

## SEGUIMENTO DE OBJECTOS EM VISÃO COMPUTACIONAL USANDO MÉTODOS ESTOCÁSTICOS

**Raquel R. Pinho<sup>1\*</sup>, João Manuel R. S. Tavares<sup>1</sup>, Miguel V. Correia<sup>2</sup>**

1: INEGI – Instituto de Engenharia Mecânica e Gestão Industrial,  
LOME – Laboratório de Óptica e Mecânica Experimental,  
FEUP – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto  
Rua Dr. Roberto Frias, s/n, 4200-465 Porto  
{rpinho, tavares}@fe.up.pt, web: <http://paginas.fe.up.pt/~inegi/lome/>

2: INEB – Instituto de Engenharia Biomédica,  
LSI – Laboratório de Sinal e Imagem,  
FEUP – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto  
Rua Dr. Roberto Frias, s/n, 4200-465 Porto  
mcorreia@fe.up.pt, web: <http://www.ineb.up.pt>

**Palavras-chave:** Visão Computacional, Seguimento, Métodos Estocásticos, Filtro de Kalman, Optimização

**Resumo.** Neste artigo, apresenta-se uma breve introdução aos métodos estocásticos utilizados no seguimento de movimento de objectos em Visão Computacional, e descreve-se uma metodologia, baseada no filtro de Kalman, por nós desenvolvida para seguir objectos representados em sequências de imagens. O seguimento entre imagens consecutivas baseado no filtro de Kalman, considera as fases de previsão e correcção, pelo que se torna necessário estabelecer a correspondência entre as entidades a seguir em cada instante da sequência. Na metodologia proposta, considera-se um critério global de determinação de correspondências que visa otimizar os resultados obtidos pela mesma. A mesma metodologia, também é capaz de gerir adequadamente os casos de oclusão das entidades a seguir.

### 1. INTRODUÇÃO

A análise de movimento de objectos em Visão Computacional, tem sido uma área em vasta expansão ao longo dos últimos anos, quer pela diversidade de aplicações, quer pela potenciação de recursos promovidos pelos desenvolvimentos tecnológicos. A motivar estes trabalhos, também se encontra a crescente necessidade de automatizar computacionalmente processos de análise de movimento manuais, pelo que se têm recorrido cada vez mais à análise de movimento recorrendo a técnicas de Visão Computacional. A análise de movimento de objectos poderá ser considerada como constituída pelas etapas de detecção, de

seguimento e de reconhecimento ao longo de sequências de imagens [1-6].

O seguimento de objectos é uma área de investigação que pode ser abordada considerando diferentes metodologias. Geralmente, o processo de seguimento envolve o emparelhamento de *pixels*, pontos, linhas, áreas, formas ou outra informação visual. Algumas das aplicações práticas, que exemplificam a utilização do seguimento de objectos usando técnicas de Visão Computacional, serão a análise de tráfego automóvel, a previsão das condições atmosféricas através do movimento de nuvens, o estudo do movimento dos lábios para permitir a sua leitura, ou a análise das deformações que objectos sofrem devido à influência de forças exteriores ou mesmo internas [3, 5, 7-9].

As dificuldades inerentes à tarefa de seguimento, prendem-se com a complexidade dos objectos a seguir e do ambiente em que os mesmos estão inseridos. Como exemplos de complexidade [2], podem ser citados: o seguimento simultâneo de vários objectos; a divisão dos objectos a seguir em novas entidades ou, pelo contrário, a fusão numa só entidade – variações de topologia; o aparecimento de novos objectos ou, no sentido inverso, o desaparecimento total ou parcial de objectos, devido a problemas de oclusão, de ruído ou de alteração das condições de iluminação; etc. Por outro lado, para que se possa seguir o movimento de forma automática, deve-se atender a dificuldades adicionais: não existem modelos computacionais perfeitos e, mesmo quando estes são adequados a certas aplicações, são baseados em aproximações simplificativas da realidade; existem perturbações que não podem ser controladas nem modeladas deterministicamente; os dados adquiridos pelos sensores considerados não são perfeitos; etc. Desta forma, e dado que as abordagens determinísticas não ultrapassam as dificuldades mencionadas, os modelos estocásticos têm constituído uma boa alternativa [10]. Os métodos estocásticos mostram-se adequados no manuseamento de dados multivariados e processos não-lineares/não-Gaussianos, melhorando significativamente os resultados obtidos por técnicas tradicionais de séries temporais, [11, 12].

Neste trabalho, aborda-se o seguimento de objectos através da utilização de modelos estocásticos definidos por um espaço de estados, onde a evolução do sistema é feita por intermédio da inclusão de informação relevante no vector de estados. Essa informação, acerca das várias entidades em movimento, pode ser incorporada de diversas maneiras sob a forma de variáveis de estado (ver por exemplo [13]); no entanto, a generalidade dos métodos recorre à posição das entidades, possibilitando também a inclusão de características cinemáticas [6, 13]. Para o efeito, neste trabalho as entidades cujo movimento se pretende seguir ao longo de sequências de imagens são pontos, e o vector de estados é composto pelas suas posições, velocidades e acelerações.

Segundo uma perspectiva *bayesiana*, a ideia chave do seguimento de movimento consiste na dicotomia previsão/correção. A previsão contempla, tal como o nome indica, a estimativa do estado do sistema na imagem seguinte. Por outro lado, a correção consiste na actualização dos dados previstos através da eventual inclusão de dados recolhidos *a posteriori*, e que são incluídos num vector de medições [11]. Para que sejam incluídas tais medições, é necessário ordenar adequadamente, ou seja emparelhar, os dados de modo a que cada informação recolhida possa ser atribuída à respectiva entidade.

Na abordagem proposta neste trabalho, considera-se o filtro de *Kalman* no seguimento de pontos definidos pela sua posição, velocidade e aceleração, sendo em cada iteração do filtro incorporados dados relativos à posição dos pontos no quadro, ou seja imagem, seguinte da sequência de imagens. Para proceder à correspondência da posição medida de cada ponto e a previsão feita pelo filtro, consideram-se não só critérios locais de emparelhamento, a situação comum habitual nas metodologias baseadas no filtro de *Kalman*, mas também é usada uma análise global dos mesmos, no sentido de otimizar o resultado integral do emparelhamento obtido para o sistema modelizado.

Tal como está implementada a referida metodologia, é permitido o seguimento de movimento de pontos que poderão desaparecer e voltar a aparecer ao longo da sequência de imagens. Tal poderá possibilitar, por exemplo, a gestão de situações de oclusão ou de ruído.

## 2. MÉTODOS ESTOCÁSTICOS

Sob uma perspectiva *bayesiana*, o seguimento consiste no cálculo recursivo do grau de certeza associado a cada estado em determinado instante, tendo em consideração os dados obtidos até esse momento. Para tal, é assumido que as técnicas de modelação produziram um sistema descritivo, sob a forma de uma equação diferencial estocástica para descrever a propagação de estados – o modelo do sistema. Também se considera que são disponibilizadas medições discretas no tempo (isto segundo uma perspectiva discreta) corrompidas por ruído, e que constituem o modelo de medições. Deste modo, pretende-se combinar as medições obtidas no sistema actual com a informação providenciada pelo modelo, e a descrição estatística das incertezas no sentido de obter estimativas óptimas dos estados do sistema considerado [6, 10, 13].

Em geral, a optimização da estimativa obtida depende do critério utilizado. Neste caso, como se utiliza uma abordagem *bayesiana*, procuram-se meios de propagação da função densidade de probabilidade condicional, restringida pelo processo de medição. No entanto, uma medição da precisão da estimativa também pode ser considerada [11].

Tal como já foi referido, os filtros deste tipo são compostos por duas fases principais: uma de previsão e outra de correcção. A previsão, utiliza o sistema do modelo para prever a função de densidade de probabilidade do estado no instante seguinte. Dado que o estado é geralmente sujeito a algumas perturbações, que usualmente são modeladas como ruído aleatório, a previsão poderá contemplar a translação, a deformação e difusão da função densidade de probabilidade. Por outro lado, a fase de correcção utiliza a medição mais actual de forma a modificar a função densidade de probabilidade prevista. Tal é conseguido pela utilização do teorema de *Bayes*, que consiste no mecanismo de actualização da informação, acerca do estado objectivo, quando são fornecidas informações extra a partir de novos dados, [10].

### 2.1. Filtro de *Kalman*

O filtro de *Kalman* assume que a função densidade de probabilidade em cada instante de tempo segue uma distribuição normal. Este filtro permite a estimativa do estado de um sistema de forma a minimizar o quadrado da média do erro [14], consistindo, assim, numa solução óptima para o seguimento, caso sejam satisfeitas algumas restrições [11, 14].

Neste filtro, a fase de predição é gerada por intermédio da equação *Chapman-Kolmogorov* e, considerando que se utiliza um processo de *Markov* de primeira ordem, obtém-se:

$$x_t^- = \Phi x_{t-1}^+, \quad (1)$$

onde  $x_{t-1}^+$  corresponde ao vector de variáveis de estado do sistema no instante  $t-1$  posterior à fase de medição, e  $x_t^-$  corresponde à estimativa para o instante  $t$  antes da medição na imagem do instante associado, sendo a sua transição dada por  $\Phi$ . A estimativa para a incerteza associada à previsão do vector  $x_t^-$ , é dada por:

$$P_t^- = \Phi P_{t-1}^+ \Phi^T + Q, \quad (2)$$

onde  $P$  é a matriz de covariância (mais uma vez os índices  $+$  e  $-$  são relativos à incorporação ou não das medições nesta iteração do filtro), e  $Q$  é a matriz de covariância do ruído do processo.

A fase seguinte do filtro de *Kalman* corresponde à correcção das estimativas realizada através da eventual incorporação de novas medições  $u_t$ :

$$\begin{aligned} K_t &= P_t^- H^T [H P_t^- H^T + R_t]^{-1} \\ x_t^+ &= x_t^- + K_t [u_t - H x_t^-] \\ P_t^+ &= [I - K_t H] P_t^- \end{aligned} \quad (3)$$

onde  $K$  é o ganho do filtro,  $H$  é a matriz que transforma o sistema de coordenadas do vector de características estimadas no vector de características medido, e  $R_t$  é a matriz de variância medida [6, 11, 13].

Deste modo, o filtro de *Kalman* consiste numa solução óptima para o processo de seguimento, caso a transição entre estados seja linear e a função de probabilidade seja normal. Contudo, se não forem satisfeitas as restrições mencionadas, os resultados obtidos nem sempre serão os mais adequados.

## 2.2. Alternativas ao filtro de *Kalman*

No sentido de superar as dificuldades mencionadas, conciliaram-se outras técnicas com o filtro de *Kalman* e desenvolveram-se algumas variantes do mesmo; nomeadamente, o filtro de *Kalman* estendido [11]. Contudo, as referidas contrariedades não são passíveis de ser satisfatoriamente ultrapassadas em todos os casos. Assim, desenvolveram-se algoritmos alternativos para o seguimento por métodos estocásticos, no sentido de se poderem seguir, por exemplo, hipóteses múltiplas. O método mais usual é o de *Condensação* [12], um filtro de partículas, que utiliza a amostragem factorizada com um modelo estocástico de movimento dos objectos. Este método, baseia-se na amostragem ponderada da distribuição posterior estimada do instante anterior, e propaga essas amostras com pesos associados para formar o instante posterior. Um problema comum associado a este algoritmo é degeneração das partículas. Para resolver tal problema, têm surgido outros filtros de partículas que diferem na

escolha da função de importância e/ou que modificam a etapa de reamostragem [11].

Os filtros de partículas, apresentam-se como uma alternativa interessante ao filtro de *Kalman* [12]; contudo, uma vez que são não paramétricos, requerem a utilização de um número relativamente elevado de amostras, e existem usualmente problemas de degeneração das partículas. Assim, para problemas de maior dimensão, poderá ser necessário utilizar métodos mais eficientes.

### 3. OPTIMIZAÇÃO DAS CORRESPONDÊNCIAS NA MEDIÇÃO

Como já refeito, para fazer a introdução de novas medições na fase de correcção do filtro de *Kalman*, é necessário estabelecer correspondências entre as posições das entidades a seguir estimadas e as correspondentes novas posições. Assim, para cada ponto seguido tem de ser escolhido um dos candidatos ao emparelhamento: o que apresenta características que melhor se aproximam às estimadas.

Quando as entidades seguidas, no caso presente, são pontos e as medições consistem nas posições  $(x, y)$  das entidades. Contudo, pela própria construção do filtro de *Kalman*, a área de pesquisa sobre o plano de imagem a considerar para o estabelecimento de correspondências, é uma elipse. Os eixos dessa elipse, são determinados pelos vectores próprios da matriz reduzida<sup>i</sup> de covariância, os raios são dados pelos valores próprios associados, e o centro corresponde à posição prevista pelo filtro para a entidade em causa [6, 13]. Caso exista convergência do filtro, estas áreas de pesquisa vão diminuindo com as sucessivas iterações do filtro ao longo do tempo, dado que são obtidas estimativas cada vez mais adequadas, e desta forma, o custo computacional associado à correspondência entre pontos é cada vez menor [6]. Contudo, esta abordagem poderá apresentar algumas dificuldades inerentes: as medições obtidas poderão não estar contidas no interior da área de pesquisa, isto é não existe nenhuma entidade candidata ao emparelhamento no interior da respectiva área de pesquisa; ou pelo contrário, a existência de múltiplas entidades candidatas nessa mesma área. Por outro lado, mesmo quando o emparelhamento é conseguido com êxito no interior da respectiva área de emparelhamento, com esta abordagem usual não há garantia de que se tenha obtido em termos globais, isto é para o sistema como um todo, o melhor conjunto de correspondências.

Assim, neste trabalho pretende-se superar tais dificuldades com ênfase na determinação dos emparelhamentos de uma forma global. Para o fazer, aplica-se um método de optimização global, por exemplo o algoritmo *Simplex*, no sentido de se assegurar a obtenção do melhor conjunto de correspondências possível para todas as entidades envolvidas no seguimento.

#### 3.1. Algoritmo *Simplex* na atribuição previsões/medições

O algoritmo *Simplex*, consiste num procedimento algébrico iterativo que permite a determinação de pelo menos uma solução óptima para cada problema, sendo os conceitos subjacentes à resolução essencialmente geométricos ([15, 16].

Enquanto método de optimização linear, o algoritmo *Simplex* pretende optimizar uma função

---

<sup>i</sup> A cada entidade a ser seguida está associado um filtro de Kalman, pelo que designamos a matriz de covariância correspondente como sendo a matriz reduzida de covariância.

sujeita a algumas restrições. No caso concreto do problema analisado, a função que se pretende minimizar consiste no custo de emparelhamento global do conjunto previsão das posições dos pontos seguidos e as respectivas medições. Outras particularidades do problema, consistem nos factos de que a cada previsão corresponder, quando muito, uma única medição, e que toda a medição corresponderá a um ponto que se está a seguir. Assim, a formulação do *Simplex* utilizado aplica-se à atribuição de correspondências (o que se distingue da formulação usual pelas restrições incluídas) [15].

### 3.2. Custos associados a cada correspondência pela distância de *Mahalanobis*

No processo de optimização de correspondências considerado, é necessário pesar a possibilidade de a cada entidade ser atribuída uma das medições recolhidas, e serão estes custos que irão compor a função que se pretende minimizar. Neste trabalho, consideramos o peso, ou o custo do emparelhamento, entre um par de coordenadas previsão/medição obtido pela respectiva distância de *Mahalanobis*.

A distância de *Mahalanobis* entre dois pontos, consiste numa métrica que contempla a diferença entre as características consideradas. Neste caso, a distância de *Mahalanobis* entre um ponto previsto ou estimado  $X_E$ , e um ponto medido  $X_M$  é definida como a distância euclidiana entre as coordenadas dos pontos normalizada pelas suas variâncias:

$$d_{X_s} = \frac{(X_M - X_E)^T (V_M + V_E)^{-1} (X_M - X_E)}{2}, \quad (4)$$

onde  $V_M$  é a variância associada ao vector de posição da entidade candidata ao emparelhamento, e  $V_E$  é a entidade análoga para as coordenadas do ponto estimado pelo filtro de *Kalman* [13].

No caso concreto deste trabalho, a variância associada a cada estimativa é dada pelo próprio filtro, como sendo a área delimitada elipse associada à matriz de variância do erro de previsão. Contudo, não está definida a variância associada a cada medição pelo que se torna necessário obter uma medida que possa avaliar a variância de cada medição. Por analogia com a variância para as estimativas, considera-se a variância da medição como sendo dada pela área de uma elipse. A elipse considerada na variância da medição, para cada correspondência, consiste na menor elipse que contém o ponto medido e que preserva os eixos, respectiva proporção e centro da elipse da estimativa (ver Figura 1).

Pela própria definição os valores da distância de *Mahalanobis* serão tanto menores, quanto melhor for o emparelhamento entre as entidades em estudo, daí que se pretenda minimizar a função de custos associada.

## 4. OCLUSÃO DE PONTOS DURANTE O MOVIMENTO

Tal como foi formulado o emparelhamento de pontos, na secção anterior, não é permitida a alteração do número de pontos a seguir ao longo da sequência de imagens. Contudo, casos de oclusão de pontos são frequentes na análise e seguimento de movimento, pelo que tal situação deverá ser ponderada de forma adequada.

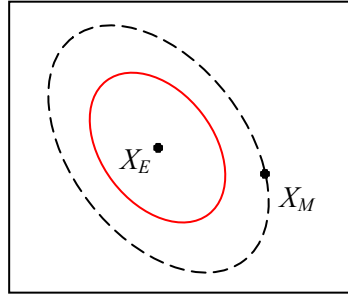


Figura 1. Para cada ponto estimado  $X_E$ , a variância da previsão  $V_E$  do filtro de *Kalman* consiste na área limitada pela elipse associada à matriz de covariância (elipse vermelha). Na abordagem proposta considera-se a variância da medição  $V_M$ , como sendo a área limitada pela elipse que contém o ponto medido  $X_M$  e que preserva o centro, os eixos e a respectiva proporção da anterior (obtendo-se a elipse representada a tracejado).

Uma das restrições da atribuição previsões/medições pelo algoritmo de atribuição de correspondências do *Simplex*, consiste na existência de emparelhamentos de um para um. Contudo, tal restrição poderá ser contornada através da inclusão de variáveis fictícias suficientes de modo a permitir igualar o número de pontos em cada uma das fases (previsão e medição). O custo associado a cada correspondência com pontos fictícios é nulo. Assim, quando o *Simplex* é aplicado, estabelece-se um conjunto de correspondências, e os pontos que são atribuídos a um ponto fictício consideram-se desemparelhados [15].

No caso de um ponto não obter correspondência no conjunto de medições fornecidas, o algoritmo implementado assume a oclusão desse ponto. Sendo facultado que o seguimento desse ponto continue a ser feito, através da inclusão no vector de medições dos valores obtidos na fase de previsão do filtro para a entidade correspondente. Contudo, dado que não existem medições que validem a correspondente previsão, é aumentado o grau de incerteza da estimativa. Neste trabalho, consideramos que em tais situações os valores da matriz de covariância do erro de previsão associada ao ponto em causa serão elevados ao quadrado (o que aumenta o grau de incerteza, dado que os valores da matriz mencionada são maiores que a unidade).

## 5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nesta secção, serão apresentados alguns dos resultados experimentais obtidos com a metodologia proposta nas secções anteriores. Assim, começar-se-á por indicar a inicialização realizada para as várias componentes do filtro de *Kalman*, assim como também será mencionada a obtenção/representação das imagens apresentadas.

Neste trabalho, os resultados foram obtidos com uma matriz de transição de estados baseada no polinómio de *Taylor* que aproxima a posição, velocidade e aceleração de cada um dos pontos seguidos, segundo a abordagem apresentada em [10].

A matriz de covariância do ruído do processo, pode ser uma matriz diagonal cujas entradas correspondem à maior variabilidade verificada pelo ponto na respectiva direcção ao longo da

sequência de imagens [17]. Neste trabalho, optou-se por não o fazer dado que tal assumption requer que as imagens fornecidas sejam previamente analisadas, o que poderá não ser possível ou porque a quantidade de pontos e quadros a analisar seja inabarcável para uma análise manual, ou então porque para uma análise automática será necessário estabelecer correspondências entre dados, ou mesmo porque o seguimento se pretende em tempo real. Assim, neste trabalho atendendo a que não se fez uma aplicação específica a um determinado grupo de dados que permitisse a aprendizagem do comportamento dos mesmos, recorreu-se à uma matriz identidade.

Quanto à matriz de variância das medições, uma vez que as imagens consideradas são sintéticas e portanto a qualidade das mesmas não perturba os resultados, consideramos as suas entradas diagonais não nulas com valores aleatórios entre 0 e 0.001.

De seguida, serão apresentados alguns dos resultados experimentais obtidos a partir de imagens construídas de forma sintética. Assim, as imagens consideradas são binárias, e as entidades que se pretendem seguir são os centros de massa das manchas representadas a negro num fundo branco.

Para proceder ao seguimento dos mencionados centros de massa, nas imagens utilizadas são determinados os contornos de cada mancha, e para cada contorno é calculado o respectivo centro de massa.

Em cada imagem de resultados (a que corresponderá uma iteração do filtro) as previsões obtidas serão representadas a vermelho, e a área de incerteza de cada previsão corresponde à área limitada por uma elipse a amarelo. Em cada iteração do filtro, são incorporadas por intermédio do quadro seguinte da sequência as novas medições, que neste caso serão os contornos representados a verde (e cujos centros de massa se pretende seguir – também representados a verde). A correspondência entre os resultados da previsão e as novas medições, encontra-se assinalada a branco. A fase seguinte do filtro, consiste na correcção dos resultados estimados pela inclusão das novas medições; neste trabalho os resultados das correcções das posições de cada ponto estão representados a azul (ver Figura 2).

Considere-se então para o primeiro exemplo um conjunto de quatro manchas cujos centros se pretendem seguir ao longo de 12 quadros, e que designaremos pelos pontos A, B, C e D (ver Figura 3). Os pontos A e B, movimentam-se uniformemente ao longo da sequência de imagens segundo uma translação horizontal de 5 *pixels* em cada instante. Por outro lado, os pontos C e D, ao longo dos primeiros 8 quadros sofrem uma rotação de 8° no sentido dos ponteiros do relógio em torno do canto superior esquerdo da imagem. Depois, os pontos C e D permanecem imóveis ao longo de um quadro, após o que invertem o sentido da rotação (atender às medições representadas a verde na Figura 4).

Analisando o movimento seguido pelos pontos designados por A e B, pode-se notar que dado que têm um movimento uniforme o filtro rapidamente reconhece o seu movimento e a partir da 3ª iteração já existe uma sobreposição das previsões, medições e correcções, ou seja o filtro convergiu adequadamente.



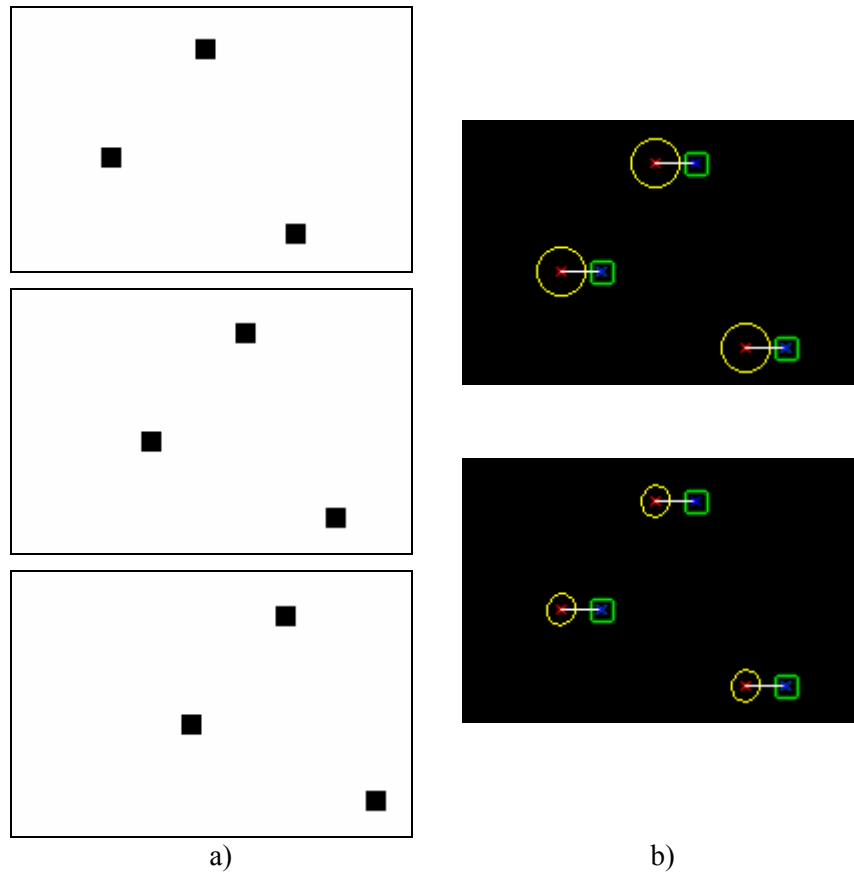


Figura 2. a) Sequência de imagens sintetizadas em que se pretende seguir o centro de massa das manchas representadas; b) Resultados da aplicação do filtro de *Kalman* onde as previsões encontram-se assinaladas a vermelho, a incerteza da previsão a amarelo, as novas medições a verde, a correspondência entre a previsão e o centro de massa dos contornos medidos encontra-se representada a branco, e os resultados da correcção do filtro a azul.

Também o movimento dos pontos C e D ao longo das primeiras iterações é uniforme, contudo nota-se que as previsões não coincidem exactamente com os pontos medidos, tal como nos casos dos pontos anteriores, ainda que a discrepância não seja significativa. Na 8ª iteração do filtro, os pontos imobilizam-se mas o filtro continua a pressupor o movimento uniforme verificado até então, já que as previsões (a vermelho) se encontram distantes dos valores medidos (a verde), junto à posição que teriam se se mantivesse o movimento. Nas iterações seguintes, o filtro “reaprende” o movimento destes pontos até que à 11ª iteração, as previsões e medições são quase coincidentes.

Analisando as elipses representadas ao longo da sequência da Figura 4, pode-se notar que estas tendem a diminuir de área, o que demonstra que o erro associado às previsões tende a diminuir ao longo da sequência. Pela forma pré-determinada como este filtro foi inicializado, isto é, pelo facto da matriz de covariância do erro ter sido inicializada de forma diagonal com

todas as suas entradas não-nulas iguais a 5, a área das primeiras elipses já não é suficientemente abrangente para albergar todas as medições. Contudo, atendendo a que critério de emparelhamento utilizado apenas considera a área das referidas elipses para compor os custos associados a cada correspondência, o filtro de *Kalman* conforme foi implementado supera facilmente os problemas associados à incorporação de novos dados na fase de medição. De facto, até quando os pontos C e D rompem o movimento uniforme na 8ª iteração e depois invertem o movimento de rotação na iteração seguinte (altura em que se dá a maior discrepância entre as previsões e medições), o filtro mantém-se capaz de assimilar os novos dados de forma correcta.

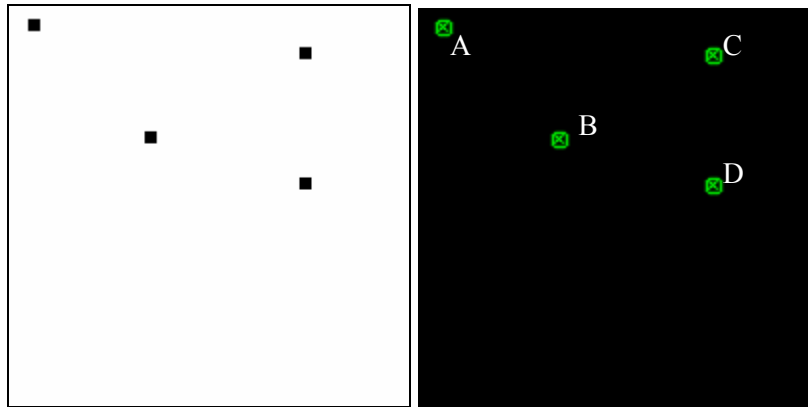


Figura 3. Primeira imagem da sequência analisada no primeiro exemplo, e respectivos contornos e centros de massa. Os centros de massa (representados por uma cruz) constituirão os pontos a serem seguidos e serão designados por A, B, C e D, respectivamente.

Até ao momento, referiu-se ao filtro de *Kalman* utilizado como um todo, mas conforme mencionado anteriormente, para cada entidade seguida, neste caso cada um dos pontos A, B, C e D, é utilizado um filtro independente. Assim, nota-se que ainda que se tenha dois pares de pontos com o mesmo movimento, os resultados de uns não influenciam os resultados dos outros, o que permite que cada ponto possa seguir uma rota de forma uniforme ou não, sem perturbar o seguimento dos restantes pontos.

Para o exemplo seguinte, considere-se uma sequência composta por 7 quadros, que contem dois pontos E e F, ambos com movimento uniforme, que se pretendem seguir (Figura 5). O ponto E, é movido em cada instante segundo um deslocamento na diagonal de 15 *pixels* para a direita e de 7 *pixels* para baixo. Por sua vez, o ponto F também se move na diagonal mas apenas em 10 *pixels* para cima e para a direita (Figura 6).

Tal como no exemplo anterior, o erro do filtro vai diminuindo à medida que é feito o seguimento, e ao fim da terceira iteração a posição dos pontos é prevista quase exactamente, e a correspondente área de pesquisa para o emparelhamento é reduzida relativamente ao deslocamento existente. Contudo, o interesse da análise deste exemplo consiste na ocorrência de sobreposição dos pontos no quadro 5 (a que corresponde a 4ª iteração do filtro). Nestes casos, conforme referido anteriormente, o filtro atribui o único

ponto medido a um dos pontos (no exemplo é atribuído ao ponto F). Assim, no vector de medições as coordenadas correspondentes ao ponto E, serão as previsões determinadas pelo filtro na fase anterior, mas com um grau de incerteza bem mais elevado que o precedente, o que vai afectar a área delimitada pela elipse no quadro seguinte. Contudo, como o movimento em análise é uniforme o filtro continua a fazer boas estimativas do deslocamento dos pontos seguidos e as previsões coincidem com as medições feitas, e a área delimitada pelas elipses volta a diminuir.

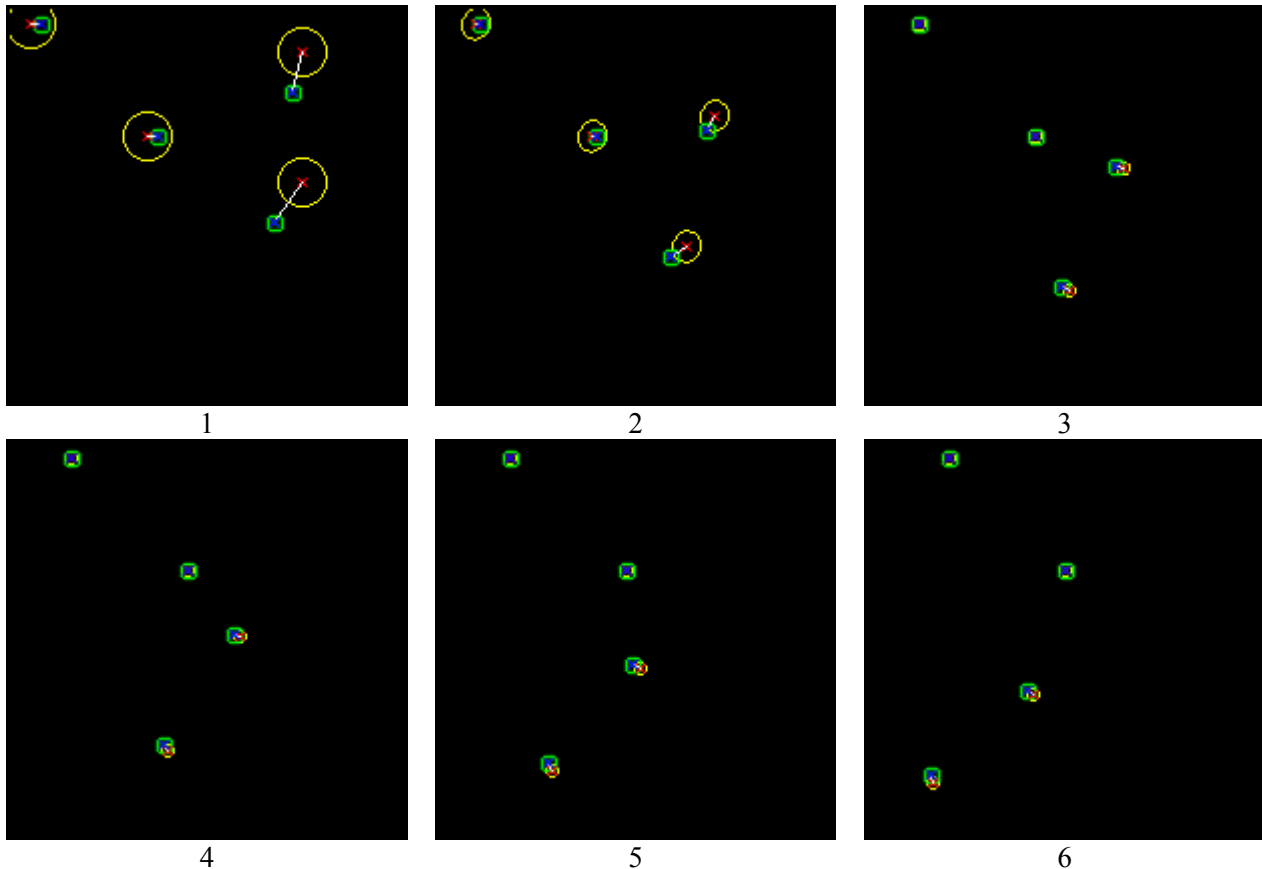


Figura 4. Resultados do filtro de *Kalman* quando os pontos A e B se movem uniformemente. Os pontos C e D sofrem uma rotação nas primeiras 7 iterações do filtro. Na iteração 8 estes pontos permanecem imóveis. Nos quadros seguintes os pontos C e D sofrem a mesma rotação mas no sentido contrário. (Continua)

Os dois exemplos experimentais anteriores, são compostos por um número reduzido de pontos com movimento uniforme. Para o terceiro e último exemplo, considere-se um conjunto de 28 pontos com movimento aleatório ao longo de 5 quadros (Figura 7). Para facilitar a análise das imagens apresentadas, as elipses correspondentes à área de incerteza de cada previsão foram omitidas, contudo o seu comportamento é semelhante ao dos exemplos anteriores.

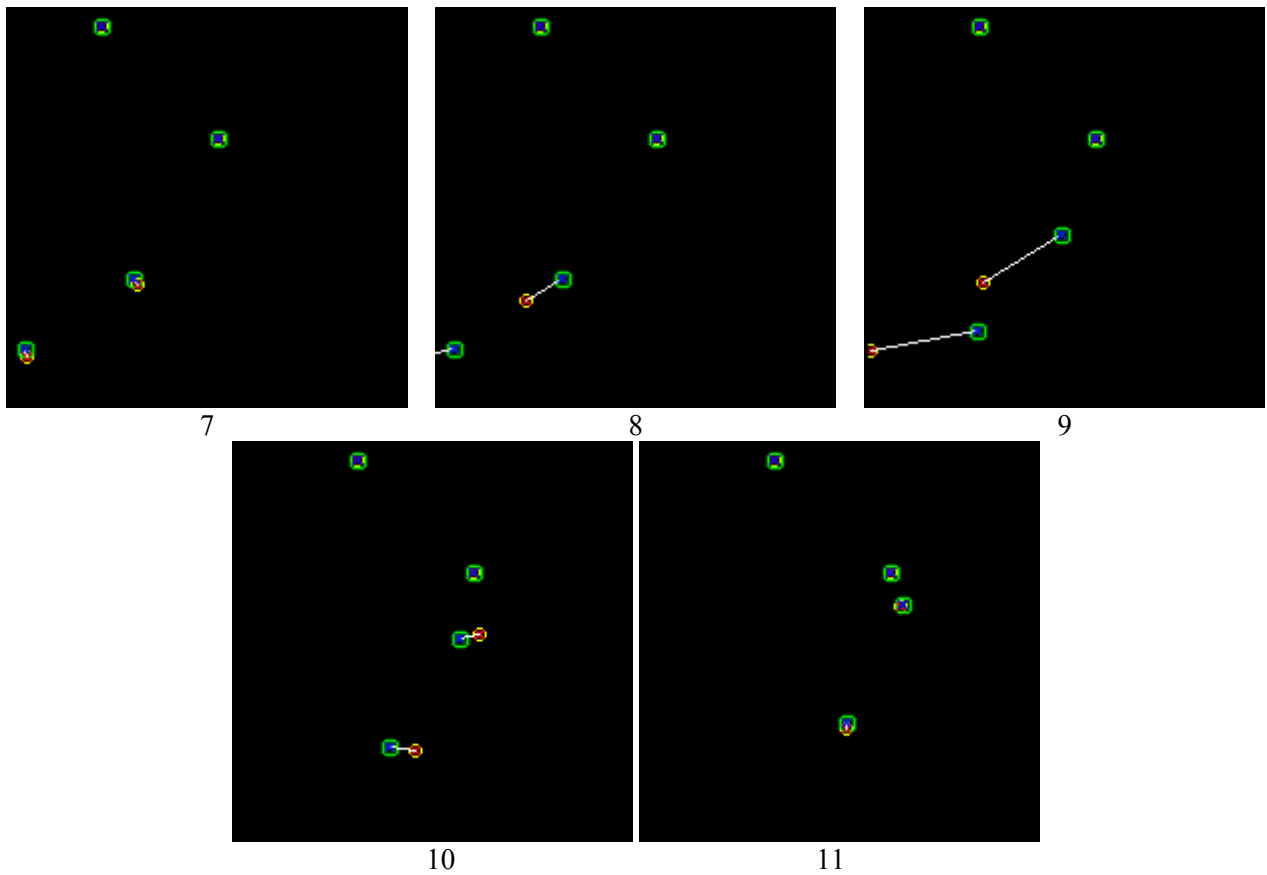


Figura 4. Resultados do filtro de *Kalman* quando os pontos A e B se movem uniformemente. Os pontos C e D sofrem uma rotação nas primeiras 7 iterações do filtro. Na iteração 8 estes pontos permanecem imóveis. Nos quadros seguintes os pontos C e D sofrem a mesma rotação mas no sentido contrário. (Continuação)

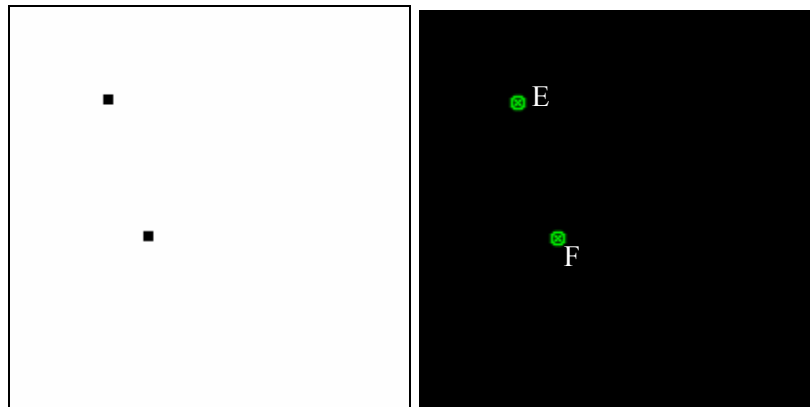


Figura 5. Primeira imagem da sequência analisada no segundo exemplo, e respectivos contornos e centros de massa. Os centros de massa (representados por uma cruz) constituirão os pontos a serem seguidos e serão designados por E e F.

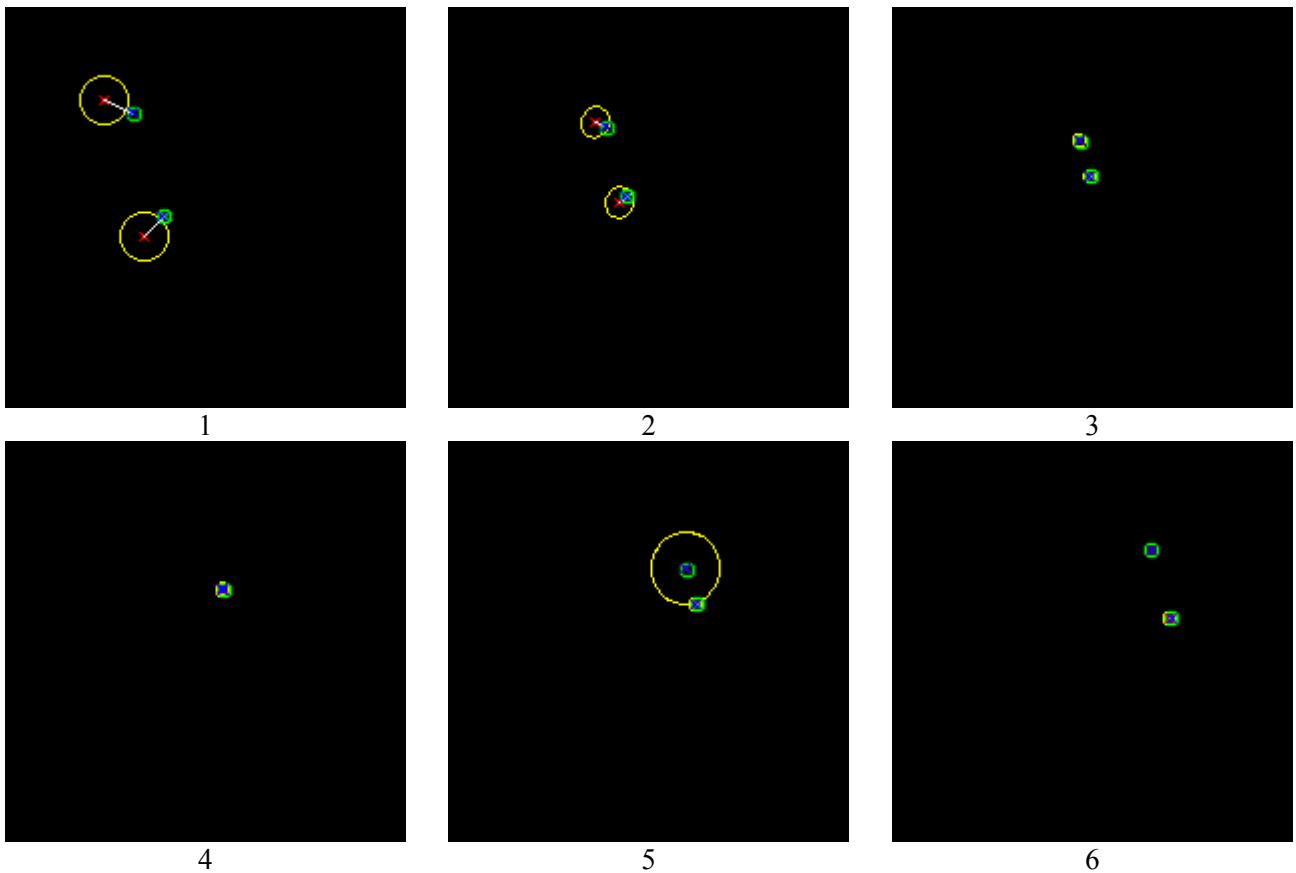


Figura 6. Seguimento dos pontos E e F que se movem uniformemente, mas onde ocorre oclusão de um dos pontos na quarta iteração do filtro de *Kalman*

## 6. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS DE TRABALHO FUTURO

Com este trabalho pretendeu-se não só apresentar uma breve introdução aos métodos estocásticos para o seguimento do movimento em sequências de imagens, mas também descrever uma metodologia que recorre ao filtro de *Kalman*.

Na metodologia proposta para o seguimento de objectos, o filtro de *Kalman* foi utilizado em conjunto com um método de optimização global, que facilita o estabelecimento de correspondências entre as estimativas feitas e as medições introduzidas em cada iteração. Deste modo, o emparelhamento de dados é possível mesmo que as áreas de pesquisa determinadas pelas elipses associadas à variância do método o não permitam. Assim, não é crucial a inicialização da matriz de covariância do ruído do processo de seguimento, já que o método de emparelhamento permite o usual seguimento das entidades determinadas com sucesso.

Este artigo também contribui com uma descrição detalhada da inicialização do filtro de *Kalman*, já que são muito poucas as informações usualmente disponíveis relativas à inicialização do mesmo, ainda que haja uma grande quantidade de informação disponível

acerca da sua formulação.

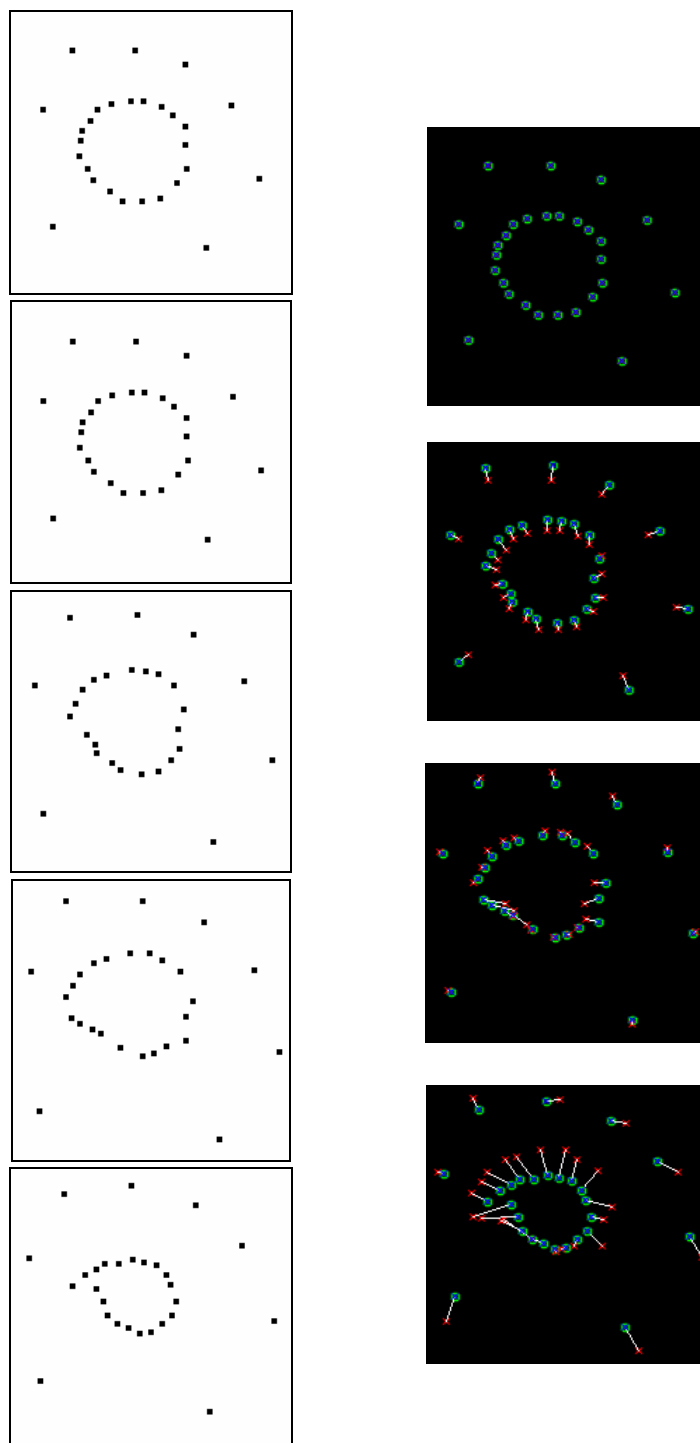


Figura 7. Seguimento de 28 pontos que se movem aleatoriamente ao longo de uma sequência de 5 quadros.

No que concerne os resultados obtidos, nota-se que o filtro de *Kalman* com a optimização de correspondências tal como implementado neste trabalho, é um estimador robusto do movimento. De facto, este filtro revela-se capaz de resistir a casos de oclusão, assim como permite o movimento aleatório de entidades, e o seguimento de um conjunto de cerca de 30 pontos é conseguido em tempo real.

No entanto, a metodologia proposta apenas foi testada em sequências de imagens sintéticas, pelo que o prolongamento natural deste trabalho será o seu teste e validação usando sequências de imagens reais. Eventualmente, este trabalho poderá evoluir para o desenvolvimento de uma aplicação específica de análise de movimento que permita, por exemplo, o diagnóstico clínico da marcha.

No futuro, também se pretende comparar os resultados obtidos pela metodologia proposta com os obtidos por outros métodos estocásticos usualmente utilizados no seguimento de movimento, como o filtro de *Kalman* estendido ou os filtros de partículas.

## REFERÊNCIAS

- [1] J. Aggarwal e Q. Cai, "Human Motion Analysis: A Review," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. **73**, pp. 428/440 (1999).
- [2] T. Moeslund e E. Granum, "A Survey of Computer Vision-Based Human Motion Capture," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. **81**, pp. 231/268 (2001).
- [3] R. Pinho, J. Tavares e SM. Correia, "Introdução à Análise de Movimento por Visão Computacional," Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto (2004).
- [4] J. Wang e S. Singh, "Video Analysis of Human Dynamics - A Survey," *Real-time Imaging Journal*, Vol. **9**, pp. 320/345 (2003).
- [5] J. Tavares, "Análise de Movimento de Corpos Deformáveis usando Visão Computacional," Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto (2000).
- [6] M. Correia, "Análise de Movimento em Sequências de Imagens," Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto (1995).
- [7] V. I. Pavlovic, R. Sharma e ST. S. Huang, "Visual Interpretation of Hand Gestures for Human-Computer Interaction: A Review," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. **19**, pp. 677/695 (1997).
- [8] L. Ozer e W. Wolf, "Real-time posture and activity recognition," *Proceedings Workshop on Motion and Video Computing*, pp. 133/138 (2002).
- [9] M. Bro-Nielsen, "Surgery Simulation using Fast Finite Elements," eds. *VBC'96 – 4th International Conference in Visualization in Biomedical Computing*, Hamburg, Germany (1996), pp.
- [10] P. Maybeck, *Stochastic Models, Estimation, and Control*, Vol. 141: Mathematics In Science and Engineering (1979).
- [11] M. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon e ST. Clapp, "A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. **50**, pp. 174/188 (2002).
- [12] M. Isard e A. Blake, "Condensation - Conditional Density Propagation of Visual Tracking," *International Journal on Computer Vision*, pp. 5/28 (1998).

- [13] J. Tavares, "Obtenção de Estrutura Tridimensional a partir de Movimento de Câmara," Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto (1995).
- [14] G. Welch e G. Bishop, "An Introduction to Kalman Filter," T. Report, Ed.: University of North Carolina at Chapel Hill (1995).
- [15] F. Hillier e G. Lieberman, *Introduction to Operations Research*: McGraw-Hill International Editions (2001).
- [16] W. Press, S. Teukolsky, B. Flannery e SW. Vetterling, *Numerical Recipes in C++: The Art of Scientific Computing*: Cambridge University Press (2002).
- [17] M. Kohler, "Using the Kalman Filter to track Human Interactive Motion - Modelling and Initialization of the Kalman Filter for Translational Motion," University of Dortmund, Germany (1997).