

# RASTREAMENTO VISUAL DE OBJETOS UTILIZANDO OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

Flávio de Barros Vidal

Departamento de Ciência da Computação - Universidade de Brasília - Brasília-DF, Brasil  
fbvidal@ic.unb.br

**Resumo** – Neste trabalho é proposto um algoritmo de rastreamento visual de objetos, no qual emprega metodologias de otimização por enxame de partículas (PSO). O principal objetivo foi o desenvolvimento de uma estrutura para algoritmos de rastreamento em imagem, na qual a consequência natural, e necessária, foi o desenvolvimento de melhorias tanto na robustez, quanto nos resultados de trajetórias dos objetos de interesse em se rastrear. Com o intuito de aprimorar as técnicas de rastreamento já desenvolvidas, e ainda utilizar de recursos com o aumento da capacidade de processamento atuais, optou-se pelo acoplamento do algoritmo com filtragem estocástica às técnicas de PSO. Nas quais tornaram o algoritmo modificado com maior robustez e com melhorias na descrição de trajetórias dos objetos rastreados.

**Palavras-chave** – Rastreamento de objetos em imagens, otimização por enxame de partículas, window-matching.

**Abstract** – This paper proposes an algorithm for object visual tracking using Particle Swarm Optimization (PSO) methods. The main objective is to develop a framework for image tracking algorithms, which the natural consequence, and necessary improvements were not only in strength, but also in the results of the trajectories of objects of interest in tracking. In order to improve the tracking techniques already developed, and even use resources from increases in computer processing capacity, we chose the coupling of the algorithm with the stochastic filtering techniques and PSO. These have made the proposed algorithm more robust and also improve the description of target trajectories to be tracked.

**Keywords** – Object image tracking, particle swarm optimization, window-matching.

## 1 Introdução

O rastreamento visual de um objeto em movimento por um observador humano consiste no acompanhamento do movimento do objeto pelo sistema de visão do observador. A visão vai capturando as imagens do objeto e o cérebro as processa de modo que seja possível seguir a trajetória descrita. As diversas aplicações deste processo, bem como a necessidade da sua automação, levaram à tentativa de implementação do rastreamento por uma máquina dotada de um sistema de visão artificial para captura de imagens e de um sistema de processamento digital destas imagens para acompanhar a trajetória sem perder de vista o objeto.

O processo de rastreamento visual consiste em encontrar uma região de interesse nos sucessivos quadros de uma seqüência de imagens, capturadas em um curto intervalo de tempo. Este processo tem se tornado um recurso importante em várias aplicações como: Controle de sistemas baseado em visão ([1] [2]), robótica industrial [3], biomedicina [4], vigilância [5], rastreamento de alvos aéreos [6], monitoramento e controle de aeronaves e veículos terrestres [7], controle de linha de montagem automotiva [8] e rastreamento de faces humanas [9], entre diversas outras aplicações de pesquisa e desenvolvimento.

A organização deste artigo foi elaborada conforme a descrição a seguir: Na Seção 2 são apresentadas as principais características envolvendo o rastreamento visual de objetos. O desenvolvimento de métodos de Otimização por Enxame de Partículas são apresentados na Seção 3, bem como o algoritmo envolvendo a utilização desta técnica. Na Seção 4 são apresentados os resultados das aplicações do algoritmo desenvolvido e na Seção 5 as conclusões referentes aos resultados obtidos, bem como as propostas para trabalhos futuros.

## 2 Rastreamento Visual de Objetos

Um dos primeiros trabalhos que envolvem técnicas de rastreamento visuais podem ser encontrados em [10]. Sua ênfase não estava somente no desenvolvimento de técnicas para o rastreamento (neste caso vídeo com baixa taxa de compressão) mas no desenvolvimento de novas tecnologias para aplicações em tempo real, que envolviam o rastreamento visual para área militar.

Nos anos recentes, houve um grande aumento de situações e aplicações que utilizam o rastreamento visual em imagens digitais. O surgimento de novas metodologias de rastreamento visual para um único ou vários objetos

(*Multitarget Tracking*), despertou grande interesse em pesquisas e aplicações. Estas metodologias envolvem diversas áreas como biomedicina [2], automação de processos [3], indústria bélica [6], sistemas de monitoramento e controle de tráfego de veículos e aeronaves [7], sistemas de vigilância [5], entre outras.

Em [11], define-se como rastreamento visual o procedimento de localizar uma ou mais características desejadas em uma seqüência de imagens. Pode-se utilizar diversas metodologias para realizar o processo de rastreamento visual. Uma das formas de realização do rastreamento visual pode ser definida por métodos de detecção de movimento utilizando derivadas espaciais e temporais das imagens que compõem a seqüência em análise [12]. Outras variações também podem ser encontradas em [13], que definem como rastreamento visual o quanto regiões na imagem são similares, identificando o movimento de regiões como rastreamento.

Para identificar os elementos que compõem sistemas de rastreamento visual, segue-se aqui as principais terminologias utilizadas no tema:

- *Estado do Alvo* - vetor de pequena dimensão que armazena as informações passadas do alvo, o suficiente para ser utilizado em operações de estimativas futuras.
- *Medição* - observação ruidosa correlacionada ao estado do alvo.
- *Rastro/Trajatória* - conjunto de medidas no tempo associadas a algum alvo.
- *Sensor* - unidade responsável pela aquisição de informações do ambiente.
- *Quadro* - captura de região do ambiente obtido pelo sensor em um instante de tempo, chamado de *intervalo de amostragem*.
- *Mudança de Posição (manobra)* - mudanças não estimadas da posição do alvo.
- *Região de Interesse (ROI)* - região delimitada que contém o alvo a ser rastreado.

Neste trabalho, os *alvos* correspondem aos pontos centrais das regiões de interesse e suas características na imagem. O *sensor* é equivalente à câmera, independente de seus parâmetros construtivos (por exemplo os parâmetros extrínsecos ou intrínsecos). Para descrever as metodologias existentes para o rastreamento visual, poderia optar-se por classificá-las de acordo com suas principais características e estruturas de concepção seguindo o proposto em [14]. Com o passar dos anos e o crescimento da capacidade computacional, esta classificação não pode mais ser utilizada, pois não agrega os métodos que envolvem características estocásticas. Desta forma, optou-se em dividir os principais métodos em *determinísticos* e *estocásticos*. Deve-se ressaltar também, que esta classificação é feita de forma a melhor correlacionar as metodologias de rastreamento visual existentes à estrutura deste trabalho aqui apresentado.

As primeiras aplicações tiveram como objetivo o rastreamento de objetos que não possuíam mudanças de aparências (forma, escala e rotações por exemplo) e no plano de fundo (*background*) do ambiente durante o rastreamento. Devido às restrições de baixa capacidade computacional da época, este processo de rastreamento só era possível com a utilização de equipamentos dedicados e de alto desempenho. Somente dessa forma as tarefas relativas ao rastreamento poderiam ser realizadas em tempo real.

O processo de rastreamento também pode ser considerado como um processo de estimação agindo em conjunto com processamento de imagens digitais. Para o processo de estimação pode-se utilizar procedimentos de filtragem estocástica, como o Filtro de Kalman [15]. Um algoritmo para rastreamento visual descrito em [16] combina um rastreador de média-móvel com uma modalidade de algoritmo de similaridade de regiões (*window-matching*) para minimizar o efeito de *drift*<sup>1</sup> durante a ocorrência de uma oclusão parcial.

Outro algoritmo proposto em [17] utiliza o filtro de partículas para o rastreamento de objetos baseado em múltiplas sugestões (i. e. *cues*) em conjunto com parâmetros adaptativos e seu desempenho é avaliado com relação à imagens sintéticas e reais, comparadas com o rastreador de média-móvel. Estes processos de estimação podem ser aplicados em processos de controle servo-visual em associação com algoritmos do tipo *window-matching* obtendo assim melhores resultados.

### 3 Otimização por Enxame de Partículas

A Otimização por Enxame de Partículas (a sigla PSO é utilizada devido à origem do termo do inglês *Particle Swarm Optimization*) é um método de otimização heurística de funções não-lineares e foi apresentado por Kennedy e Eberhard [18] em 1995. O método foi descoberto através da simulação de um modelo social simplificado do comportamento social de bandos de pássaros, cardumes de peixes, enxames de insetos, etc. Daí derivou para um método de otimização, onde pássaros, peixes ou insetos constituem as partículas. Perseguindo um objetivo estas partículas devem os seus movimentos à inércia, à experiência adquirida e à experiência das demais partículas. Ou seja, o movimento da partícula

<sup>1</sup>O termo *drift* geralmente vem associado neste tipo de sistema como sendo um efeito de pequeno deslocamento da região de interesse na imagem subsequente da seqüência. No decorrer do processo de rastreamento, esse pequeno deslocamento ao longo do tempo acaba prejudicando todo o processo, em algumas vezes levando até à falha completa do sistema.

resulta da ponderação de três componentes: inércia, memória e cooperação. O método PSO está de alguma forma relacionado com a computação bio-inspirada.

Inicialmente sem nenhuma orientação prévia, essas partículas se movimentam até que uma delas consiga encontrar a melhor posição (melhor estado), em função de um objetivo pré-definido (função de custo), que acaba por atrair as partículas mais próximas, assim desenvolvendo o princípio da inteligência social. De forma semelhante aos outros métodos de otimização natural, o PSO trabalha com populações de soluções, que em uma mesma iteração, vários pontos do espaço de busca são avaliados através da função de custo. Apesar de demandar um custo computacional significativo, o PSO possui uma maior capacidade de percorrer o espaço de busca, aumentando a probabilidade de obtenção de ótimos globais [19].

Trabalhos relevantes, que empregam a técnica de otimização por enxame de partículas, para a realização do rastreamento visual e/ou processamento de imagens são encontrados em [20], [21], [22] e [23]. Em [21] o algoritmo PSO é utilizado para detecção de pessoas em imagens de infravermelho, em que cada partícula foi tratada como um detector com escala específica. Todas as partículas mapeiam a imagem para encontrar pessoas, nas quais o tamanho se adapta a partícula. Akbari *et al.* ([20]) desenvolveu uma estrutura que emprega o PSO em conjunto com metodologias de filtragem estocástica. Cada objeto a ser rastreado é dividido em blocos e cada bloco é representado por uma partícula. As partículas são guiadas pelo filtro estocástico (ex.: um Filtro de Kalman) para realizar o rastreamento do objeto. Em [22] foi criada uma estrutura baseada no algoritmo PSO, a qual foi empregada diretamente nos pixels da imagem e onde o objeto rastreado era detectado pela interação entre as partículas. Na Subseção 3.1 são apresentados a idéia básica de desenvolvimento da técnica, proposta por [18] com maiores detalhes.

### 3.1 O método PSO Clássico

O método consiste na otimização de uma função objetivo onde cada possível solução será uma partícula. Inicialmente todas as partículas estão posicionadas aleatoriamente no espaço de busca, no qual espera-se encontrar a solução ótima global. O movimento de cada partícula é considerado ser a soma vetorial de três contribuições distintas devidas : a) à inércia da partícula; b) à memória da partícula (melhor solução local); e c) à cooperação das outras partículas (melhor solução global). Se na iteração  $k$  a posição da  $i$ -ésima partícula é  $x_i$ , sua posição na iteração seguinte  $k + 1$  será dada por

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \Delta t \quad (1)$$

onde  $v_{k+1}$  é o vetor velocidade da partícula  $i$  e  $\Delta t$  é o intervalo de tempo entre iterações. A mudança de posição da partícula depende do vetor velocidade que, considera-se determinado por uma ponderação das três contribuições segundo

$$v_{k+1}^i = W_k v_k^i + c_1 r_1 \frac{(p_i^i - x_k^i)}{\Delta t} + c_2 r_2 \frac{(p_k^s - x_k^i)}{\Delta t} \quad (2)$$

onde:

$p_i$ : melhor posição encontrada pela partícula  $i$  (solução local);

$p_k^s$ : melhor posição encontrada pelo grupo na iteração  $k$  (solução global);

$r_1$  e  $r_2$ : números aleatórios no intervalo [0 1];

$c_1$  e  $c_2$ : parâmetros indicadores da confiança concedida às melhores soluções local e global respectivamente;

$W_k$ : vetor de ponderação relacionado com a inércia das partículas na iteração  $k$ , este vetor é obtido a partir de

$$W_k = W_0 - \frac{k(W_0 - W_{k-1})}{K} \quad (3)$$

sendo:  $k$ : número máximo de iterações;  $W_0$  e  $W_{k-1}$ : valores inicial e anterior dos vetores de ponderação de inércia.

Valores baixos dos vetores de inércia favorecem uma busca local e valores altos uma busca global [24]. Os valores do vetor de inércia ( $W$ ) e dos parâmetros de confiança ( $c_1$  e  $c_2$ ) devem ser ajustados de acordo com o problema a ser resolvido.

O método PSO foi então implementado e foram realizados testes onde observou-se algumas vezes problemas de convergência do algoritmo ou seja uma solução ótima não era encontrada. Uma restrição foi então inserida, como tratado a seguir.

### 3.2 Método PSO com a Restrição de Lipschitz

A procura de soluções no rastreamento visual foi abordada como um problema de otimização, para o qual aplicou-se o método PSO, onde as posições das partículas correspondem às possíveis soluções. A implementação seguiu as equações 1, 2 e 3 e nos testes observaram-se problemas de convergência do algoritmo. Na aplicação do método PSO na otimização do desempenho de sistemas dinâmicos, principalmente para funções de custo quadráticas, recomenda-se a introdução da restrição de Lipschitz [25]. Esta restrição limita a velocidade da partícula  $v_k$  sendo representada por

$$|v_{k+1}^i| \leq V_{max} \quad \text{ou} \quad |x_{k+1}^i - x_k^i| \leq V_{max} \cdot \Delta t \quad (4)$$

A otimização PSO com a restrição (Equação 4) garante a convergência do algoritmo segundo [25], ou seja a obtenção de uma solução entre as posições locais e globais das partículas. Introduziu-se então esta busca heurística no rastreamento visual por correspondência de janelas com filtragem estocástica para melhorias no algoritmo desenvolvido em [15].

### 3.3 Método de rastreamento por correspondência de janelas com filtragem estocástica e busca PSO

Antes de apresentar a utilização das metodologias de PSO, no rastreamento visual de objetos, faz-se necessário uma breve descrição do algoritmo anteriormente desenvolvido WM+K. Em trabalhos desenvolvidos anteriormente ([12] e [15]), foi apresentada a proposta do desenvolvimento de um algoritmo para rastreamento visual que envolvesse correspondência de regiões entre as imagens da seqüência no tempo, e ainda fazendo o uso de técnicas de filtragem estocástica, neste caso o Filtro de Kalman [26], de forma a aumentar a melhorar o desempenho do processo de rastreamento. A Figura 1 a seguir apresenta sob a forma de diagrama as etapas do algoritmo WM+K.

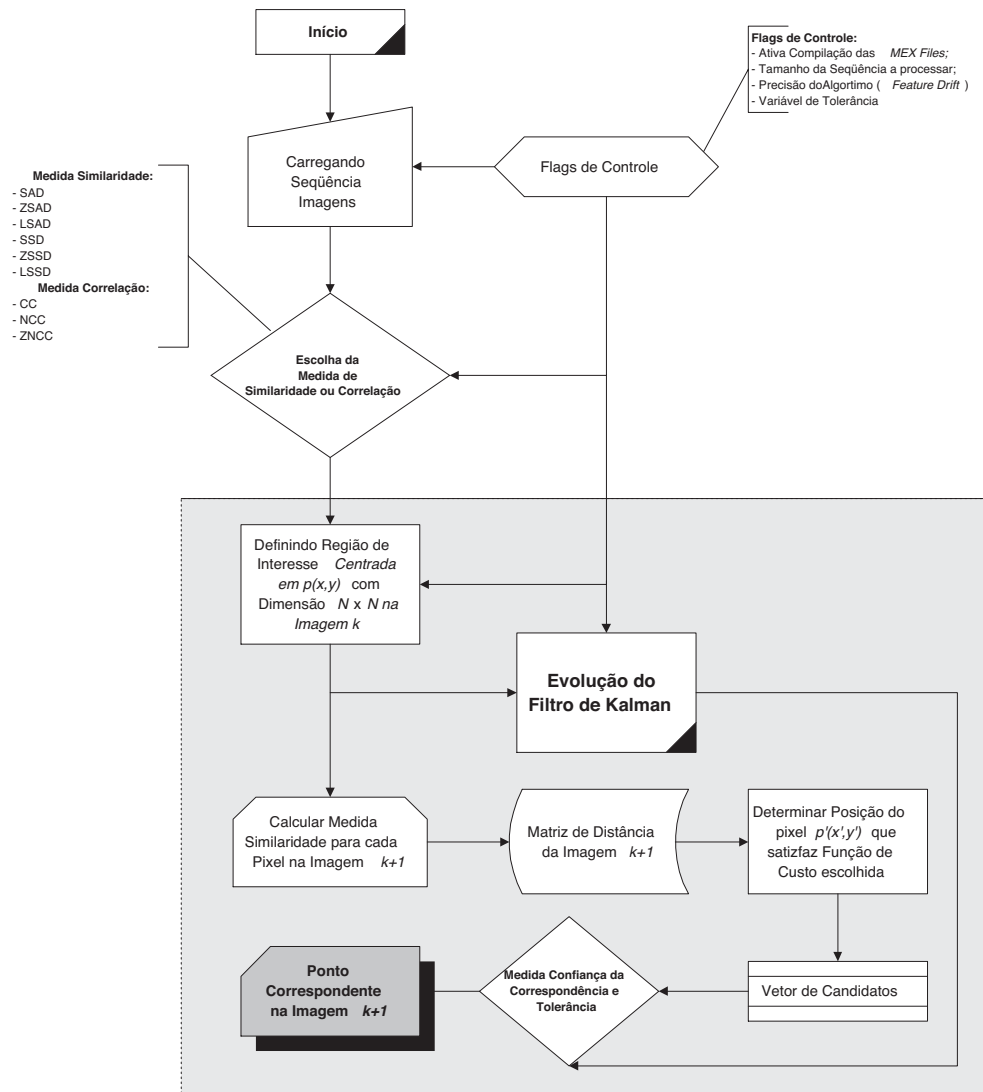


Figura 1: Diagrama das etapas do Algoritmo WM+K.

Apesar do algoritmo da Figura 1 ter sido capaz de realizar o rastreamento desejado, notou-se algumas vantagens e deficiências durante o processo, como:

- *Independência da forma do objeto a ser rastreado* - Pela utilização de uma janela ROI, que é atualizada para cada novo quadro da seqüência, o algoritmo WM não sofre influência de variações como mudanças de escala e rotações. Mas o sucesso do algoritmo demanda regiões com baixa ambigüidade, o que dificulta o processo de rastreamento para imagens sintéticas.

- *Demanda ausência de oclusões* - Como o rastreamento processa-se em duas dimensões e os movimentos dos objetos acontecem em três dimensões impõe-se uma demanda para o sucesso do algoritmo. A demanda é a ausência de oclusões, ou seja, o objeto rastreado não pode ser ocultado, total ou parcialmente, por um outro, desse modo a ROI estará sempre visível no plano da imagem.
- *Dispensa o armazenamento integral da seqüência* - Diferente dos outros métodos de rastreamento visual, o algoritmo WM dispensa o armazenamento da seqüência inteira para processamento. Ele requer unicamente o armazenamento da última imagem. Desse modo, reduz-se tanto o tempo de processamento quanto o espaço de memória necessário.

O algoritmo de correspondência de janelas (*window-matching* - WM) oferece a vantagem de ter poucos parâmetros a configurar (comparado aos algoritmos encontrados na literatura) e independência da geometria do objeto, do espaço de cores (padrões), do movimento. Este algoritmo apresentado pode ser utilizado não somente para o rastreamento visual em imagens, mas também para codificação de imagens digitais, segmentação de movimento, compactação de vídeo.

Melhorias constantes foram realizadas no algoritmo WM. Dentre elas a utilização de subregiões (janela de busca) em torno da região de interesse, em que reduziu o tempo de processamento e portanto a carga computacional. A dimensão da janela de busca é escolhida de acordo com o objeto a ser rastreado e com os outros elementos que compõem a cena. Também interferem na escolha do tamanho da janela de busca outros fatores como: grau de ambiguidade, variações bruscas de iluminação. Para lidar com estes efeitos, que verificou-se podem levar ao insucesso do algoritmo determinístico, aperfeiçoou-se o algoritmo acrescentando uma abordagem estocástica. Isto levou à introdução da filtragem de Kalman [15].

Notou-se durante o desenvolvimento que o acoplamento do estágio de filtragem de Kalman acarretou variações nas estimativas de rastreamento, em sua grande maioria, quando os elementos da diagonal principal da matriz de covariância do erro ( $\mathbf{P}_k$ ) mudava de sinal. Estas mudanças são causadas pelo ruído de medições introduzidos pelo Filtro de Kalman. A proposta do algoritmo WM+K era de realizar o rastreamento visual, com melhores resultados que o algoritmo WM e oferecendo maior robustez ao processo de rastreamento, minimizando os efeitos das principais adversidades que envolvem este tipo de processo.

Focando como objetivo do processo em aumentar a capacidade de rastreamento visual, o algoritmo desenvolvido na Figura 1, de correspondência de janelas com filtragem de Kalman (WM+K), foi então modificado para a inserção da otimização por enxame de partículas (PSO). O novo algoritmo foi chamado de algoritmo WM+K+PSO. Na execução do algoritmo WM+K, o estágio de correspondência de janelas (WM) fornece os vetores de posição segundo o grau de similaridade, o estágio de filtragem de Kalman (K) processa estes vetores e gera estimativas com indicação da tolerância do erro estimação. No caso do estágio WM não fornecer um vetor de posição válido, a estimativa deste vetor gerada pelo filtro de Kalman tomará seu lugar. Comprovou-se que assim aumentava-se a robustez do algoritmo. Na Seção 3.4 a seguir, são apresentadas as principais características desta implementação.

### 3.4 Algoritmo WM+K+PSO

Implementou-se então na forma de algoritmo a otimização segundo enxame de partículas (PSO) com restrição de Lipschitz, sua estrutura é mostrada na Figura 2.

A Figura 3 mostra então a estrutura do algoritmo WM+K+PSO, que integra a otimização PSO no algoritmo de rastreamento WM+K.

O estágio de correspondência de janelas fornece um vetor medido de posições e velocidades  $[x_{WM} \ v_{WM}]$  e o estágio de filtragem de Kalman, um outro vetor estimado  $[x_K \ v_K]$ . Inicialmente procedeu-se à otimização de ambas, posições e velocidades. Sabendo a maior importância da velocidade na convergência do filtro de Kalman nos sistemas dinâmicos, optou-se pela otimização unicamente da velocidade. Isto é coerente com a restrição de *Lipschitz* que restringe apenas as velocidades.

Definiu-se então uma função de custo  $V_{erro}$  para cada instante de tempo  $T$ . Ela servirá para a correção das velocidades horizontal e vertical  $v_{WM}$  e  $v_K$ . A função de custo foi definida então como

$$\min V_{erro} = \frac{1}{T} \sum [v_{WM} - v_K]^2. \quad (5)$$

O acerto desta abordagem foi comprovada na convergência do algoritmo nos testes que se seguiram.

## 4 Aplicações do algoritmo WM+K+PSO no rastreamento visual

Foi implementado o algoritmo segundo o fluxograma apresentado na Figura 3, desta forma foram escolhidas três seqüências para testes, a saber:

- Pessoas em Locais Públicos;
- Face humana com oclusões parciais;

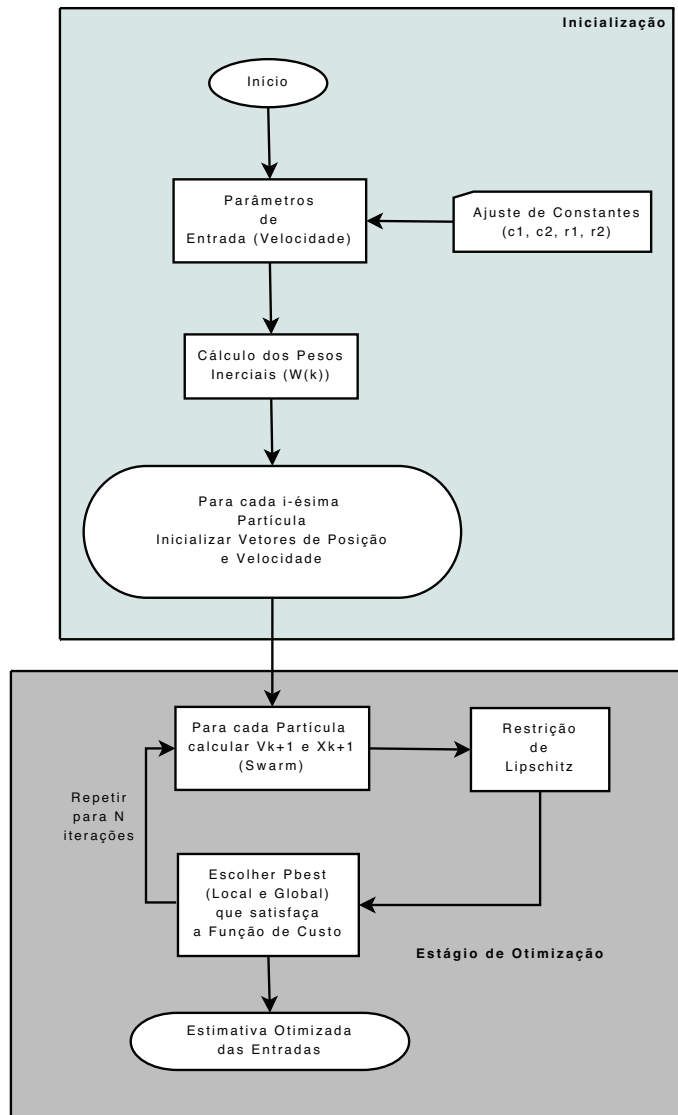


Figura 2: Algoritmo PSO Clássico com restrição de Lipschitz.

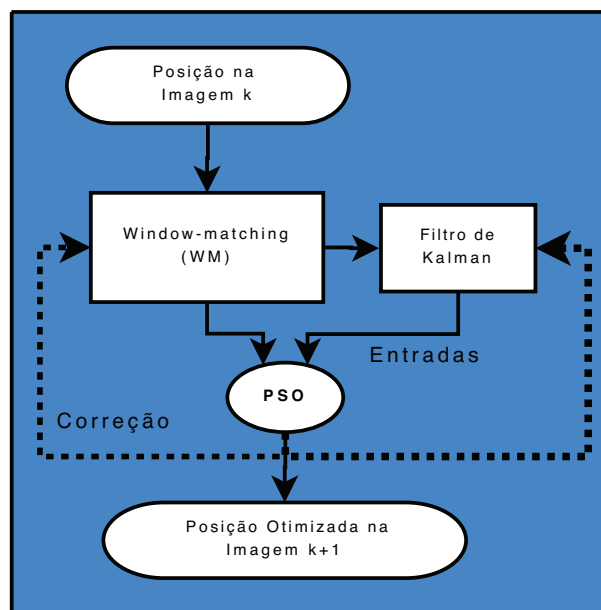


Figura 3: Algoritmo PSO e Window-Matching com Filtro de Kalman.

- Humano com movimentos determinísticos e aleatórios.

Respectivamente nas Figuras 4, 7 e 10, são apresentados alguns quadros que formam estas seqüências. As soluções dos algoritmos WM, WM+K e do algoritmo desenvolvido WM+K+PSO são apresentados nas cores vermelha, amarela e verde respectivamente nos resultados do rastreamento apresentados nas seções seguintes. Nas Figuras relacionadas às trajetórias descritas pelos objetos rastreados utilizou-se a seguinte legenda de cores e símbolos:  $\square$  WM,  $\triangle$  WM+K e em  $- * -$  WM+K+PSO.

#### 4.1 Rastreamento de Pessoas em Locais Públicos

Alguns quadros desta seqüência são apresentados na Figura 4. A seqüência como foi dito apresenta oclusões parciais mas baixa ambigüidade. Na aplicação do algoritmo WM+K+PSO configurou-se também uma subregião de busca de  $40 \times 40$  pixels e uma ROI de  $10 \times 10$  pixels. O estágio de otimização PSO foi configurado com 100 partículas com as informações das posições e velocidades nas direções horizontal e vertical fornecidas pelo estágio WM+K. Os parâmetros indicadores da confiança  $c_1$  e  $c_2$  concedidas às melhores soluções local e global foram ajustadas ambas no número 2 e os números aleatórios  $r_1$  e  $r_2$  ajustados ambos em 1. Já os coeficientes do vetor inercial foram ajustados na faixa de 0,1 a 0,9. Finalmente a restrição de *Lipschitz* na velocidade foi ajustada em 100.

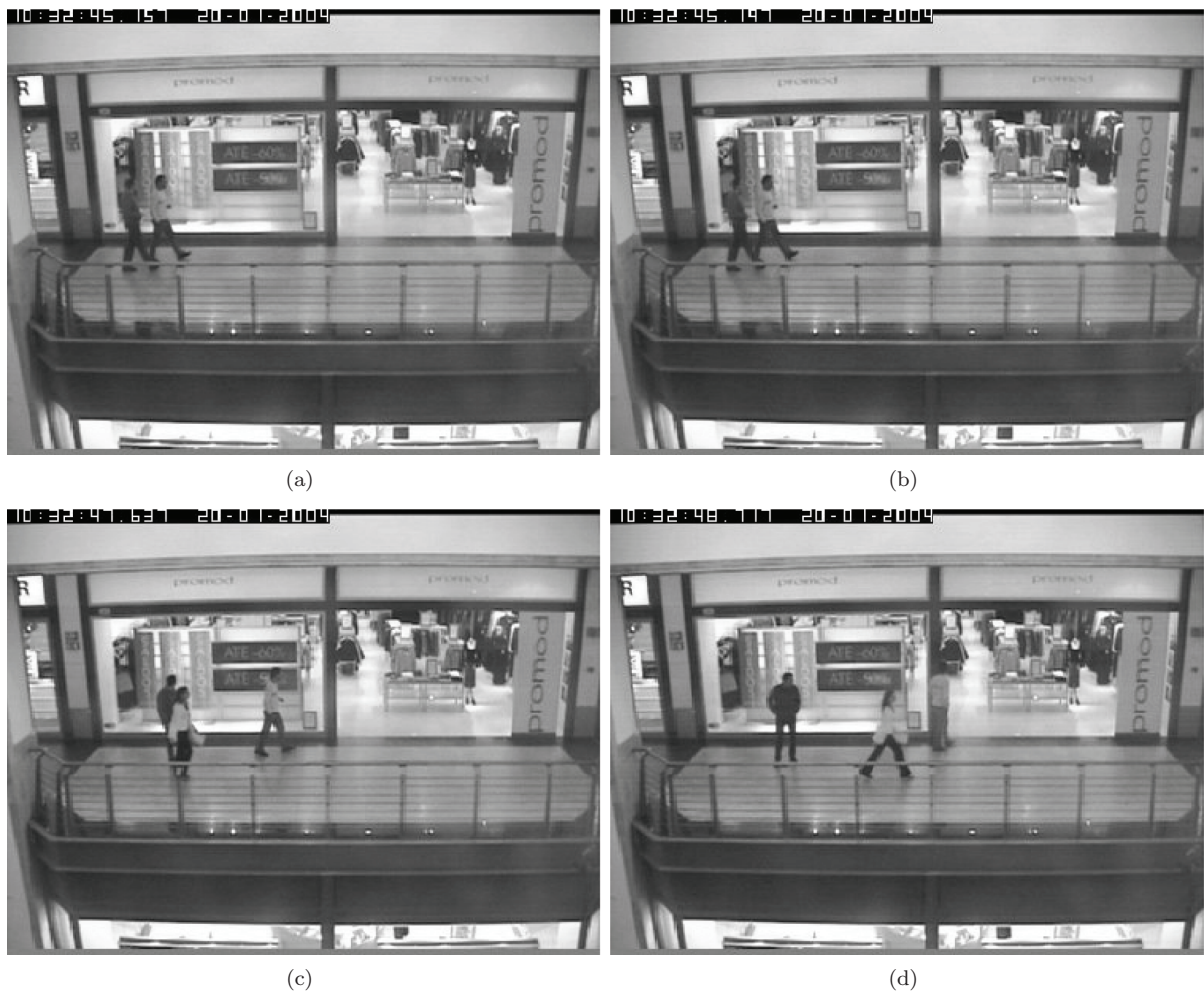


Figura 4: Seqüência de Circulação de Pessoas em Locais Públicos.

A Figura 5 mostra alguns quadros do processo de rastreamento de um indivíduo pelo algoritmo WM+K+PSO, mostrando as saídas dos estágios WM e K. As trajetórias, em termos das posições na horizontal e na vertical aparecem nas Figuras 6 - (a) e (b) respectivamente. A comparação com os resultados do algoritmo WM+K mostra que não existem oscilações indesejáveis na trajetória obtida do rastreamento, claramente uma vantagem do algoritmo WM+K+PSO.

#### 4.2 Rastreamento de face humana com oclusões parciais

Nesta seqüência (Figura 7) aparece um indivíduo sentado fazendo movimentos limitados da sua face e movimentos mais amplos com sua mão com os quais sua face fica parcialmente coberta. Trata-se então de rastrear a face do

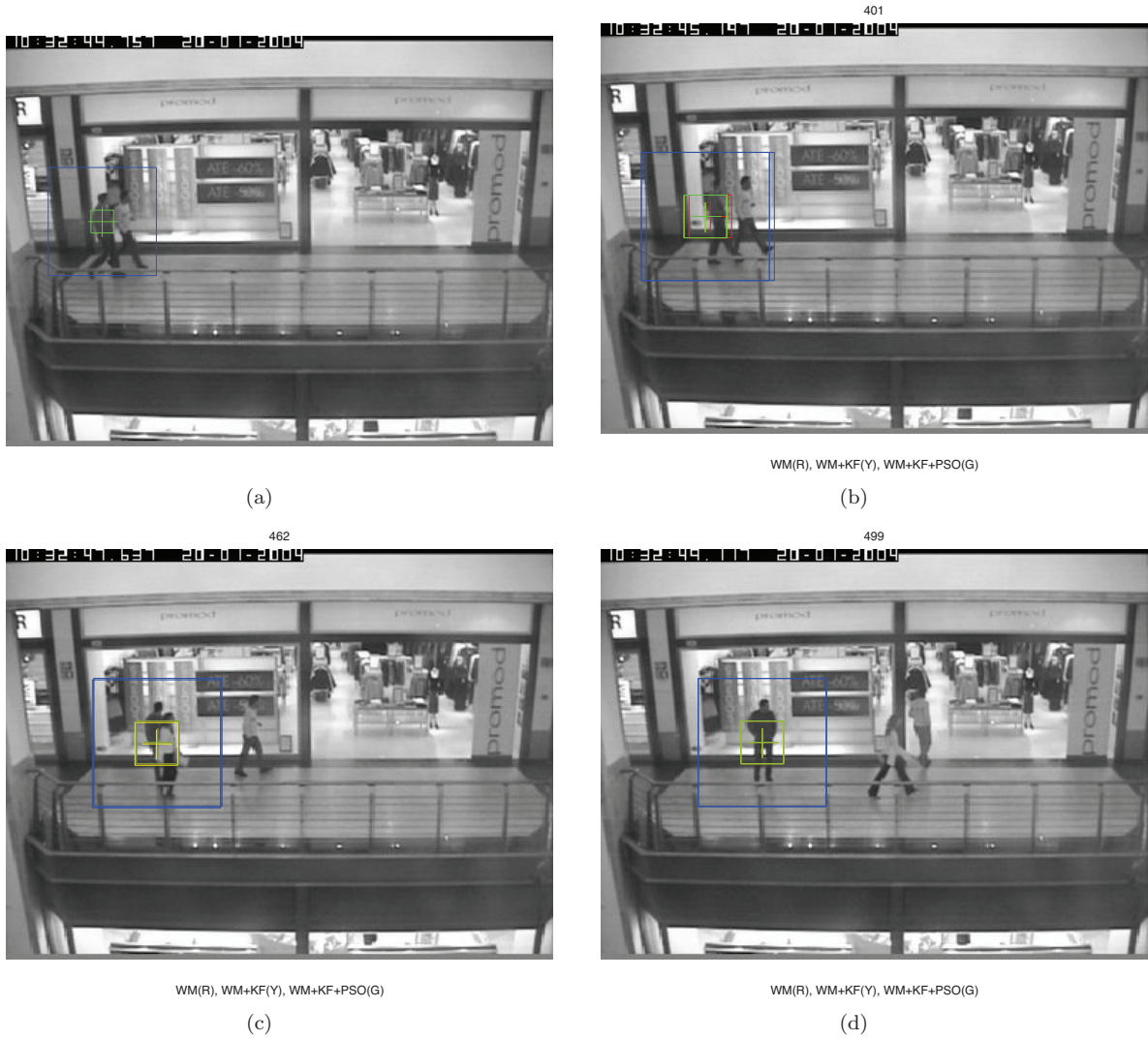


Figura 5: Resultado do rastreamento realizado pelo algoritmo WM+K+PSO para seqüência Caminhada no Shopping.

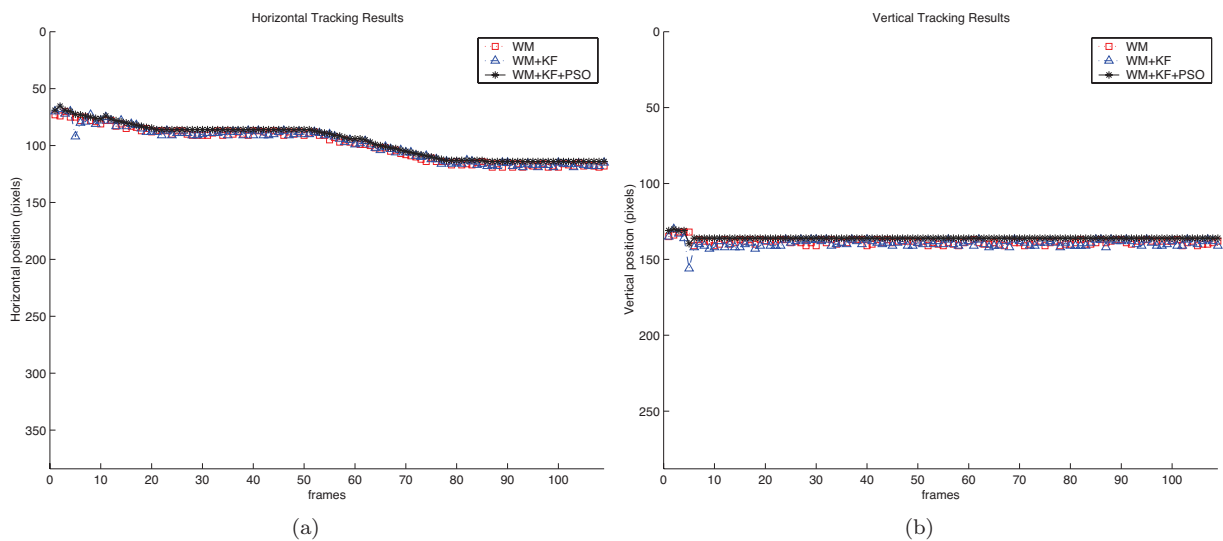


Figura 6: Posições horizontal(a) e vertical(b) descritas pelo rastreamento WM, WM+K e WM+K+PSO para seqüência Caminhada no Shopping. Legenda:  $\square$  WM,  $\triangle$  WM+K e  $- * -$  WM+K+PSO.



indivíduo na presença destas oclusões parciais e do efeito de "borramento" causado pela baixa taxa de aquisição das imagens. Os parâmetros de configuração do algoritmo foram os mesmos da seqüência anterior, a menos das dimensões da subregião de busca e da ROI, que foram  $120 \times 120$  e  $80 \times 80$  respectivamente. Como já discutido anteriormente, as dimensões destas janelas devem ser ajustadas de acordo com o problema tratado, e por consequência aumentou-se a carga computacional.

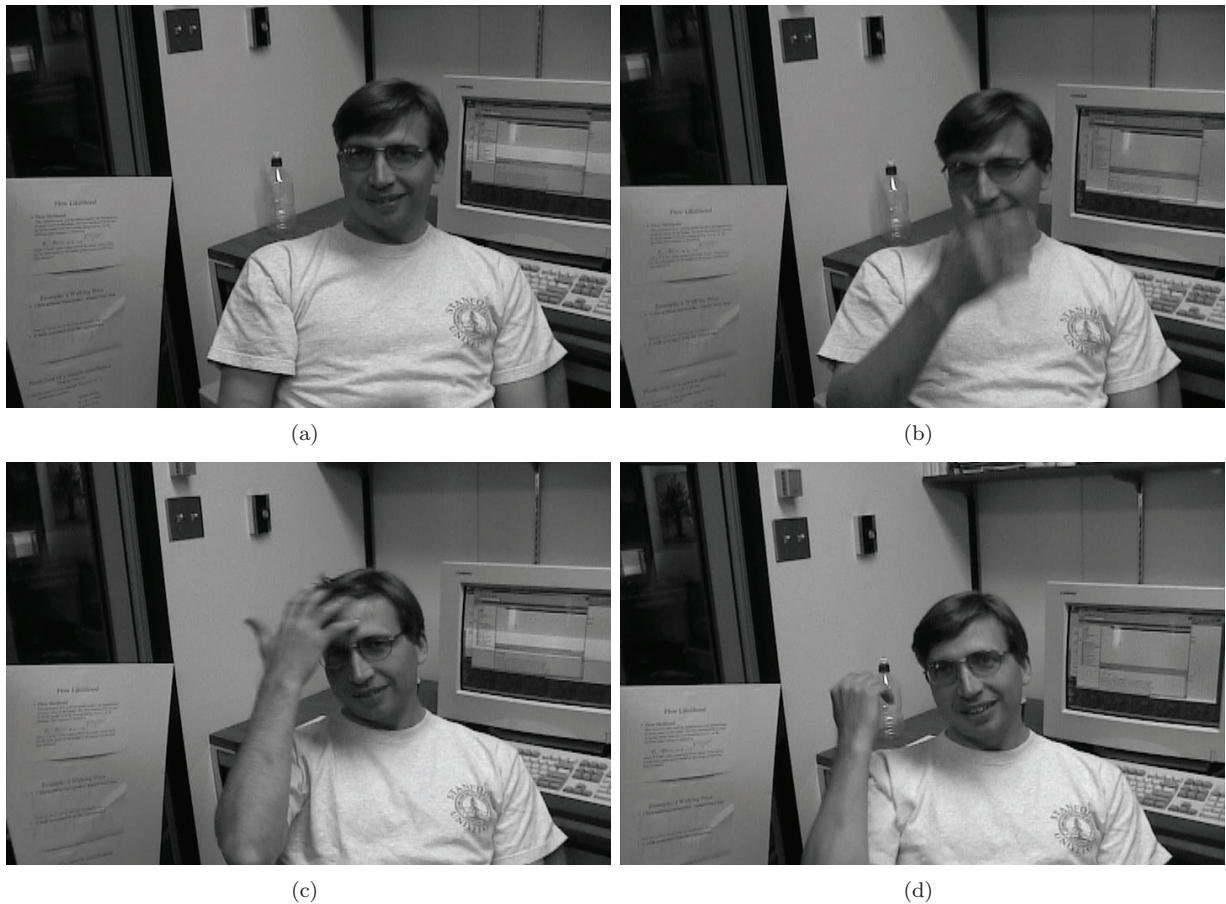


Figura 7: Seqüência com movimento determinísticos com oclusão.

A Figura 8 mostra alguns quadros do processo de rastreamento da face do indivíduo, mostrando ainda a saída dos outros estágios. As Figuras 9 - (a) e (b) mostra então as componentes horizontal e vertical das trajetórias rastreadas. Novamente observa-se a suavização pelo estágio PSO dos "saltos" produzidos pelo estágio de filtragem de Kalman.

### 4.3 Rastreamento de um objeto com movimento aleatório

Nesta seqüência (Figura 10) aparece um indivíduo em um ambiente dispersivo movimentando um objeto rígido de forma aleatória. Trata-se então de rastrear o objeto em condições de variações não-uniformes de iluminação, de variações bruscas pela também baixa taxa de captura de imagens e pela presença de outros objetos nas imagens. A configuração do algoritmo foi a mesma do caso anterior.

A Figura 11 mostra então alguns quadros do processo de rastreamento do objeto, mostrando também a saída dos outros estágios. As Figuras 12 - (a) e (b) mostram as componentes horizontal e vertical das trajetórias rastreadas. Novamente observa-se a suavização das trajetórias pelo estágio PSO e sua contribuição evitando falhas no rastreamento do objeto, que aconteceu com os algoritmos WM e WM+K individualmente aplicados. Deste modo a otimização PSO representa uma contribuição para a solução do problema de rastreamento.

## 5 Conclusões

Neste trabalho abordou-se o problema do rastreamento visual de objetos móveis em uma seqüência de imagens no qual fez-se o uso de diversas técnicas (correlação de janelas, filtragem estocástica e busca heurística) em que melhorou o desempenho do processo de rastreamento quanto à sua robustez. Assim, desenvolveu-se o Algoritmo de Correspondência de Janelas com Filtragem Estocástica e Otimização por Enxame de Partículas (WM+K+PSO). Estes algoritmos foram implementados no ambiente computacional Matlab<sup>®</sup>, contudo o desenvolvimento em tempo real será abordado em trabalhos futuros.

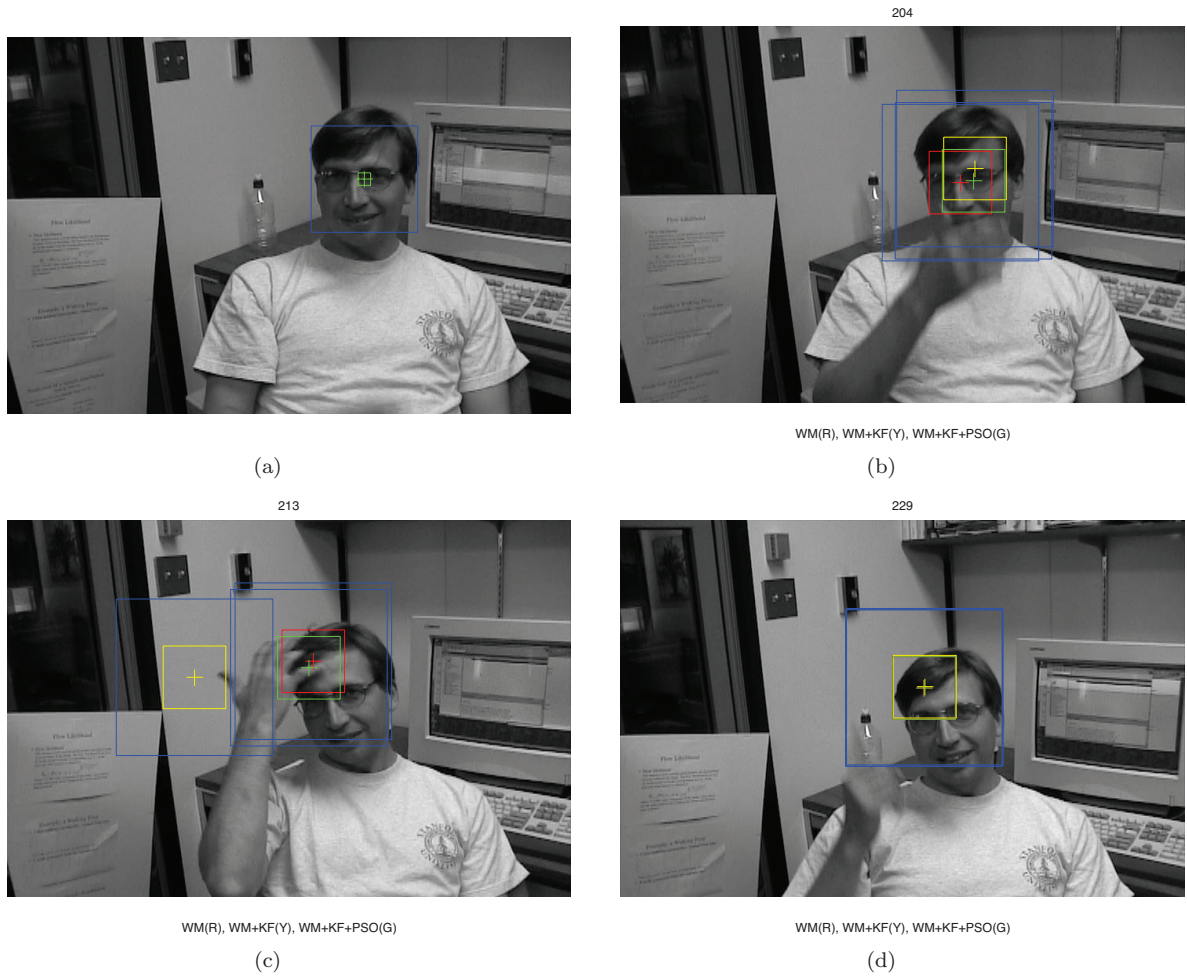


Figura 8: Resultado do rastreamento realizado pelo algoritmo WM+K+PSO para seqüência Face humana com oclusões parciais.

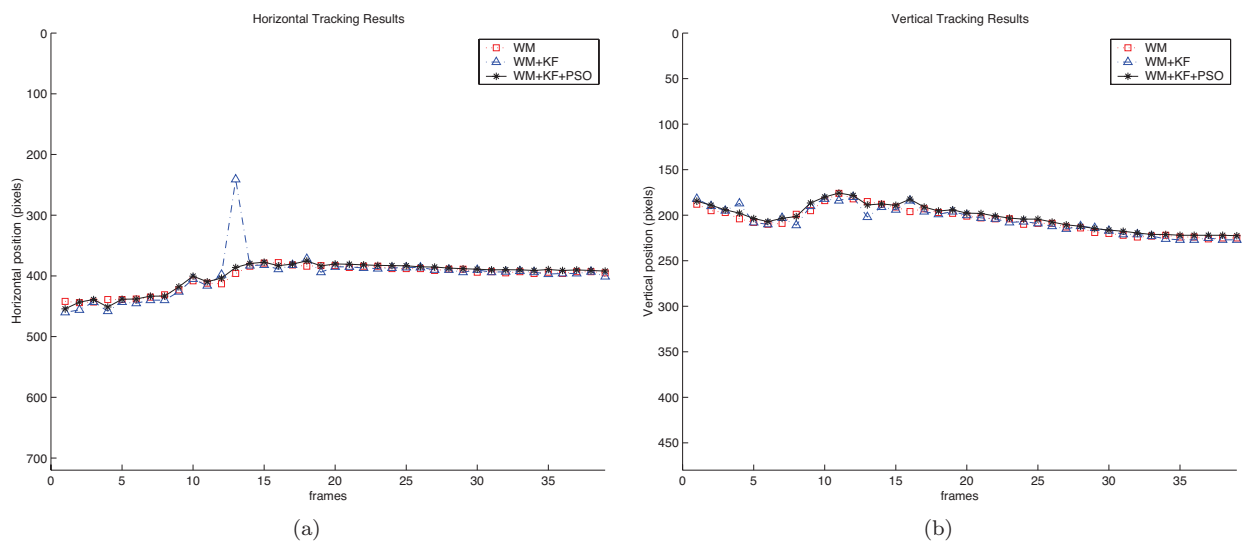


Figura 9: Posições horizontal(a) e vertical(b) descritas pelo rastreamento WM, WM+K e WM+K+PSO para seqüência rastreamento de face humana com oclusões parciais.

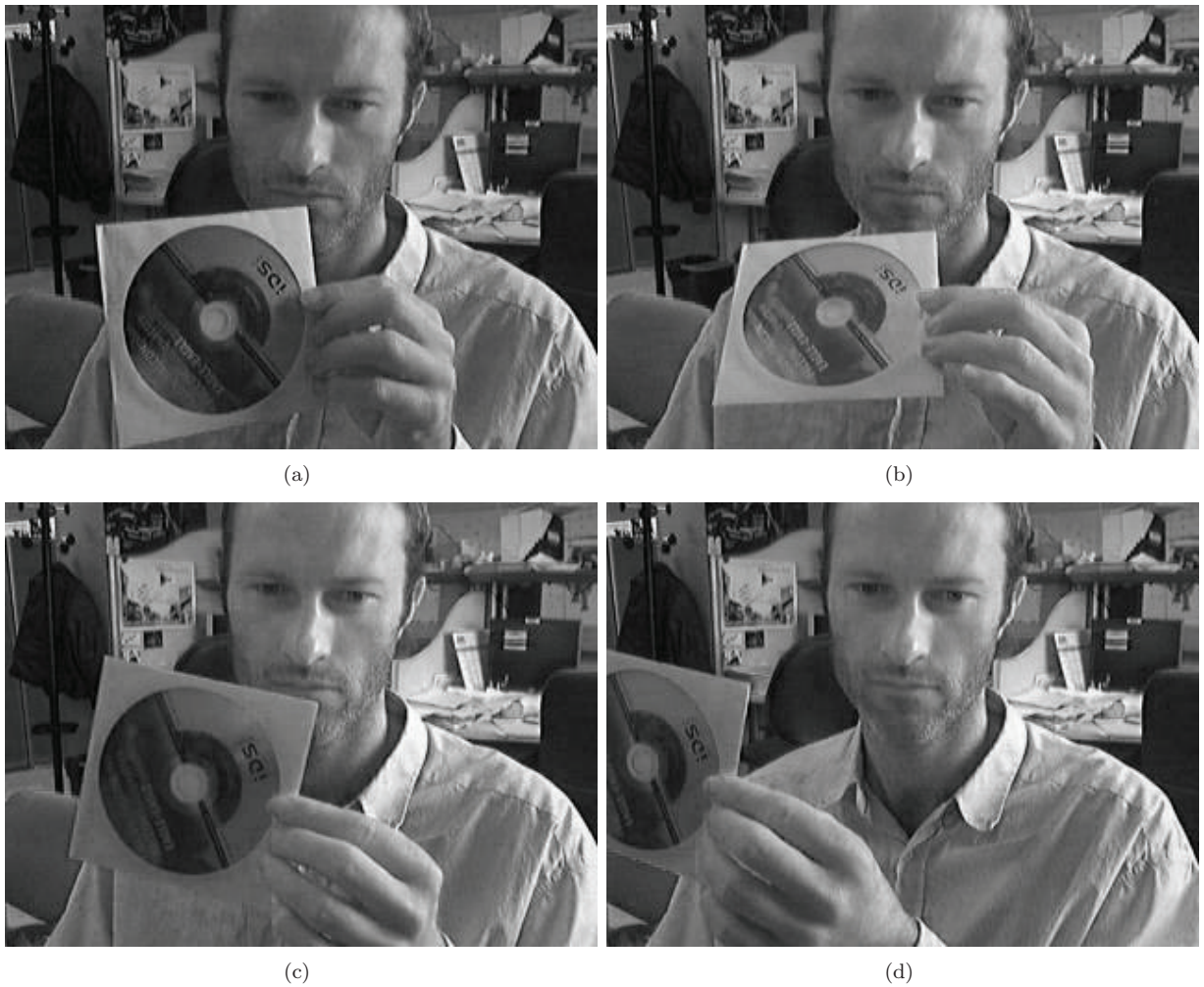


Figura 10: Sequência com movimentos aleatórios em ambiente complexo.

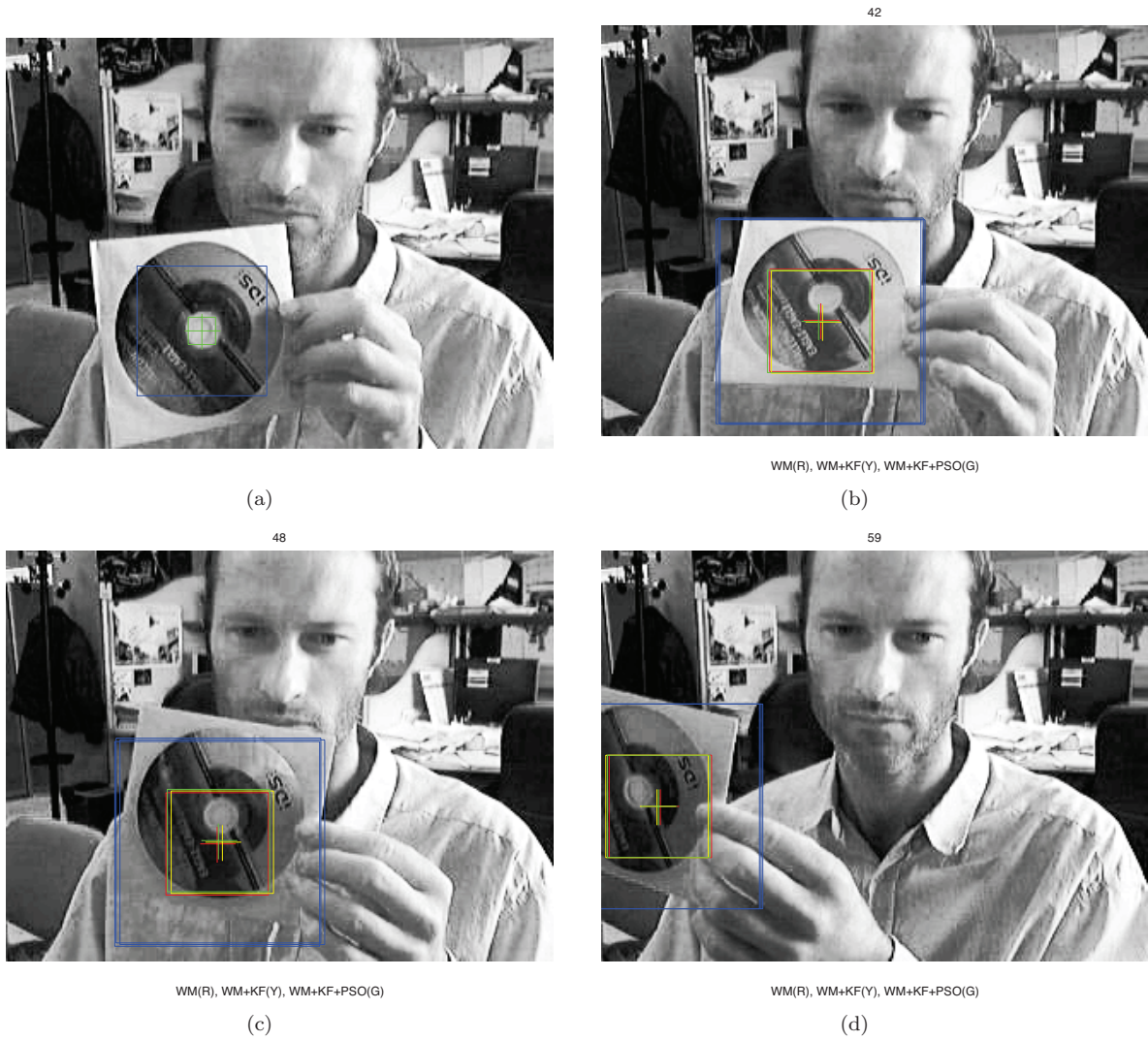


Figura 11: Resultado do rastreamento realizado pelo algoritmo WM+K+PSO para seqüência objeto com movimentos aleatórios.

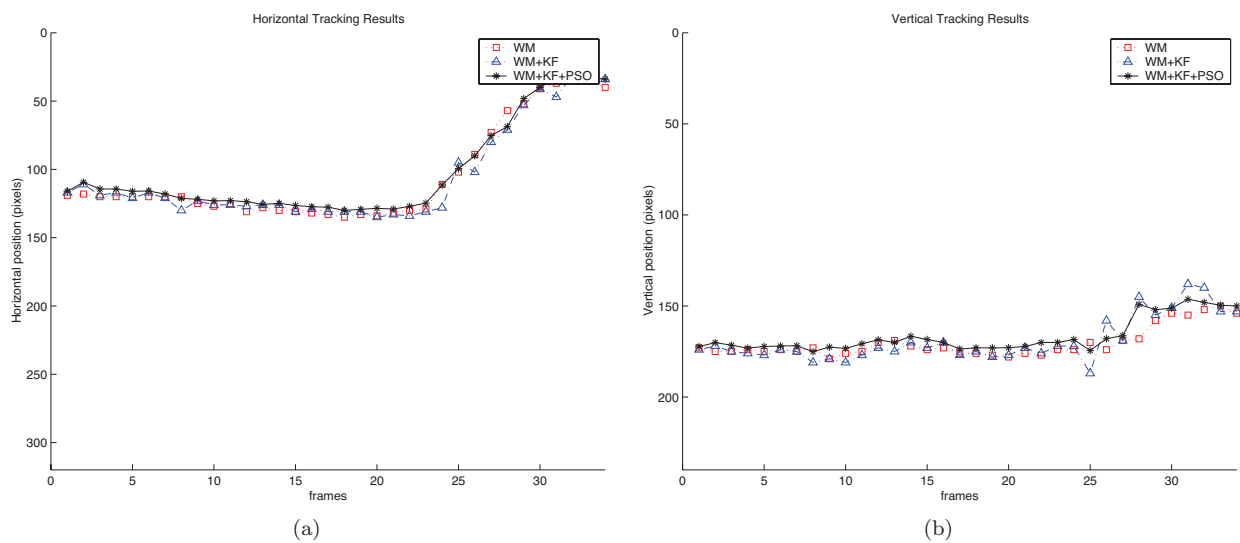


Figura 12: Posições horizontal(a) e vertical(b) descritas pelo rastreamento WM, WM+K e WM+K+PSO para seqüência objeto com movimentos aleatórios.

O trabalho realizado permitiu também verificar, que seria pretencioso chegar a uma solução definitiva para um algoritmo de rastreamento. Ainda não existe na literatura este tipo de algoritmo. Os algoritmos desenvolvidos aqui são de fácil implementação e configuração e podem ser aplicados facilmente a diversas situações, como por exemplo ao servocontrole visual de processos.

A escolha destas seqüências para os testes, se aproximam a aplicação dos algoritmos desenvolvidos a situações reais, são situações que envolvem movimentos com rotações, translações e variações de profundidades diversas, bem como a ocorrência de oclusões parciais e rastreamento para movimentos aleatórios e não-rígidos.

A abordagem realizada nestas situações, permitiu melhorias no procedimento de rastreamento visual, devido ao fato que os algoritmos desenvolvidos são independentes do tipo de movimento realizado e permitindo também o rastreamento de objetos não rígidos e/ou independente à sua forma geométrica. Ainda não foi possível resolver o problema da oclusão total da região de interesse, tornando-se um objetivo de desenvolvimento em trabalhos futuros (ex. adição de sistemas com múltiplas câmeras).

Estes algoritmos também oferecem a flexibilidade de aplicações para situações, em que não há informação prévia sobre o objeto a ser rastreado. Esta característica permite que sua abrangência de aplicações seja expandida. Devido também às características de implementação serem simples, permite que seja desenvolvido independente da plataforma de desenvolvimento, permitindo ao desenvolvedor a escolha da linguagem e ambiente de desenvolvimento que melhor convier.

Uma evolução natural, para a continuação do desenvolvimento dos algoritmos aqui desenvolvidos, se faz na implementação em linguagens de alto nível e realizar o procedimento de operação em tempo real. Pode ser verificado durante a execução dos testes propostos, que o custo computacional para a implementação do algoritmo WM, e utilizando em conjunto o filtro de Kalman (WM+K) e o método de otimização PSO (WM+K+PSO) foi razoavelmente baixo. Comparado aos custos computacionais da realização do algoritmo WM, ao se incorporar o estágio de filtragem de Kalman ocorreu, em média, um acréscimo de 1% na carga computacional. Em seguida, ao adicionar a otimização de trajetórias por enxame de partículas, o acréscimo médio do custo computacional foi em torno de 15%. Utilizando estes dados como prerrogativa, conclui-se que a possibilidade de implementações em tempo real seja viável. Algumas estratégias para desenvolvimento em tempo real já estão em processo de desenvolvimento e avaliação, permitindo que no futuro a verificação destes algoritmos em situações reais, que envolvam metodologias de controle servovisual.

## REFERÊNCIAS

- [1] S. Hutchinson, G. D. Hager and P. I. Corke. “A Tutorial on Visual Servo Control”. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 5, pp. 651–670, 1996.
- [2] N. Papanikolopoulos and P. Khosla. “Shared and traded telerobotic visual control”. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, volume 1, pp. 878–885, May 1992.
- [3] Y. Sumi, Y. Ishiyama and F. Tomita. “Robot-vision architecture for real-time 6-DOF object localization”. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 105, pp. 218–230, 2007.
- [4] H. Shen, G. Nelson, S. Kennedy, D. Nelson, J. Johnson, D. Spiller, M. R. White and D. B. Kell. “Automatic tracking of biological cells and compartments using particle filters and active contours”. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 82, no. 1-2, pp. 276–282, May 2006.
- [5] R. Urtasun, D. J. Fleet and F. P. “Temporal motion models for monocular and multiview 3D human body tracking”. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 104, pp. 157–177, 2006.
- [6] W. G. Yau, L.-C. Fu and D. Liu. “Design and implementation of visual servoing system for realistic air target tracking”. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation - ICRA*, volume 1, pp. 229–234, 2001.
- [7] O. Rostamianfar, F. Janabi-Sharifi and I. Hassanzadeh. “Visual Tracking System for Dense Traffic Intersections”. In *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering - CCECE '06.*, pp. 2000–2004, May 2006.
- [8] Z. Gong, W. Ding and H. Zou. “Data-logging and Monitoring of Production Auto-lines Based on Visual-tracking Tech”. In *IEEE 32nd Annual Conference on Industrial Electronics, IECON 2006*, pp. 5468–5473, 2006.
- [9] K. C. S. Phimoltares, C. Lursinsap. “Face detection and facial feature localization without considering the appearance of image context”. *Image and Vision Computing*, vol. 25, no. 5, pp. 741–753, May 2007.
- [10] A. Gilbert, M. Giles, G. Flachs, R. Rogers and Y. Hsun. “A real-time video tracking system”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-2, pp. 47–56, January 1980.
- [11] E. Goubaru and M. Sugisaka. “Visual tracking in real-time processing”. In *International Joint Conference SICE-ICASE*, pp. 5296 – 5299, October 2006.

- [12] F. B. Vidal and V. H. C. Alcalde. “Motion segmentation in sequential images based on the differential optical flow”. *2nd International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics -ICINCO*, pp. 94–100, 2005.
- [13] P. Anandan. “A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion”. In *International Journal of Computer Vision*, volume 2, pp. 283–310, 1989.
- [14] D. A. Forsyth and J. Ponce. *Computer Vision: A modern approach*. Prentice-Hall, 2003.
- [15] F. B. Vidal and V. H. C. Alcalde. “Window-Matching Techniques with Kalman Filtering for an Improved Object Visual Tracking”. In *Third annual IEEE Conf. on Automation Science and Eng., IEEE CASE 2007*, volume 22-25, pp. 829–834, September 2007.
- [16] R. B. Babu, P. Perez and P. Bouthemy. “Robust tracking with motion estimation and local kernel-based color modeling”. *Image and Vision Computing*, vol. 25, pp. 1205–1216, 2007.
- [17] P. Brassnet, L. Mihaylova, D. Bull and N. Canagarajah. “Sequential Monte Carlo tracking by fusing multiple cues in video sequences”. *Image and Vision Computing*, vol. 25, no. 8, pp. 1217–1227, 2007.
- [18] J. Kennedy and R. C. Eberhart. “Particle Swarm Optimization”. In *IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 1942–1948, Perth, Australia, 1995.
- [19] M. Clerc and J. Kennedy. “The Particle Swarm: Explosion, stability and convergence in a multi-dimensional complex space”. *IEEE Transactions Evolution Computational*, vol. 6, no. 1, pp. pp.:58–73, 2002.
- [20] R. Akbari, M. Jazi and M. Palhang. “A Hybrid Method for Robust Multiple Objects Tracking in Cluttered Background”. In *Information and Communication Technologies - 2nd ICTTA '06*, volume 1, pp. 1562–1567, 2006.
- [21] Y. Owechko, S. Medasani and N. Srinivasa. “Classifier Swarms for Human Detection in Infrared Imagery”. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2004. CVPRW '04*, pp. 121–121, 2004.
- [22] L. Anton-Canalis, M. Hernandez-Tejera and E. Sanchez-Nielsen. “Particle Swarms as Video Sequence Inhabitants For Object Tracking in Computer Vision”. In *Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, ISDA '06*, volume 2, pp. 604–609, 2006.
- [23] L. Anton-Canalis, E. Sanchez-Nielsen and M. Hernandez-Tejera. “A particle Swarm approach to visual tracking”. In *VISAPP' 06*, volume 2, pp. 221–228, Setúbal, Portugal, February 2006.
- [24] G. Venter and J. Sobieszczanski-Sobieski. “Particle Swarm Optimization”. In *43rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference*, volume AIAA-2002-1235, Denver, CO, U.S., April, 22-25 2002.
- [25] J. Chen, F. Pan, T. Cai and X. Tu. “Stability analysis of Particle Swarm Optimization without Lipschitz Constraint”. *Journal of Control Theory and Applications*, vol. 1, no. 1, pp. 86–90, November 2003.
- [26] R. E. Kalman. “A new Approach to Linear Filtering and Prediction Problems”. In *Journal of Basic Engineering*, pp. 35–45, 1960.