

# Visão Computacional para Rastreamento de Múltiplos Animais em Experimentos de Laboratório: Resultados Preliminares

João Bosco O. Monteiro, Hemerson Pistori e Albert Schiaveto de Souza  
Grupo de Pesquisa em Engenharia e Computação, GPEC  
Universidade Católica Dom Bosco, UCDB  
Av. Tamandaré, 6000 - Jardim Seminário  
79117-900 Campo Grande, MS  
joaob@acad.ucdb.br, pistori@ec.ucdb.br, albert@ucdb.br

## Abstract

*Tracking only one object, without occlusion and clutter background, is a reasonably solved task in some system. However, tracking multiple objects through persistent occlusion and clutter remains a challenge. This article presents some techniques to track multiple objects and shows some results of the first experiments, applied to laboratory animals, using basic segmentation methods, as thresholding and image subtraction. These preliminary experiments reinforce the need for more sophisticated methods.*

## Resumo

*O rastreamento de um único objeto, sem oclusão e fundos complexos, é um problema razoavelmente resolvido. No entanto, o rastreamento de múltiplos objetos, com oclusão persistente e fundo complexo, permanece sendo um grande desafio. Este artigo apresenta algumas das principais técnicas que vem sendo estudadas para a solução desse problema e mostra alguns resultados preliminares de experimentos, com rastreamento de animais, utilizando métodos simples baseados apenas em segmentação e subtração de imagens. Esses primeiros experimentos servem para destacar a complexidade do problema e a necessidade de utilização de técnicas mais sofisticadas.*

## 1. Introdução

A automatização das observações de comportamento de animais em experimentos científicos, como o teste de novos fármacos em camundongos, é um desafio interessante para a área da Visão Computacional. Noldus *et al* [10] relata que sistemas de rastreamento por vídeo permitem que pesquisadores estudem o comportamento de animais de forma

confiável e consistente durante longos períodos de tempo. Os pesquisadores estão interessados em como os padrões de comportamento são modificados através da exposição a agentes farmacológicos, no contexto dos testes e desenvolvimento de novas drogas e também da geração de novos genótipos e, conseqüentemente, novos fenótipos, em programas de mutagênese. Tais atividades são geralmente realizadas em larga escala, com a utilização de várias doses de drogas, em diversos animais, a fim de produzir estatísticas confiáveis [19].

De forma particular, o rastreamento por vídeo é adequado para mensurar o comportamento locomotor expresso como uma medida espacial (e.g. distância percorrida, velocidade, aceleração), comportamentos raros sucedidos por longos períodos de inatividade e comportamentos que ocorrem durante várias horas ou dias (análise do comportamento diurno, por exemplo), que um observador humano é incapaz de realizar de forma eficiente [16]. Além de não sofrer com a fadiga ou distração do observador, esta abordagem subtrai o componente subjetividade, ou viés, que pode ocorrer quando mais de um observador classifica o mesmo comportamento apresentado pelo animal.

O rastreamento por vídeo não é apenas utilizado em experimentos farmaco-médicos, como também em sistemas para o rastreamento de animais em ambientes selvagens. Em Tweed *et al* [18], é descrito o trabalho inicial para o desenvolvimento de um método robusto para o rastreamento de animais em seu *habitat* natural. As características peculiares dos ambientes selvagens tornam o rastreamento individual de cada animal uma tarefa árdua. De forma geral, as cores e texturas não são características suficientes para distinguir os animais, visto que a natureza, muitas vezes utiliza mecanismos, como a camuflagem, para dificultar a identificação visual. Em alguns casos, no entanto, a textura pode claramente identificar animais como zebras e tigres por conta de suas listras, como mostra o trabalho de Her-

mes *et al* [4].

Mas o rastreamento utilizando técnicas de Visão Computacional não se restringe apenas a animais selvagens e de laboratório. O rastreamento de seres humanos em cenas dinâmicas tem se tornado um importante tópico de pesquisa, uma vez que os humanos são os atores principais de diversas atividades que exigem monitoramento, como em sistemas de vigilância, por exemplo [20].

O rastreamento isolado de apenas um objeto ou de vários pequenos objetos, com oclusão<sup>1</sup> transiente, pode ser realizado de forma confiável e satisfatória em alguns sistemas. No entanto, rastrear múltiplos objetos ou pessoas em um ambiente com muita aglomeração e oclusão persistente permanece sendo um desafio.

Este artigo apresenta algumas técnicas de Visão Computacional para o rastreamento de múltiplos objetos e também demonstra os experimentos e implementações iniciais de um módulo para o rastreamento de múltiplos camundongos para o projeto Topolino. Este projeto, ainda em fase inicial, tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema computadorizado para a segmentação e rastreamento de animais de laboratório, utilizando técnicas de Visão Computacional.

O projeto Topolino está sendo realizado pelo Grupo de Pesquisa em Engenharia e Computação e pelo Centro de Ciências Biológicas e da Saúde da Universidade Católica Dom Bosco. Mais informações sobre o projeto podem ser obtidas no sítio <http://www.gpec.ucdb.br/topolino>.

A seção 2 apresenta algumas técnicas para rastreamento de múltiplos objetos, já a seção 3 trata de técnicas básicas de segmentação por limiarização e por diferença de imagens. As seções 4 e 5 mostram, respectivamente, alguns aspectos da implementação e dos experimentos realizados. Os resultados iniciais podem ser vistos na seção 6 e na seção 7 tem-se as considerações finais e os trabalhos futuros.

## 2 Trabalhos Correlatos

Diversos sistemas de rastreamento de múltiplos objetos têm sido desenvolvidos e algumas técnicas empregam a combinação de identificação de regiões (*blob identification*) e subtração do plano de fundo. Nesta abordagem o modelo de observação utilizado para interpretar a imagem permite, facilmente, que dois objetos ocupem o mesmo ponto no espaço, pois rastreadores independentes tendem a encontrar os alvos que mais se aproximam do modelo utilizado. Para resolver esse problema, Marccormick [8] propõe um princípio probabilístico de exclusão a fim de impedir que dois objetos se integrem quando suas configurações se tornarem similares, e dessa forma, o modelo de observação continue interpretando os dados da imagem no âmbito de dois objetos.

<sup>1</sup>Oclusão é a situação na qual o objeto ou entidade de interesse é ocultado por outra entidade, que pode ou não ser do mesmo tipo

Perner [12] também utiliza a técnica de subtração de plano de fundo e uma imagem de referência para inferir a localização de suínos em um estábulo. A cada imagem adquirida, os objetos são separados do plano de fundo utilizando a imagem de referência e os limites físicos do estábulo são obtidos aplicando um limiar ao histograma da imagem em tons de cinza, a fim de determinar se as fronteiras do estábulo estão ocultando os suínos. De posse dessas informações e determinando a posição dos objetos com base no seu centro de massa e um vetor de movimento, é possível inferir a posição subsequente do objeto, mesmo que ele esteja sendo ocultado por outro objeto ou pelos limites do estábulo.

Em várias técnicas de rastreamento os contornos dos objetos são aproximados por modelos paramétricos, como em Isard *et al* [5], que aproxima o contorno de objetos a curvas B-spline. Também existem técnicas que utilizam contornos ativos para modelar a forma dos objetos. De forma geral, a utilização de contornos ativos é mais utilizada quando se necessita extrair informações sobre o comportamento do objeto de interesse. Twining *et al* [19] descreve a utilização de contornos ativos para o rastreamento robusto de roedores em ambiente de laboratório com objetivos similares aos do projeto Topolino. No entanto, o trabalho de Twining *et al* não trata do rastreamento de múltiplos objetos nem de uma possível interação entre eles.

Nguyen *et al* [9] argumenta que utilizar modelos com um número fixo de parâmetros pode prejudicar o rastreamento, uma vez que, se os contornos são aproximados a um polígono com número fixo de vértices por exemplo, não é possível rastrear objetos com formato arbitrário e ainda, esta aproximação impõe uma suavização dos contornos levando à identificação inadequada dos cantos dos objetos.

Por outro lado, utilizando modelos paramétricos pode-se modelar o rastreamento como um problema de estimação. Técnicas poderosas, como filtro de Kalman [2] e métodos de Monte Carlo Sequenciais [7], podem ser associadas aos modelos a fim de inferir o valor dos parâmetros. No entanto, Nguyen propõe uma abordagem que não utiliza modelos paramétricos e encara o problema de rastreamento como um problema de segmentação, que consiste em atualizar o contorno do objeto de interesse, na imagem atual, com base nas informações obtidas da imagem anterior [9].

O primeiro passo da técnica apresentada por Nguyen *et al* é estimar qual será o próximo contorno do objeto com base no teorema de Bayes. Em seguida, o contorno atual sofre uma operação morfológica de alargamento (*thickening*) dando origem a duas regiões, delimitadas pelo contorno atual e pelo contorno criado após a operação de alargamento. Depois disso, emprega-se o algoritmo divisor de águas (*watershed*) para se obter o contorno estimado.

Em situações nas quais é necessário rastrear um grande número de objetos do mesmo tipo ou naquelas em que

necessita-se lidar com objetos de formato complexo ou articulados, a utilização de modelos para caracterizar o comportamento dinâmico e a aparência dos objetos é predominante. Este tipo de rastreamento consiste em encontrar uma configuração que se aproxime do modelo estipulado, o que resulta em uma estimação robusta da posição do objeto. O rastreamento do movimento das mãos utilizando um modelo 3D e a utilização de grafos para a ordem de visibilidade dos objetos é descrito em [15].

Outra técnica utilizada para rastrear múltiplos objetos é o filtro de partículas, que utiliza múltiplas amostras discretas para representar a distribuição da probabilidade da posição dos objetos rastreados [6]. O filtro de partículas e as suas variações (Condensação [5], Condensação Subordinada) permitem o desenvolvimento de ferramentas robustas de rastreamento uma vez que estas técnicas não são limitadas a sistemas lineares nem requerem que o ruído presente seja Gaussiano como acontece no filtro de Kalman.

Tweed *et al* [17] estende o algoritmo de Condensação introduzindo a Subordinação e o princípio probabilístico de exclusão para lidar com a oclusão em um conjunto de partículas. Kahn *et al* [6] também utiliza filtro de partículas e um modelo de movimento baseado em campos aleatórios de Markov (MRF - *Markov Random Fields*) a fim de rastrear corretamente objetos que interagem entre si, no caso, formigas.

Katja *et al* [11] propõe um filtro de partículas baseado em cores. As cores podem fornecer características visuais atrativas para o rastreamento de objetos não rígidos, no entanto, podem haver variações ao longo do tempo, devido a iluminação, mudança do ângulo de visão e dos parâmetros do dispositivo de captura de vídeo.

Para lidar com estes problemas de mudança de aparência foram empregados modelos de cor que se adaptam durante o processamento baseados em uma função que atribui pesos maiores às distribuições que possuem histogramas coloridos mais semelhantes. Raja *et al* [14] utiliza modelos coloridos baseados no espaço de cores HS (H - matiz, S - saturação) para minimizar a influência da iluminação representada pelo componente V (V - valor, intensidade) e para o rastreamento e segmentação, emprega mistura de Gaussianas e o algoritmo EM.

### 3 Segmentação

Na maioria das vezes, o primeiro passo para o rastreamento de objetos é separar o plano de interesse do plano de fundo ou detectar algum tipo de movimento. Isso implica detectar regiões que contêm os objetos de interesse.

O processo de segmentação consiste em subdividir uma imagem em partes ou objetos que a compõe [3]. A segmentação deve prosseguir até que os objetos de interesse estejam completamente isolados, no entanto, como

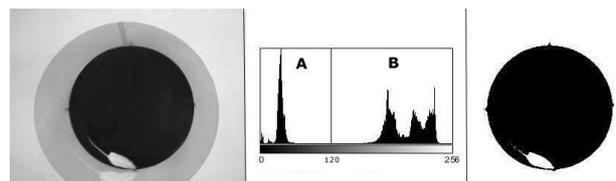
nem sempre isso é possível, às vezes é necessário trabalhar com níveis de segmentação que variam conforme o problema.

De forma geral, para imagens monocromáticas as propriedades de descontinuidade e similaridade dos pixels são utilizadas para realizar a segmentação. A descontinuidade permite identificar e separar pontos isolados e bordas da imagem que possuem uma mudança abrupta dos níveis de cinza. Já a similaridade é a propriedade na qual se baseiam as técnicas de crescimento de regiões, limiarização, divisão e fusão de regiões. Em imagens coloridas costuma-se utilizar a similaridade entre os histogramas em cores para efetuar a segmentação [13]. Diversas medidas de similaridades, que constituem uma extensa área de pesquisa, podem ser adotadas, como a magnitude e a direção do gradiente, distância Euclidiana, entre outras.

#### 3.1 Segmentação por Limiarização

Um das técnicas mais importantes empregadas na segmentação de imagens é a limiarização, que consiste em, através de um valor limiar, separar os pixels da imagem em grupos distintos. Isso permite classificar os pixels da imagem como sendo pertencentes ao plano de fundo ou ao plano de interesse, caso haja agrupamentos de pixels que favoreçam uma separação [3].

Também é possível trabalhar com vários limiares a fim de separar os pixels da imagem em mais grupos, no entanto, torna-se complicado estabelecer múltiplos limiares que efetivamente isolem as regiões de interesse. Percebe-se então que o desempenho da limiarização está intimamente relacionado com quão bem está particionado o histograma da imagem.



**Figura 1. (a) Imagem, em tons de cinza, capturada por uma webcam. (b) Histograma da Imagem. (c) Resultado obtido após a aplicação do limiar 120.**

Para exemplificar, considere a Figura 1.(a), obtida através de uma *webcam*, que ilustra o experimento denominado Campo Aberto. Este experimento tem como objetivo extrair informações sobre a distância percorrida e a velocidade média de um camundongo que foi exposto a um determinado tipo de droga. Na região inferior da Figura 1.(a), nota-se um ruído intenso causado pelo reflexo do ca-

mundongo no aparato de acrílico e também variações nos tons de cinza do plano de fundo causadas pela iluminação e também pelo ruído causado pelo dispositivo de captura.

A Figura 1.(b) mostra o histograma da imagem e percebe-se que os pixels estão aglomerados em dois grupos (A e B), portanto, uma limiarização é capaz de segmentar o objeto de interesse com relativa precisão. O resultado obtido ao aplicar o limiar 120 (valor do tom de cinza) pode ser visualizado na Figura 1.(c). No grupo B é possível notar que existem pelo menos mais dois picos no histograma, que representam o fundo fora da arena e a parte de acrílico que a compõe. Os pixels mais claros, referentes ao camundongo, estão distribuídos por todas as regiões do grupo B.

O limiar foi escolhido variando o seu valor até encontrar um que fosse considerado satisfatório por um observador humano, muito embora fosse coerente selecionar o limiar com base na média dos valores. No entanto, isso não proporcionaria uma limiarização adequada já que introduziria ruído proveniente dos tons de cinza referentes às bordas de acrílico da arena. Este experimento foi realizado utilizando a ferramenta ImageJ<sup>2</sup>.

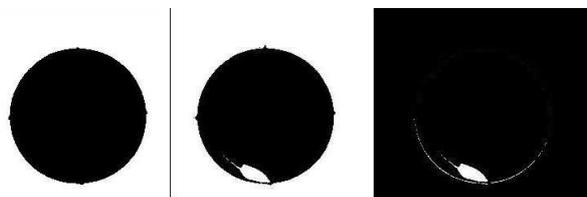
### 3.2 Segmentação por Diferença entre Imagens

O movimento é um importante atributo para que os seres humanos e os animais possam distinguir um objeto de interesse do plano de fundo. Considerando um dispositivo de captura estacionário e uma seqüência de imagens obtidas através dele, ao comparar duas imagens subseqüentes, pixel a pixel, e realizando a subtração dos seus valores em tons de cinza, é possível determinar se houve movimento ou não, uma vez que os componentes estacionários são cancelados na subtração. Aplicando-se um limiar  $L$  na imagem resultante da subtração, torna-se possível separar os pixels que representam o movimento realizado por algum componente da imagem [3].

É importante salientar que este movimento pode ser tanto do plano de fundo, se este possuir algum elemento que pode se mover ao longo do tempo, como também do objeto de interesse. A escolha do limiar pode favorecer a segmentação do plano de interesse caso o limiar escolhido seja capaz de distinguir se o movimento foi realizado por um objeto do plano de fundo ou se foi realizado pelo objeto de interesse.

Outra alternativa seria obter uma imagem, em tons de cinza, apenas do plano de fundo, para servir de referência. Nas imagens subseqüentes, subtrai-se os valores dos pixels da imagem atual, que contém o objeto a ser rastreado, dos valores dos pixels da imagem de referência. O resultado é uma imagem que contém apenas o objeto de interesse, considerando que o dispositivo de captura seja estacionário e o plano de fundo seja imóvel e que não sofra variações ao longo do tempo. O processo é ilustrado na Figura 2.

Caso o plano de fundo não seja totalmente imóvel, como é o caso do exemplo, no qual o aparato de acrílico se movimenta sempre que o camundongo o toca, surgem ruídos na imagem, como pode ser observado na Figura 2.(c).



**Figura 2. a) Imagem de referência já limiarizada. b) Imagem da seqüência que contém o objeto de interesse. c) Resultado obtido após subtração da imagem atual pela imagem de referência.**

## 4 Implementação

A implementação do módulo para rastreamento de múltiplos camundongos está sendo realizada utilizando a linguagem Java a fim de utilizar diversos recursos proporcionados pela ferramenta ImageJ, também escrita em Java. O ImageJ é um software de domínio público, com código-fonte aberto, para o processamento e análise de imagens. O software permite, de maneira simples, o acréscimo de novos módulos, também escritos em Java, para expandir ainda mais suas funcionalidades. Diversos módulos adicionais estão disponíveis no sítio do software e em particular os módulos ParticleAnalyzer e MultiTracker que são a base da implementação apresentada neste artigo.

O módulo ParticleAnalyzer é um identificador de regiões que percorre uma imagem limiarizada assinalando as regiões encontradas. Já o MultiTracker utiliza as regiões identificadas para efetuar o rastreamento. Para realizar a segmentação, o módulo Topolino Tracker, subtrai a imagem atual de uma imagem de referência e obtém o plano de interesse, com os três camundongos que devem ser rastreados durante a seqüência de imagens. Após a subtração de imagens, aplica-se o ParticleAnalyzer e obtém-se as regiões referentes aos camundongos. Estes passos são realizados para cada imagem da seqüência e utilizando as regiões identificadas na imagem atual e na anterior, são calculadas as velocidades e distâncias percorridas.

## 5 Experimentos

O módulo de rastreamento deverá ser capaz de rastrear três camundongos durante um experimento denominado Campo Aberto. Este experimento, inicialmente descrito por

<sup>2</sup>O ImageJ está disponível em <http://rsb.info.nih.gov/ij/>

Calvin S. Hall em 1930, avalia o comportamento locomotor e o estado emocional do animal [1]. O laboratório do Centro de Ciências Biológicas e da Saúde da Instituição que realiza este experimento, utiliza como parâmetros para avaliação a distância percorrida (frequência da exploração horizontal) e a quantidade de vezes que o camundongo eleva as patas dianteiras e o tronco (frequência de exploração vertical).

O experimento é realizado em uma arena cilíndrica, de 40cm de diâmetro, com paredes de acrílico translúcido, com 30cm de altura e colocada sobre uma base de madeira recoberta com fórmica. A vista superior da arena descrita é mostrada na Figura 3.(a) com a presença de dois camundongos e a vista lateral do experimento é ilustrada na Figura 3.(b).



**Figura 3. a) Vista superior da arena utilizada pelo experimento Campo Aberto. b) Vista lateral da arena.**

Para a realização dos experimentos iniciais foram utilizadas três seqüências com 294 (A), 476 (B) e 549 (C) imagens em tons de cinza respectivamente, capturadas de três vídeos distintos, do experimento Campo Aberto. Os vídeos foram gravados com resolução de 320x240 pixels, por uma câmera digital Canon Powershot A80. As imagens foram convertidas para tons de cinza e pilhas de imagens, representando as seqüências, foram criadas no ImageJ.

O material utilizado, como vídeos e imagens, e o código-fonte do módulo desenvolvido estão disponíveis no sítio do projeto Topolino no endereço <http://www.gpec.ucdb.br/topolino>.

## 6 Resultados

Os resultados obtidos pelo protótipo, embora preliminares, ajudaram na compreensão das técnicas básicas de segmentação e também na identificação dos principais problemas de rastreamento, como oclusão e ruído. Assim que um camundongo é identificado pela primeira vez na imagem, um novo rastro é iniciado. O rastro representa a identificação, através de seu centro de massa, de um objeto, e continua existindo enquanto aquele objeto continuar sendo identificado corretamente. Nas imagens seguintes quando um camundongo é encontrado, verifica-se se ele é o mesmo que foi identificado no rastro da imagem ante-

rior tendo como base uma velocidade máxima  $v$ . Caso o camundongo tenha se movido com uma velocidade superior a determinada, o módulo considera que existe um novo objeto, e inicia um novo rastro.

Utilizando a primeira seqüência com 294 imagens, o protótipo detectou 40 rastros distintos. Já utilizando as 476 imagens da segunda seqüência, o protótipo identificou 31 rastros diferentes e com a última e maior seqüência, com 549 imagens, foram encontrados 21. O resultado ideal seria que apenas 3 rastros fossem encontrados que é a quantidade de camundongos presentes nas imagens.

Essas discrepâncias ocorrem devido a dificuldade de determinar a continuidade do movimento realizado pelo camundongo. Quando o animal faz mudanças abruptas na direção ou quando ele interage com outro camundongo, o protótipo acaba criando erroneamente um novo rastro, acreditando ser um novo animal.

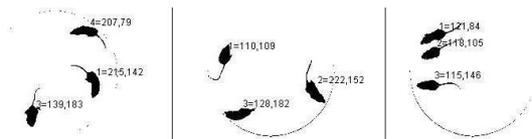
A Tabela 1 apresenta a distância percorrida por cada objeto detectado, o comprimento e a quantidade de quadros nos quais ele foi identificado na seqüência C.

Rastro	Comprimento	Distância Percorrida	Total de Quadros
1	2096.7515	44.809505	475
2	57.776897	39.336815	15
3	5.7839074	3.669784	5
4	5.79781	5.78424	3
5	742.1937	9.065568	133
6	94.70015	69.717445	8
7	13.853893	1.4967653	10
8	46.751217	25.716734	16
9	271.90533	55.113926	59
10	25.623081	21.926954	8
11	206.56769	40.773617	55
12	156.52563	57.768803	30
13	1153.0286	120.29482	268
14	23.376305	22.200516	3
15	6.572666	3.7178595	5
16	407.15414	62.261097	68
17	41.014263	19.607477	8
18	40.69002	16.4123	36
19	19.519968	12.875804	7
20	1.6525261	1.6525261	2
21	168.44666	78.96609	61

**Tabela 1. Resultados obtidos utilizando a seqüência de imagens C**

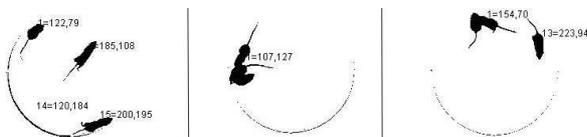
Nos casos em que os camundongos encontram-se separados, é possível identificá-los e rastreá-los satisfatoriamente como mostra a Figura 4.

Alguns rastreamentos realizados de forma errada são



**Figura 4. Exemplos de rastreamentos corretos.**

ilustrados na Figura 5 na qual percebe-se a influência de ruído causando a identificação errada de um objeto, a detecção incorreta de apenas 1 objeto quando os três camundongos encontra-se muito próximos e a não identificação de um camundongo.



**Figura 5. Exemplos de rastreamentos incorretos.**

## 7 Conclusões e Trabalhos Futuros

A automação da observação do comportamento animal em laboratório é muito importante para o desenvolvimento e testes de novas drogas. Por isso, torna-se fundamental desenvolver um sistema baseado em técnicas de Visão Computacional robusto e confiável para que não haja subjetividade ou influência da fadiga na classificação do comportamento animal por um observador humano.

O protótipo implementado, apesar de não produzir resultados satisfatórios, demonstra os principais problemas do rastreamento de múltiplos objetos. Nota-se, também, a necessidade de modelar a interação entre os camundongos para melhorar a precisão dos rastreamentos visto que, quando eles se encontram muito próximos, o sistema identifica apenas um animal. Isso recai na utilização de um princípio de exclusão que foi citado anteriormente.

A simplicidade da implementação da identificação de regiões utilizada pelo próprio ImageJ, através da ferramenta de seleção de regiões, provoca a não detecção dos camundongos em muitos casos. Para resolver este problema, técnicas mais avançadas devem ser utilizadas para aumentar a precisão da detecção dos animais.

No futuro, espera-se que o módulo manipule e processe as imagens diretamente de um vídeo em tempo real do experimento. Técnicas como o filtro de Kalman, filtro de partículas e contornos ativos (*Snakes*) devem ser testadas

e avaliadas para a versão final do módulo de rastreamento de múltiplos camundongos.

## 8 Agradecimentos

Este trabalho recebeu apoio financeiro da Universidade Católica Dom Bosco, UCDB.

## Referências

- [1] D. Eilam. Open-field behavior withstands drastic changes in arena size. *Behavioural Brain Research*, 142:53–62, 2003.
- [2] S. K. Goldenstein. A gentle introduction to predictive filters. *Revista de Informatica Teórica e Aplicada (RITA)*, 11:61–89, 2004.
- [3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Processamento de Imagens Digitais*. Edgard Blücher, 1992.
- [4] L. Hermes, T. Zöllner, and J. M. Buhmann. Parametric distributional clustering for image segmentation. *European Conference on Computer Vision*, 3:577–591, 2002.
- [5] M. Isard and A. Blake. CONDENSATION - conditional density propagation for visual tracking. *Int. J. Computer Vision*, 1:5–28, 1998.
- [6] Z. Kahn, T. Balch, and F. Dellaert. Efficient particle filter-based tracking of multiple interacting targets using an MRF-based motion model. *Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1:254–259, 2002.
- [7] J. S. Liu and R. Chen. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems. *Journal of the American Statistical Association*, 93(443):1032–1044, 1998.
- [8] J. McCormick and A. Blake. A probabilistic exclusion principle for tracking multiple objects. *International Journal of Computer Vision*, 39:57–71, 2000.
- [9] H. T. Nguyen and M. Worring. Multifeature object tracking using a model-free approach. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1:145–150, 2000.
- [10] L. P. J. J. Noldus, A. J. Spink, and R. A. J. Tegenbosch. Ethovision: A versatile video tracking system for automation of behavioral experiments. *Behavior Research Methods, Instruments and Computers*, pages 398–414, 2001.
- [11] K. Nummiaro, E. Koller-Meier, and L. J. V. Gool. Object tracking with an adaptive color-based particle filter. *Symposium for Pattern Recognition of the DAGM*, pages 353–360, 2002.
- [12] P. Perner. Motion tracking of animals for behavior analysis. *International Workshop on Visual Form*, pages 779–786, 2001.
- [13] P. Pérez, C. Hue, J. Vermaak, and M. Gangnet. Color-based probabilistic tracking. *European Conference on Computer Vision*, pages 661–675, 2002.
- [14] Y. Raja, J. McKenna, and S. Gong. Segmentation and tracking using colour mixture models. *Asian Conference on Computer Vision*, 1:607–614, 1998.
- [15] J. M. Reh and T. Kanade. Model-based tracking of self-occluding articulated objects. *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision*, pages 612–617, 1995.

- [16] A. Spink, R. Tegelenbosch, M. Buma, and L. Noldus. The ethovision video tracking system: A tool for behavioral phenotyping of transgenic mice. *Physiology and Behavior*, 73:731–744, 2001.
- [17] D. Tweed and A. Calway. Tracking many objects using subordinated condensation. *British Machine Vision Association 2002*, pages 283–292, 2002.
- [18] D. Tweed and A. Calway. Tracking multiple animals in wildlife footage. *16th International Conference on Pattern Recognition*, 2:24–27, 2002.
- [19] C. J. Twining, C. J. Taylor, and P. Courtney. Robust tracking and posture description for laboratory rodents using active shape models. *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*, 33:381–391, 2001.
- [20] T. Zhao and R. Nevatia. Tracking multiple humans in crowded environment. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 9:406–413, 2004.