dengue’s mosquito is testing new larvicides mortality rate for *Aedes aegypti* larvae. In these tests, several larvae immersed in the potential larvicidae need to be monitored. This article presents the results of some experiments with dynamic models for tracking multiple larvae through particle filters. Three types of models based on Newton interpolation, Lagrange Interpolation and Brownian Motion were analyzed.

Keywords-particle filters, dengue, computer vision;

Resumo—Um importante passo no combate ao mosquito da Dengue é o teste de mortalidade de novos larvicidas para as larvas do *Aedes Aegypti*. Nestes testes, diversas larvas submersas em potenciais larvicidas precisam ser monitoradas. Este artigo apresenta os resultados de experimentos com diferentes modelos de dinâmica para rastreamento de múltiplas larvas através de filtros de partículas. Foram analisados três tipos de modelos baseados em Interpolação por Newton, Interpolação por Lagrange e Movimento Browniano.

Keywords-filtros de partículas, dengue, visão computacional;

I. INTRODUÇÃO

A dengue é uma doença que afeta milhares de pessoas no mundo todo. No Brasil, apenas de 1 de janeiro até 16 de fevereiro já haviam sido registrados 204.650 caso de dengue (3 vezes mais que no mesmo período em 2012) ¹. Diante desses dados preocupantes, que se repetem regularmente já há muitos anos, pesquisas visando combater o mosquito transmissor da dengue o *Aedes Aegypti* vêm sendo desenvolvidas em várias localidades do Brasil. No estado de Mato Grosso do Sul, um grupo de pesquisadores da Universidade Católica Dom Bosco tem realizado pesquisas que buscam produzir larvicidas a partir de substâncias extraídas de plantas regionais que sejam eficientes para este combate, explorando a grande biodiversidade dos biomas Pantanal e Cerrado disponíveis na região [1].

Um dos testes realizados para identificar a eficácia dos produtos é feito por análise visual de recipientes contendo

¹Informação obtida no portal da saúde do Ministério da Saúde Brasileiro em 02/04/2013 às 15h: <http://portalsaude.saude.gov.br/>

larvas expostas às substâncias com potencial larvicida. Um teste padrão de mortalidade ou letalidade de um novo larvicida consiste em realizar durante períodos regulares, geralmente de 30 minutos, e por 24 horas seguidas, a contagem do número de larvas mortas e vivas [1]. Para obter estatísticas confiáveis, o teste precisa ser repetido diversas vezes para cada potencial larvicida usando diferentes concentrações. Visando eliminar a desgastante tarefa de monitorar por 24 horas estas larvas e possibilitar a realização de uma maior quantidade de experimentos em paralelo está sendo criado um sistema de visão computacional para identificar e contar automaticamente larvas mortas e vivas a partir de vídeos dos experimentos. Um dos módulos do sistema em desenvolvimento realiza o rastreamento das várias larvas que são utilizadas em cada experimento. O rastreamento utilizando técnicas de filtros de partículas torna-se necessário para saber quais as movimentações das larvas. Baseado nessas movimentações podem ser feitas comparações com padrões de comportamento conhecidos para verificar se a larva ainda está viva, pois mesmo estando morta sua movimentação pode ser causada pela movimentação de outras larvas que ainda estão vivas. Este trabalho relata um estudo para determinar o melhor modelo de dinâmica para o filtro de partículas.

Três modelos de dinâmica foram estudados neste trabalho: dois baseados em interpolação (por Lagrange e por Newton), ainda pouco explorados no contexto dos filtros de partículas e outro baseado em movimento Browniano que já vem sendo adotado na solução de problemas similares em visão computacional. Para a realização dos experimentos foram utilizadas imagens presentes no banco de imagens da UCDB que contém imagens de larvas segmentadas manualmente, para referência (*ground-truth*) em experimentos reais com larvicidas. A criação deste banco de imagens é uma das contribuições deste trabalho. Em http://trac.gpec.ucdb.br/wiki/site_larvic/imagens o banco pode ser acessado.

A seção II apresenta alguns trabalhos correlatos, e na seção III são descritos os modelos de dinâmica utilizados nos experimentos. O delineamento experimental é apresentado na Seção IV, enquanto resultados e discussão estão na Seção V. As conclusões e sugestões para trabalhos futuros aparecem na última seção.

II. TRABALHOS CORRELATOS

Para o rastreamento de pessoas o trabalho de [2] apresenta a implementação de um filtro de partículas robusto. Esse filtro robusto funciona em três etapas, primeiramente combinando as informações de uma nova região rastreada com a inicialização das partículas, possibilitando assim diminuir intervenções não desejadas na imagem. Depois é utilizado o modelo matemático de dinâmica para estimar o estado futuro do objeto, juntamente com a fusão de várias pistas e dos indícios de bordas, utilizados para melhorar o desempenho da estimação. Por fim o método corrige as previsões efetuadas e fornece uma estimativa otimizada, melhorando a precisão e a robustez do filtro para rastreamentos de grande porte [2].

Uma outra implementação do filtro de partículas, o filtro de partículas de Cor proposto em [3] se mostrou muito eficiente. O algoritmo leva em conta a cor do vestuário da pessoa rastreada, minimizando neste caso as oclusões com objetos de cores diferentes, visto que independente de quantas pessoas existem na imagem, o algoritmo irá rastrear somente as pessoas com uma cor específica de roupa [3].

Outra implementação muito interessante para rastreamento de pessoas é descrita em [4]. Nesta implementação ao invés de prever a possível oclusão de pessoas na sequência de imagem, um algoritmo a parte é utilizado para modelar os pixels que envolvem o local específico da oclusão, possibilitando que os pixels envolvidos na oclusão sejam monitorados usando cadeias de Markov e o método de Monte Carlo (MCMC) [4], otimizando dessa forma o monitoramento durante a oclusão.

Em [5] é possível verificar a implementação de um sistema para rastreamento de peixes para pesquisas na área da piscicultura. Entre os tipos de problemas encontrados são as perdas de faixas e sombras nas sequências de imagens extraídas [5]. Esses problemas estão presentes quando são aplicadas as técnicas de rastreamento em um tanque de ensaio com muitos peixes, o que causa constante oclusão e constante formação de sombras, pois alguns peixes passam sobre outros.

Em [6] é descrita uma solução para o rastreamento de múltiplos alvos parecidos com as larvas. Neste trabalho o estudo é realizado com foco no rastreamento de formigas. Apesar do comportamento da formiga ser diferente da larva do mosquito da dengue, o tamanho de ambos é parecido e ocorrem diversas oclusões também assim como em nosso trabalho.

III. MODELOS DE DINÂMICA PARA FILTROS DE PARTÍCULAS

O filtro de partículas é largamente utilizado na solução de problemas computacionais envolvendo processos estocásticos e tem como principal diferencial em relação aos também muito utilizados Filtros de Kalman a adoção de um modelo estatístico não paramétrico para representar o estado do sistema modelado pelo filtro. O filtro de partículas trabalha com ajustes e reajustes de pesos de um conjunto de partículas associado ao estado do sistema. No problema do rastreamento de objetos, as partículas e seus pesos podem representar, por exemplo, a probabilidade de se encontrar o centro de massa do objeto rastreado em uma determinada posição da imagem [7].

O filtro de partículas tem natureza iterativa e possui três etapas: predição, atualização e correção. A predição é responsável por aplicar o modelo de dinâmica sobre o conjunto atual de partículas. Depois da predição ocorre a atualização que atribui novos pesos às partículas de acordo com o modelo de observação, que se baseia na análise da última imagem capturada pelo sistema. Por fim o filtro realiza a etapa de correção que gera um novo conjunto de partículas combinando as previsões definidas pelos modelos de dinâmica e observação. Todo este processo é repetido a cada nova imagem recebida [8]. Nos filtros de partículas utilizados neste projeto, a inicialização do

sistema é feita gerando-se aleatoriamente o primeiro conjunto de partículas.

A Figura 2 ilustra o funcionamento do filtro de partículas no problema de rastreamento das larvas. A Figura 2.(a) apresenta o resultado da binarização da imagem utilizada pelo modelo de observação. A previsão do modelo de observação aparece na Figura 2.(b) através de pontos coloridos. Para cada larva, um filtro de partículas é utilizado e suas partículas (pequenos círculos) são apresentadas na Figura 2.(c) com uma cor diferente para cada filtro. O tamanho de cada círculo é proporcional ao peso da partícula e é calculado pela combinação entre a posição prevista pelo modelo de dinâmica e a posição prevista pelo modelo de observação. É possível notar na Figura 2.(c) que pesos maiores (círculos maiores) são atribuídos às partículas que estão mais próximas ao centro de massa calculado pelo modelo de observação, pois esta foi a estratégia de combinação utilizada neste trabalho.

O modelo de dinâmica, foco deste trabalho, é usado no filtro de partículas para realizar uma previsão da posição do centro de massa das larvas tendo como base as posições observadas anteriormente (nos quadros anteriores). O modelo de dinâmica deve ser escolhido com base no movimento comum que o objeto realiza em seu deslocamento normal, mas no caso de seres vivos, geralmente com dinâmica complexa, são necessárias simplificações [8]. As larvas em meio líquido (larvicida), mesmo quando mortas, apresentam movimentos complexos.

Neste trabalho foram utilizados o modelo de dinâmica Browniano, por ser bastante citado na literatura e dois modelos baseados em interpolação, pois não dependem de conhecimento prévio sobre o comportamento dos objetos a serem rastreados. O modelo de dinâmica Browniano é um modelo de movimento baseado no deslocamento de partículas em um fluido, em consequência do choque entre o fluido e as partículas [9]. A interpolação possibilita a reconstrução de uma função a partir de uma amostra de pontos. Neste trabalho, a função escolhida é um polinômio de segundo grau de duas variáveis (coordenadas do centro de massa) e foram utilizados os valores dos centros de massa das últimas 3 iterações do filtro de partículas como amostras. O polinômio produzido é então utilizado para prever o próximo ponto da sequência [9]. Experimentos preliminares indicaram que a utilização de mais que 3 pontos para a interpolação não melhoram o resultado do rastreamento, não justificando assim o aumento no custo computacional necessário para interpolar uma quantidade maior de dados. As interpolações por Newton e Lagrange são métodos clássicos do cálculo e podem ser encontrados facilmente em livros texto da disciplina [9].

IV. MATERIAIS E MÉTODOS

Para a realização dos experimentos foi produzido um vídeo de 150 segundos utilizando uma câmera TRENDnet modelo TV-IP301W, com a resolução de 640 x 480 e 30 quadros por segundo. No pote contendo o larvicida foram inseridas 10 larvas. A câmera foi posicionada acima do pote a uma distância de 50cm, sem iluminação especial (apenas as lâmpadas frias

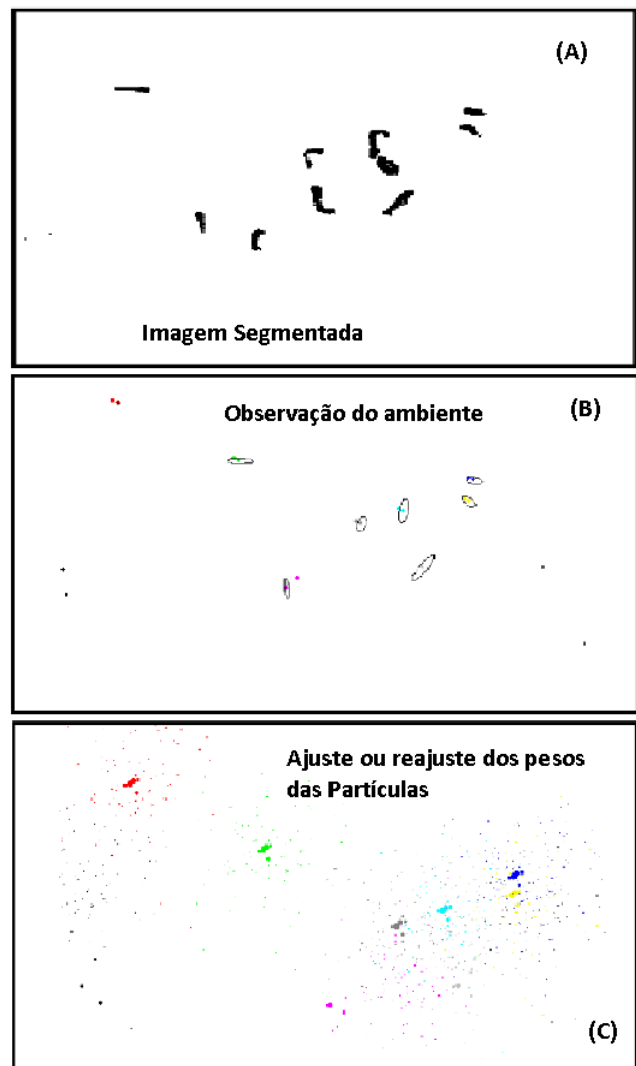


Figura 2. (a) a imagem segmentada, (b) os centros de massa calculados usando o modelo de observação e (c) as partículas geradas pelo modelo de dinâmica com tamanhos correspondentes aos pesos atribuídos na etapa de correção.

no teto do laboratório). O vídeo foi dividido em dez partes iguais (15 segundos) com 450 quadros cada.

Cada quadro do vídeo foi binarizado semi-automaticamente a partir da determinação experimental de limiares no histograma das componentes de cores H, S e V e utilizando-se a ferramenta *Color Threshold* do software ImageJ ². Na determinação experimental buscou-se, visualmente, os limiares que permitiam a melhor separação entre as larvas e o fundo. Com as imagens binarizadas, os centros de massa foram marcados, também semi-automaticamente, para servir de referência nos experimentos. Esta marcação se deu com a ajuda do componente chamado analisador de partículas do ImageJ, com correções realizadas manualmente. O analisador de partículas do ImageJ simplesmente identifica regiões conexas

²Informações sobre a técnica: <http://www.imagesurvey.com.br>

em imagens binarizadas respeitando alguns parâmetros como área mínima e máxima que cada região deve conter. Para reduzir o trabalho da marcação manual, dos 450 quadros de cada um dos 10 vídeos, 45 foram escolhidos utilizando uma distribuição uniforme no tempo. A mesma distribuição foi utilizado em cada um dos 10 vídeos, mantendo assim uma sincronização temporal entre os quadros selecionados em cada vídeo. Nos experimentos foram utilizados portanto 10 vídeos com 45 quadros cada um. A Figura 3 mostra um destes quadros com um X indicando a marcação de referência e com losangos, círculos e quadrados indicando a previsão realizada pelo filtro de partículas com os três diferentes modelos de dinâmica. Em alguns casos, os filtros de partículas associados a cada uma das 10 larvas acabaram convergindo para um único ponto, e por isto, a quantidade de previsões nem sempre é igual a 10.

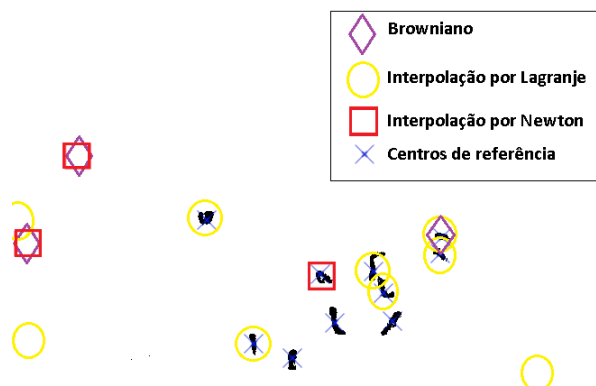


Figura 3. Centros de massa coletados com a utilização dos modelos de dinâmica Browniano, Interpolação por Newton e Interpolação por Lagrange, bem como os centros de referência

Como métrica para medir o desempenho foi utilizada a distância Euclidiana da seguinte forma: para cada centro de massa marcado na imagem de referência foi calculada a distância Euclidiana (em pixels) até o centro de massa mais próximo previsto por um dos filtros de partículas. Estas 10 distâncias foram somadas gerando assim uma “distância Euclidiana total” para o quadro. A média destas distâncias para todos os 45 quadros de um vídeo foi utilizada como métrica de desempenho para os modelos de dinâmica. Para identificar se os modelos de dinâmica diferem estatisticamente em relação à essa métrica foi utilizado o teste de Friedman [10] disponível no software estatístico R, com cada bloco correspondendo a um dos 10 vídeos e com um nível de significância de 95% ($p\text{-value} < 0.05$). O teste *post hoc* (pós-teste) utilizado, também disponível no R, tem como base o teste de Wilcoxon com correção para FWER (Family-wise Error Rate) descrito em [11].

V. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os 5 gráficos apresentados nesta seção (Figuras 4,5,6,7 e 8) correspondem à execução dos filtros de partículas, com

cada um dos 3 modelos de dinâmica, em 5 dos 10 vídeos. Por não acrescentarem informações relevantes, não estamos apresentando aqui todos os 10 gráficos. Em cada gráfico, o eixo horizontal refere-se aos 45 quadros do vídeo e o eixo vertical está associado à distância Euclidiana total em cada quadro. O desempenho com o Modelo Browniano é apresentado em azul, enquanto com os modelos de interpolação por Lagrange e Newton são apresentados em vermelho e verde, respectivamente.

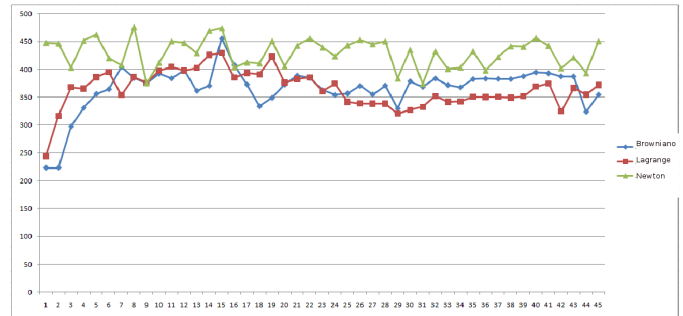


Figura 4. Gráfico referente ao primeiro vídeo

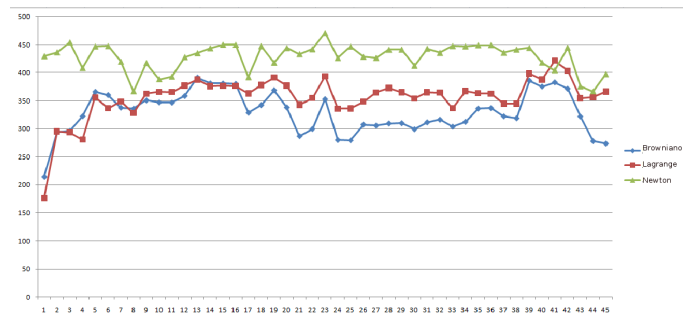


Figura 5. Gráfico referente ao terceiro vídeo

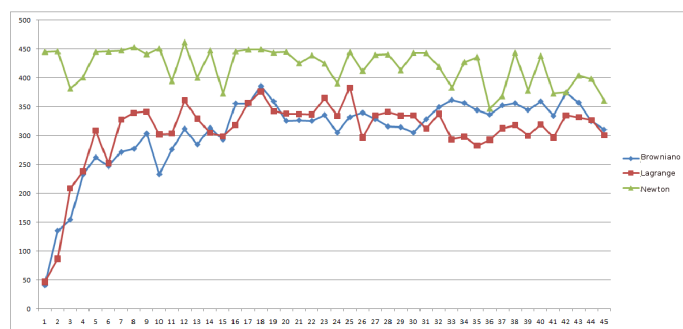


Figura 6. Gráfico referente ao quinto vídeo

É possível notar pelos gráficos o efeito da inicialização aleatória que gera uma distância Euclidiana total bem variada entre os diferentes vídeos. Com o passar do tempo percebe-se que a atuação dos filtros de partículas vai estabilizando o erro

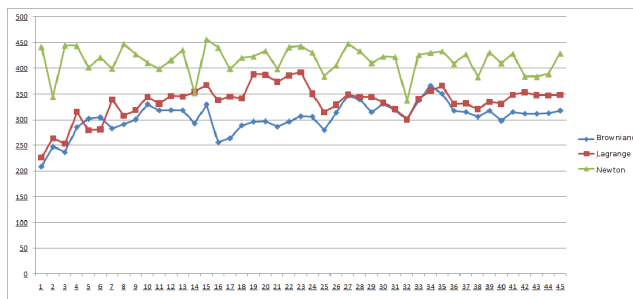


Figura 7. Gráfico referente ao sétimo vídeo

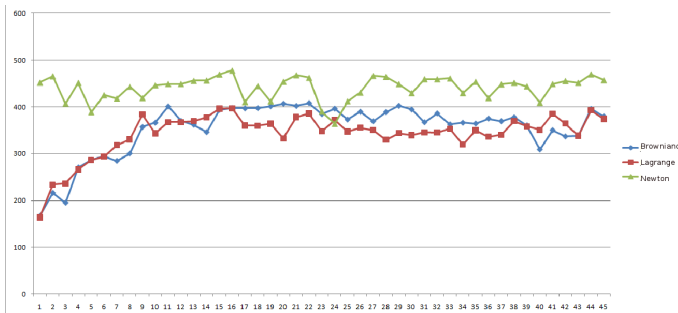


Figura 8. Gráfico referente ao nono vídeo

(distância) em um determinado patamar, de forma geral, maior para a interpolação por Newton.

A Tabela 1 apresenta a média da distância Euclidiana total para cada um dos vídeos apresentados nas Figuras 4, 5, 6, 7 e 8 e para cada modelo de dinâmica estudado. Em negrito foram marcadas as menores distâncias médias para cada vídeo.

Vídeo	Browniano	Lagrange	Newton
Primeiro	365.75	364.53	429.81
Terceiro	329.35	355.85	428.46
Quinto	307.70	307.69	420.89
Sétimo	334.73	304.06	415.47
Nono	354.45	342.65	441.14

Tabela I

DESEMPENHO MÉDIO DOS TRÊS MODELOS DE DINÂMICA EM 5 VÍDEOS

O valor-p calculado pelo teste de Friedman foi igual a 0.015 indicando que a hipótese nula, de que os modelos possuem o mesmo desempenho, pode ser rejeitada utilizando o nível de confiança pré-definido. O diagrama de caixas (*box-plot*) apresentado na Figura 9 mostra a comparação dos modelos dois a dois para cada uma das combinações utilizando o pós-teste. As caixas verdes indicam uma diferença estatisticamente significativa entre os modelos.

Os valores-p obtidos no pós-teste, e apresentados a seguir, indicam que o desempenho do modelo de interpolação por Newton é estatisticamente superior ao modelo de interpolação por Lagrange:

- Lagrange X Browniano: 0,605
- Newton X Browniano: 0,139

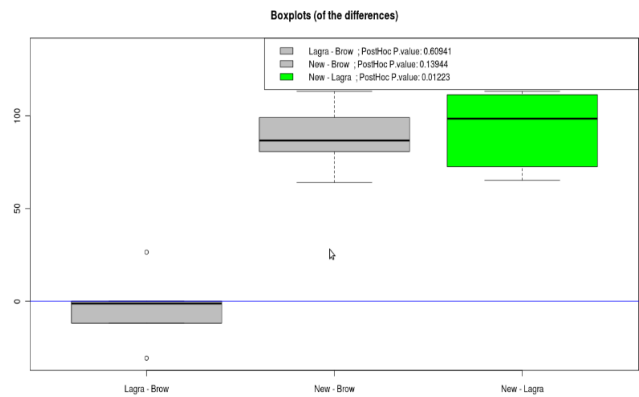


Figura 9. Test Post Hoc

- Newton X Lagrange: 0,012

Analisando o diagrama de caixas e os gráficos observa-se que o modelo de Interpolação por Newton apresenta um resultado consistentemente pior que o dos outros modelos. Os modelos Browniano e por Lagrange se alternam em desempenho nos diferentes quadros e não se pode concluir, pela métrica utilizada, que existe diferença entre os mesmos. É interessante observar que nos primeiros quadros os filtros ainda estão instáveis devido à inicialização aleatória, mas que depois de alguns quadros o comportamento se estabiliza dentro de uma pequena faixa de distâncias.

VI. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho foram comparados três modelos de dinâmica para o problema do rastreamento de larvas do mosquito da Dengue em meio líquido (teste de novos larvicidas). Concluiu-se que os modelos de dinâmica de Interpolação por Lagrange e Browniano apresentam desempenho similar e a escolha de um ou de outro não muda o desempenho do rastreador. O modelo de dinâmica de Interpolação por Newton, no entanto, não apresentou um resultado satisfatório comparativamente aos outros dois.

Como trabalhos futuros deverão ser realizados experimentos com outros interpoladores e também com os mesmos interpoladores mas utilizando polinômios de diferentes graus, ou ainda, interpoladores para funções não polinomiais.

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

- [1] K. P. de Souza, "Aplicação de modelos de markov ocultos na obtenção de taxas de mortalidade das larvas do mosquito da dengue." *Dissertação de Mestrado, Faculdade de Computação do Centro de Ciências Exatas e Tecnologia da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul*, Fevereiro 2010.

- [2] BoYang, X. Pan, A. Men, and X. Chen, "A robust particle filter for people tracking," *Second International Conference on Future Networks*, 2010.
- [3] S. Pazli, H. moradi Pour, and H. Bouzari, "Particle filter based object tracking with sift and color feature," *Second International Conference on Machine Vision*, 2009.
- [4] L. Jian-guo and C. An-ni, "Tracking people through partial occlusions," *Academy of Information and Communication Engineering*, 2009.
- [5] T. P. R. Williams and J. Purser, "Application of the particle filter to tracking of fish in aquaculture research," *Digital Image Computing Techniques and Applications*, 2008.
- [6] Z. Khan, T. Balch, and F. Dellaert, "Mcmc-based particles filtering for tracking a variable number of interacting targets," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2005.
- [7] J. B. O. Monteiro and H. Pistori, "Uma ferramenta livre para experimentos com filtros de partículas," *XIX SIBGRAPI*, Outubro 2006.
- [8] M. João Bosco Oliveira, "Filtro de partículas para rastreamento de múltiplos camundongos," *Relatório Final para a obtenção do grau de Engenheiro de Computação, Universidade Católica Dom Bosco*, Novembro 2005.
- [9] V. L. D. R. Lopes and M. A. G. Ruggiero, "Cálculo numérico: Aspectos teóricos computacionais," *Pearson*, 1996.
- [10] M. Friedman, "A Comparison of Alternative Tests of Significance for the Problem of m Rankings," *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 11, no. 1, pp. 86–92, 1940.
- [11] D. Hollander, M. e Wolfe, *Nonparametric statistical methods*, ser. Wiley Series in Probability and Statistics - Applied Probability and Statistics Section. Wiley, 1999.