

RASTREAMENTO VISUAL DE MÚLTIPLOS OBJETOS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM LIVRE DE MODELO

RODRIGO ANDRADE DE BEM*, ANNA HELENA REALI COSTA*

*Laboratório de Técnicas Inteligentes - Escola Politécnica - USP
Av. Prof. Luciano Gualberto, trav.3, n.158, Cidade Universitária
05508-900 - São Paulo, SP, Brasil

Emails: rodrigo.bem@poli.usp.br, anna.reali@poli.usp.br

Abstract— This paper presents a methodology for the visual tracking of multiple targets in video using a static camera. In this approach the objects are described by their contours, which are not modeled *a priori*. It means that objects with different contour shapes (e.g. heterogeneous robots) can be tracked simultaneously. The observation model is based on the intensity edges of the images, extracted along measurement lines fixed in the contours. The use of this model reduces the analysis of a 2D image to the analysis of several 1D lines. The estimation process is decomposed into two Kalman Filters instantiated for each target: one for the contour shape estimation and one for the motion estimation. Results presented in the experiments show that the proposed tracking methodology may lead to good performance.

Keywords— Visual tracking, multiple targets, Kalman Filter.

Resumo— No presente trabalho é apresentada uma metodologia para o rastreamento visual de múltiplos alvos em seqüências de imagens capturadas por uma câmera estática. A abordagem empregada descreve os alvos através de seus contornos, mas sem a determinação *a priori* de sua forma, o que possibilita o rastreamento simultâneo de objetos com formatos diferentes nas imagens, como por exemplo, vários robôs móveis heterogêneos. O modelo de observação é baseado nas bordas de intensidade extraídas sobre linhas de medida posicionadas ao longo dos contornos. Isto reduz a análise de uma imagem 2D a uma série de linhas de medida 1D. A estimação da forma do contorno e do movimento são executadas separadamente por dois Filtros de Kalman instanciados para cada alvo. Os resultados obtidos nos experimentos mostram que a metodologia de rastreamento proposta pode levar a um bom desempenho na solução do problema.

Palavras-chave— Rastreamento visual, múltiplos alvos, Filtro de Kalman.

1 Introdução

Atualmente há uma crescente necessidade de interação entre robôs móveis e seres humanos em lugares como fábricas, escritórios, hospitais, locais públicos e mesmo no ambiente doméstico. Possibilitar que um robô móvel tenha a capacidade de rastrear múltiplos objetos (pessoas ou outros robôs) em imagens do ambiente captadas por ele é de fundamental importância para sua autonomia. Através disso, um robô móvel pode, por exemplo, ajustar sua velocidade de acordo com a movimentação captada dos objetos no ambiente, diminuindo assim o risco de colisões. O problema de rastrear múltiplos objetos em vídeo ainda não se encontra resolvido de forma definitiva na literatura. Questões como oclusão persistente, fundo de cena dinâmico e o rastreamento de objetos similares mostram-se desafiadoras.

O presente trabalho contribui com uma metodologia para o rastreamento visual de múltiplos objetos móveis que executam movimentos limitados por um plano (como por exemplo, o chão) em seqüências de imagens capturadas por uma câmera estática. A abordagem empregada descreve os alvos através de seus contornos, mas sem a determinação *a priori* de sua forma. Ao invés disso, os contornos são estabelecidos através da segmentação dos alvos em movimento, o que caracteriza uma vantagem desse tipo de abordagem,

pois possibilita o rastreamento simultâneo, e sem a necessidade de alterações no modelo, de objetos com formas diferentes como, por exemplo, pessoas e robôs móveis que circulam em um mesmo ambiente, ou ainda vários robôs heterogêneos. As características obtidas a partir do modelo de observação dos alvos são as bordas de intensidade dos *pixels* nas imagens, extraídas sobre linhas de medida posicionadas ao longo dos contornos (Blake and Isard, 1998). Esse método permite uma economia significativa de processamento, já que a extração de bordas, normalmente realizada na dimensão 2D das imagens, é reduzida para a análise de uma série de linhas de medida 1D (MacCormick and Blake, 2000).

O processo de rastreamento é executado com o uso do Filtro de Kalman (Gelb et al., 1974), e composto pela estimação de movimento e pela estimação da forma do contorno de cada alvo; sendo assim, duas instâncias do filtro são alocadas para cada objeto móvel. Desta maneira diversos alvos podem ser rastreados mesmo apresentando movimentos com velocidade, direção e sentido distintos (Koller et al., 1994).

Na seção seguinte serão descritos os trabalhos relacionados à abordagem proposta; na seção 3 será apresentado o modelo de observação dos alvos, enquanto na seção 4 o modelo de movimento será exposto. Na seção 5 o processo de rastreamento é detalhado, com os experimentos e resul-

tados mostrados na seção 6. Finalmente, a seção 7 apresentada as conclusões e trabalhos futuros.

2 Trabalhos Relacionados

Basicamente os três principais aspectos envolvendo o rastreamento de múltiplos alvos em imagens dizem respeito ao modelo de observação ou representação dos alvos, ao algoritmo de rastreamento ou estimação empregado, e ao problema de associação de dados, que consiste em estabelecer a correspondência correta entre as observações e os alvos rastreados.

Quanto à representação dos alvos, encontram-se na literatura trabalhos que fazem uso de modelos baseados em informações *a priori* sobre os alvos, como cor, textura, forma e movimento (Tweed and Calway, 2002). MacCormick e Blake (2000) utilizam modelos de contornos definidos previamente e construídos com *B-splines* para representar os alvos nas imagens. Por outro lado, existem abordagens que fazem menos uso de informações prévias, chamadas de “livres de modelo” (*model-free*) (Nguyen and Worring, 2000). Koller et al. (1994) segmenta os alvos móveis nas imagens e estabelece seus contorno através da determinação de um polígono convexo envolvendo cada um deles. Métodos que segmentam os alvos em todas as imagens tendem a ser computacionalmente custosos, e não apresentam um bom desempenho quando a aplicação apresenta restrições quanto ao tempo de processamento.

Os algoritmos de rastreamento de múltiplos alvos são predominantemente probabilísticos. Särkkä et al. (2004) apresenta alguns exemplos. É importante salientar que muitos não são aplicados ou propostos inicialmente para o rastreamento visual, e sim para o problema de rastreamento em sua forma geral. Pode-se encontrar algoritmos adaptados a partir de sua versão para um único alvo, onde várias instâncias são usadas no problema de múltiplos objetos, como com o Filtro de Kalman (Koller et al., 1994); e outros especificamente desenvolvidos para o problema em questão (Tweed and Calway, 2002), que já levam em consideração casos de oclusão e a associação de dados, que são comuns quando se tem vários objetos móveis sendo perseguidos. No entanto, tais abordagens são muitas vezes complexas e nem sempre têm aplicação viável no problema de rastreamento visual em tempo real.

3 Modelo de Observação

Neste trabalho, os alvos são descritos por seus contornos, modelados como *B-splines* quadráticas (Blake and Isard, 1998). Com o objetivo de rastrear objetos de formas heterogêneas, nenhum modelo de contorno é estabelecido *a priori*. Ao invés disso, o modelo inicial de cada alvo é determinado

através da segmentação dos objetos móveis nas duas primeiras imagens da seqüência. A subtração da cena de fundo, um método simples de segmentação de movimento amplamente difundido na literatura, foi utilizado, visto que a câmera permanece estática. Em situações em que não é possível a aplicação da subtração da cena de fundo, o método de diferenciação entre imagens subsequentes pode ser usado.

Após esta primeira operação, uma série de técnicas de processamento digital de imagens são aplicadas, visando a determinação das áreas correspondentes aos alvos com o mínimo possível de ruído. Inicialmente é utilizado um filtro espacial gaussiano sobre o resultado da subtração, visando eliminar ruídos impulsivos. Em seguida a imagem é binarizada e submetida às operações morfológicas abertura de área e abertura que, respectivamente, eliminam componentes isolados com áreas muito menores do que a área dos alvos, e saliências de espessura reduzida, mesmo que estejam ligadas aos alvos. Na figura 1 pode-se ver o resultado de cada operação na segmentação de alvos sintéticos.

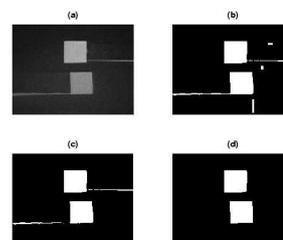


Figura 1: Resultado da aplicação do: (a) filtro gaussiano; (b) limiar para binarização; (c) operador morfológico de abertura de área; (d) operador morfológico de abertura.

Para cada área segmentada (alvo móvel) é definida uma região de interesse descrita por um quadrilátero englobando toda área. São definidos então alguns pontos de controle, igualmente espaçados ao longo do perímetro da região de interesse, que serão utilizados para construção da estimativa inicial do contorno do alvo. A figura 2 mostra o quadrilátero envolvente da região de interesse, os pontos de controle e as linhas de medida definidos.

Os pontos de controle definem a configuração do contorno do alvo. Uma configuração de um contorno $\vec{X} \in \mathcal{S}$, onde \mathcal{S} é um espaço vetorial de *B-splines* de dimensões reduzidas, é dada por $\vec{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)^T$, onde $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)$ é um ponto de controle, com $i \in \{1, \dots, n\}$.

Com o objetivo de reduzir o custo computacional e o tempo de processamento, a observação dos alvos nas imagens é realizada através de linhas de medida posicionadas nos pontos de controle do contorno, como visto na figura 2. Esta abordagem reduz o problema de analisar a imagem 2D à análise de uma série de linhas 1D (MacCormick and Blake, 2000). Um detector de bordas uni-

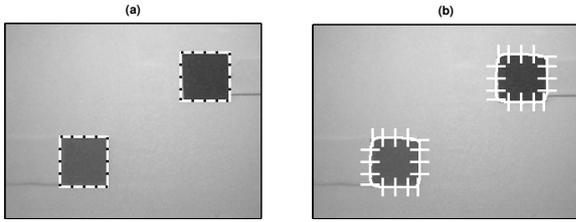


Figura 2: Dois alvos sintéticos sobre os quais foram definidos: em (a) a região de interesse segmentada (linha branca) e os pontos de controle ao longo de seu perímetro (pontos pretos); em (b) as linhas de medida construídas sobre os pontos de controle, e o contorno dos alvos.

dimensional (filtro passa-alta) é aplicado a cada uma das linhas de medida, localizando alterações bruscas na intensidade dos *pixels*. Mais de uma borda pode ser detectada em uma linha de medida, principalmente nos casos em que o fundo de cena é heterogêneo, quando existem sombras em torno do objeto de interesse ou há oclusão entre os alvos. Algumas abordagens para a modelagem probabilística destas situações são encontradas na literatura (MacCormick, 2000). Aqui optou-se por um método probabilístico simples e eficaz que se adapta melhor ao Filtro de Kalman empregado no rastreamento dos alvos.

Considere uma linha de medida $\mathbf{z} = (z_1, z_2, \dots, z_m)$, onde z_j é uma variação de intensidade (borda) detectada, com $j \in \{1, \dots, m\}$. A probabilidade de z_j corresponder ao contorno real do objeto é dada pela distribuição de probabilidade $\mathcal{G}(z_j|\nu)$, sendo \mathcal{G} uma gaussiana com centro em ν , que é a posição do ponto de controle na linha de medida, e desvio padrão σ , que representa a incerteza nesta posição (são usadas apenas as posições unidimensionais dos pontos na linha de medida) (Blake and Isard, 1998). A característica z_j correspondente à borda real do alvo em cada linha de medida é determinada pela hipótese de máximo *a posteriori* (MAP), ou seja, aquela que apresentar maior probabilidade, dada a posição do ponto de controle. Uma ilustração da densidade de probabilidade gaussiana sobre a linha de medida é mostrada na figura 3.

4 Modelo de Movimento

O objetivo aqui foi estabelecer um modelo de movimento único, aplicável a todos os alvos, utilizando poucas informações *a priori*. Considerando um campo de visão pequeno, alvos com movimentos suaves e limitados por um plano (ex.: chão) e independentes entre si, as alterações de velocidade e de forma dos móveis na sequência de imagens podem ser aproximadas por transformações lineares (Koller et al., 1994).

Sendo $\mathbf{x} = (x, y)$ um ponto da imagem lo-

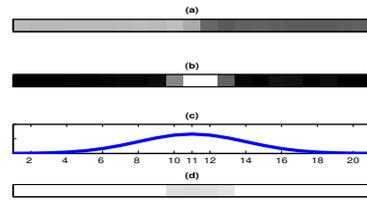


Figura 3: (a) Uma linha de medida, extraída da imagem na figura 2(a). (b) Resultado da aplicação do detector de bordas 1D. (c) Densidade de probabilidade gaussiana. (d) Probabilidade de cada *pixel* corresponder à borda real (mais escuro=maior probabilidade).

calizado em uma área correspondente a um alvo, segmentada de acordo com o que foi exposto na seção 3, o movimento $m(\mathbf{x})$ neste ponto pode ser aproximado por:

$$m(\mathbf{x}) = A(\mathbf{x} - \mathbf{c}) + \mathbf{u}, \quad (1)$$

onde $\mathbf{c} = (c^x, c^y)$ é o centro da área, $\mathbf{u} = (v_x, v_y)$ é o deslocamento de \mathbf{c} nas direções x e y , respectivamente, e A a matrix de rotação e mudança de escala. No caso de um alvo que tem seus movimentos limitados pelo plano do chão, como o caso de robôs móveis terrestres, a rotação é apenas possível em relação ao eixo normal ao plano; além disso, considera-se que há pouca alteração do alvo entre quadros consecutivos, fazendo com que A fique restrita a mudanças de escala, o que corresponde à movimentação ao longo do eixo z do sensor ótico (normal ao plano da imagem). Assim, a equação 1 é reduzida para:

$$m(\mathbf{x}) = s(\mathbf{x} - \mathbf{c}) + \mathbf{u}, \quad (2)$$

onde s é o fator de escala. O valor de $s = 0$ significa que não há mudança de escala, enquanto $s < 0$ corresponde ao afastamento e $s > 0$, à aproximação entre o alvo e a câmera.

Dessa forma, a translação e a mudança de escala dos alvos na sequência de imagens são representadas por \mathbf{u} e s . A predição correta destes parâmetros do modelo de movimento corresponde à primeira derivada temporal dos mesmos. No entanto essas derivadas são corrompidas por medidas ruidosas, o que pode tornar a predição instável e errônea. Localmente pode-se supor simplesmente que \mathbf{u} e s são constantes, sendo as pequenas alterações esperadas nesses parâmetros, devido ao fato dos movimentos serem suaves, modeladas através do ruído no processo de estimação (Koller et al., 1994).

5 Processo de Rastreamento dos Alvos

O rastreamento dos alvos é realizado com o emprego de dois Filtros de Kalman: um para estimação do movimento, e outro para estimação da

forma do contorno de cada alvo. Esta abordagem é adotada para que o sistema permaneça linear de modo que o Filtro de Kalman seja empregado com sucesso no processo de estimação (Koller et al., 1994). Os vetores de estado que descrevem o sistema são dados por

$$\begin{aligned}\vec{X} &= (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)^T \\ &= (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)^T, \\ \vec{M} &= (\mathbf{u}, s)^T = (v_x, v_y, s)^T,\end{aligned}\quad (3)$$

sendo \vec{X} o vetor de estado do contorno, definido por seus pontos de controle \mathbf{x}_i , com $i \in \{1, \dots, n\}$; e \vec{M} o vetor de estado do movimento do alvo, definido pela velocidade de translação \mathbf{u} e o fator de escala s . Considerando a equação 2 para um ponto de controle, com $m(\mathbf{x}) = \mathbf{x}_{i,k} - \mathbf{x}_{i,k-1}$, tem-se:

$$\mathbf{x}_{i,k} = \mathbf{x}_{i,k-1} + s_{k-1}(\mathbf{x}_{i,k-1} - \mathbf{C}_{i,k-1}) + \mathbf{u}_k, \quad (4)$$

onde o índice k denota o tempo t_k e $\mathbf{C}_{i,k-1} = (C_{i,k-1}^x, C_{i,k-1}^y)^T$ corresponde ao centro de todos os pontos de controle do alvo i , o qual estima o centro de área do alvo. A equação 4, que define a posição que será ocupada pelo ponto de controle $\mathbf{x}_{i,k-1}$ no tempo k , pode ainda ser escrita matricialmente para o contorno de um alvo como:

$$\vec{X}_k = \vec{X}_{k-1} + H_{k-1}\vec{M}_k, \quad (5)$$

com

$$H_{k-1} = \begin{pmatrix} I_2 & (\mathbf{x}_{1,k-1} - \mathbf{C}_{1,k-1}) \\ \vdots & \vdots \\ I_2 & (\mathbf{x}_{n,k-1} - \mathbf{C}_{n,k-1}) \end{pmatrix}, \quad (6)$$

sendo I_2 uma matriz identidade de dimensão 2×2 .

Os sistemas de estimação do movimento e forma serão apresentados nas duas próximas seções, respectivamente.

5.1 Estimação de Movimento

Como mencionado na seção 4, os parâmetros que compõem o vetor de estado do movimento do alvo são considerados localmente constantes. Assim, o sistema é descrito pelas seguintes equações:

$$\begin{aligned}\vec{M}_k &= \vec{M}_{k-1} + \vec{q}_{k-1} \\ \vec{Z}_k &= (X_{k-1} + H_{k-1}\vec{M}_k) + \vec{v}_k,\end{aligned}\quad (7)$$

onde, no tempo k , \vec{q} é uma variável aleatória gaussiana, representando o ruído do processo de estimação, com média zero e covariância Q : $\vec{q} \sim \mathcal{N}(0, Q)$; \vec{Z}_k é o vetor de observação do sistema; e \vec{v} é uma variável aleatória gaussiana, representando o ruído da observação, com média zero e covariância R : $\vec{v} \sim \mathcal{N}(0, R)$. O vetor de observação \vec{Z}_k corresponde à posição dos pontos de controle do contorno acrescida do ruído da observação.

O Filtro de Kalman é um estimador recursivo Bayesiano que a cada iteração executa três etapas:

predição, assimilação e atualização. Uma vez que o filtro é um estimador gaussiano linear, a distribuição de probabilidade sobre o vetor de estado \vec{M}_k é totalmente definida pela média \vec{M}_k e pela matriz de covariância $P_{M,k}$ (Gelb et al., 1974). Assim, o processo de estimação é dado pelas seguintes equações características do Filtro de Kalman:

- *Predição*

$$\begin{aligned}\vec{M}'_k &= \vec{M}_{k-1} \\ P'_{M,k} &= P_{M,k-1} + Q_{k-1}\end{aligned}$$

- *Assimilação (Cálculo do Ganho de Kalman)*

$$K_k = P'_{M,k} H_{k-1}^T (H_{k-1} P'_{M,k} H_{k-1}^T + R_k)^{-1}$$

- *Atualização*

$$\begin{aligned}\vec{M}_k &= \vec{M}'_k + K_k(\vec{Z}_k - (X_{k-1} + H_{k-1}\vec{M}'_k)) \\ P_{M,k} &= (I - K_k H_{k-1}) P'_{M,k}\end{aligned}$$

5.2 Estimação da Forma

A estimação do contorno rastreia os n pontos de controle do alvo e é modelada como:

$$\begin{aligned}\vec{X}_k &= (\vec{X}_{k-1} + H_{k-1}\vec{M}_k) + \vec{w}_{k-1} \\ \vec{Z}_k &= \vec{X}_k + \vec{v}_k,\end{aligned}\quad (8)$$

onde \vec{w} é uma variável aleatória gaussiana, representando o ruído na estimação, com média zero e covariância W : $\vec{w} \sim \mathcal{N}(0, W)$; \vec{Z}_k é o vetor de observação do sistema; e \vec{v} representa o ruído da observação, como mencionado anteriormente.

As etapas do Filtro de Kalman são definidas como:

- *Predição*

$$\begin{aligned}\vec{X}'_k &= \vec{X}_{k-1} + H_{k-1}\vec{M}_k \\ P'_{X,k} &= P_{X,k-1} + W_{k-1}\end{aligned}$$

- *Assimilação (Cálculo do Ganho de Kalman)*

$$K_k = P'_{X,k} (P'_{X,k} + R_k)^{-1}$$

- *Atualização*

$$\begin{aligned}\vec{X}_k &= \vec{X}'_k + K_k(\vec{Z}_k - \vec{X}'_k) \\ P_{X,k} &= (I - K_k) P'_{X,k}\end{aligned}$$

5.3 Inicialização do Sistema

A inicialização do sistema começa pela segmentação dos alvos que é executada conforme descrito na seção 3. São definidos os n pontos de controle, utilizados na construção da estimativa inicial do contorno do alvo, $\vec{X}_{k=0}$.

No caso do vetor de estado de movimento, o fator de escala é inicialmente definido como

$s = 0$, uma vez que este parâmetro é usualmente muito pequeno. Já no caso das velocidades horizontal e vertical, a derivada temporal discreta do centróide de cada alvo segmentado é usada, sendo $\mathbf{u}_{k=0} = (\mathbf{c}_k - \mathbf{c}_{k-1})$, assim $\vec{M}_{k=0} = (c_k^x - c_{k-1}^x, c_k^y - c_{k-1}^y, s = 0)^T$. Salienta-se que o instante $t_k = 0$ do rastreamento é correspondente à segunda imagem da seqüência, já que a primeira ($t_k = -1$) é apenas usada na inicialização para o cálculo das derivadas discretas.

A correspondência entre as áreas segmentadas na primeira e segunda imagens é estabelecida através da determinação do vizinho mais próximo, de acordo com a suposição que os alvos executam movimentos suaves.

6 Experimentos e Resultados

Inicialmente foram realizados experimentos com seqüências de imagens com dimensões de 320 por 240 *pixels*, capturadas com uma câmera estática em um ambiente interno controlado, com fundo de cena e iluminação uniformes e alvos sintéticos contrastantes com o fundo. Posteriormente foram usadas imagens de ambientes internos, sem condições especiais de fundo ou iluminação e com alvos reais (robôs móveis). Em ambos os casos as imagens foram convertidas para o espaço de cores HSV (*hue-saturation-value*) sendo tratada apenas a intensidade luminosa das mesmas, contida na banda V. Nas duas próximas seções serão detalhados os experimentos e expostos alguns dos resultados obtidos.

6.1 Alvos sintéticos

Dois alvos sintéticos foram utilizados: um simulando o contorno da cabeça e ombros de uma pessoa (Alvo A); e um quadrilátero (Alvo B). Ambos de cor escura, realizaram movimentos suaves de translação e mudança de escala sobre um fundo de cena claro e uniforme, como se vê na figura 4, em uma seqüência de 300 imagens. Foram usados $n = 12$ pontos de controle.

O sistema foi inicializado conforme descrito na seção 5.3. Foram utilizadas linhas de medidas de comprimento $L = 30$, desvio padrão $\sigma = 3$ *pixels* e a máscara de convolução de detector de bordas 1D com pesos $[-1, 2; -2; 0; 2; 1, 2]$. A covariância do ruído de observação foi definida como $v = 0,4$ *pixels* para cada ponto de controle, e nos processos de estimação como $q_u = 0,001$ para o movimento de translação, $q_s = 10^{-8}$ para a mudança de escala e $w = 0,001$ para estimação da forma.

Na figura 4 pode-se ver amostras da seqüência de imagens e o contorno estimado de cada alvo, com as respectivas linhas de medida, enquanto na figura 5 são mostradas as coordenadas reais do centróide de cada alvo, obtidas com a subtração do fundo em cada imagem, em comparação com as

coordenadas estimadas. O erro quadrático médio (EQM) para o alvo **A** foi $EQM_A = 8,99$, e para o alvo **B**, $EQM_B = 3,73$.

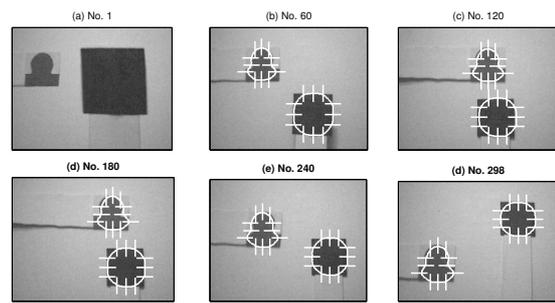


Figura 4: Alvo **A** (esquerda) realiza translação na vertical e na diagonal; alvo **B** (direita) se afasta da câmera e executa translação na vertical. A posição das imagens na seqüência é mostrada acima das mesmas.

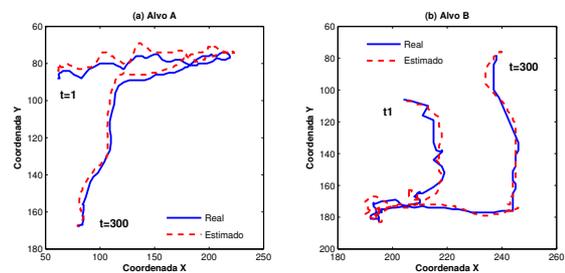


Figura 5: Comparação entre a posição real do centróide dos alvos (linha contínua), e sua posição estimada (linha pontilhada).

6.2 Alvos reais

Os alvos reais rastreados foram quatro robôs movendo-se na direção da câmera, o que configura um movimento de translação e mudança de escala, como se pode ver na figura 6. Nas amostras da seqüência, obtida de Fredslund (2001), pode-se ver também o contorno estimado dos alvos, suas linhas de medida, e a trajetória dos centróides nas imagens. A não ser pelo comprimento $L = 10$ *pixels* das linhas de medida, os demais parâmetros foram mantidos como descrito na seção anterior. Em relação às coordenadas do centróide de cada alvo foram obtidos os erros $EQM_A = 4,65$, $EQM_B = 1,52$, $EQM_C = 7,65$ e $EQM_D = 8,60$, sendo **A**, **B**, **C** e **D** os alvos da esquerda para direita na imagem, respectivamente. A figura 7 mostra o gráfico comparativo das coordenadas reais e estimadas.

7 Conclusões e Trabalhos Futuros

Como mostram os resultados apresentados, a abordagem teve um desempenho satisfatório nos

experimentos realizados. Na figura 4, que mostra os alvos sintéticos, pode-se ver que o rastreador seguiu os objetos móveis do início ao fim da sequência, mantendo uma boa estimativa da posição de seus centróides, conforme visto na figura 5, com o maior valor do erro quadrático médio ($EQM_A = 8,99$) correspondendo a aproximadamente 3 *pixels* nas imagens. As mesmas observações podem ser feitas à respeito dos alvos reais, sendo o pior EQM levemente mais baixo do que o citado acima.

Apesar dos alvos reais, mostrados na figura 6, apresentarem entre si pouca variação na forma do contorno, foi possível constatar a capacidade da abordagem de rastrear simultaneamente objetos com diferentes formas através dos resultados dos experimentos com os alvos sintéticos. Assim, pode-se concluir que o modelo de observação apresentado, bem como o modelo de movimento e o processo de estimação, foram eficazes na solução do problema proposto, considerando as suposições e limitações mencionadas anteriormente.

Como trabalhos futuros serão aprimorados os modelos de observação e de movimento, visando permitir o tratamento de oclusões, a existência de fundos de cena dinâmicos, a execução de movimentos mais rápidos e alterações bruscas de direção. Pretende-se ainda estender a abordagem para o caso em que a câmera é móvel (ex.: localizada em um robô móvel).

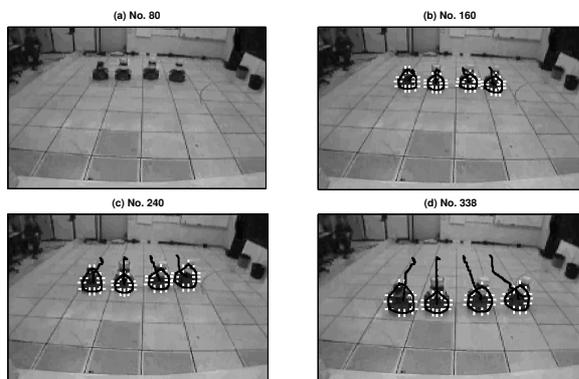


Figura 6: Robôs móveis sendo rastreados, com suas trajetórias marcadas pelas linhas escuras contínuas.

Agradecimentos

Rodrigo A. de Bem agradece ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq pelo suporte financeiro através do processo número 132185/2005-9. Trabalho conduzido sob o projeto MultiBot CAPES/GRICES processo número 099/03.

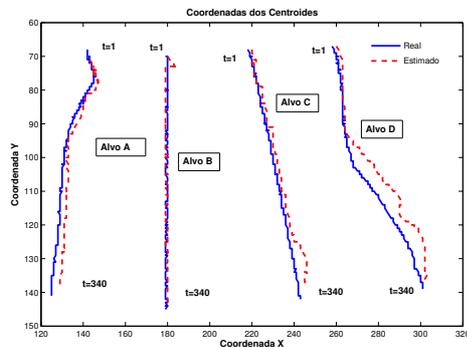


Figura 7: Comparação entre a posição real dos centróides (linhas contínuas) e a posição estimada (linhas pontilhadas) para os quatro alvos.

Referências

- Blake, A. and Isard, M. (1998). *Active Contours*, Springer-Verlag.
- Fredslund, J. (2001). Distributed robot formations - line formation. URL: <http://robotics.usc.edu/robots/movies/formation3.avi>. Acessado em 12/04/06.
- Gelb, A., Joseph F. Kasper, J., Raymond A. Nash, J., Price, C. F. and Arthur A. Sutherland, J. (1974). *Applied Optimal Estimation*, The MIT Press.
- Koller, D., Weber, J. and Malik, J. (1994). Robust multiple car tracking with occlusion reasoning, *Working Paper UCB-ITS-PWP-94-1*, California Path Program, Inst. of Transportation Studies, Univ. of California, Berkeley.
- MacCormick, J. (2000). *Probabilistic modelling and stochastic algorithms for visual localisation and tracking*, PhD thesis, Dept. of Engineering Science, Univ. of Oxford.
- MacCormick, J. and Blake, A. (2000). Probabilistic exclusion principle for tracking multiple objects, *Int. Journal of Computer Vision* 1(39): 57–71.
- Nguyen, H. T. and Worring, M. (2000). Multifecture object tracking using a model-free approach, *Proc. of the IEEE Conf. on Comp. Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, Hilton Head, USA, pp. 145–150.
- Särkkä, S., Tamminen, T., Vehtari, A. and Lampinen, J. (2004). Probabilistic methods in multiple target tracking, *Research report B36 ISBN 951-22-6938-4*, Lab. of Computational Engineering, Helsinki Univ. of Technology.
- Tweed, D. and Calway, A. (2002). Tracking many objects using subordinate condensation, *Proc. of the British Machine Vision Conf.*, pp. 283–292.