

ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN APLICADOS AL SEGUIMIENTO DEL MOVIMIENTO ARTICULAR Y LA DIGITALIZACIÓN AUTOMÁTICA DEL MOVIMIENTO HUMANO

Juan José Pantrigo Fernández¹

¹ Universidad Rey Juan Carlos, Móstoles, España, juanjose.pantrigo@urjc.es

Resumen: El seguimiento automático de objetos articulados en secuencias de imágenes es una tarea compleja que supone un alto coste computacional. Este tipo de objetos, admiten una representación basada en un conjunto de segmentos rígidos conectados entre sí, por lo que es habitual considerar el uso de modelos geométricos (*model-based tracking*). Como el problema del seguimiento es de naturaleza dinámica, admite la aplicación de algoritmos de estimación secuencial, como los Filtros de Partículas. Desafortunadamente, estos algoritmos no consiguen abordar con éxito problemas de estimación en espacios de estados de gran dimensionalidad, como ocurre en este caso. Para abordar este problema, se propone la hibridación entre algoritmos de estimación secuencial y de optimización combinatoria. En concreto, se han desarrollado los algoritmos denominados Filtro de Partículas con Reencadenamiento de Trayectorias (PRPF) y del Filtro de Partículas con Búsqueda Dispersa (SSPF). Ambos algoritmos se han aplicado a la determinación de la postura del cuerpo humano en diferentes situaciones, como carrera, salto, etcétera, con el objetivo de establecer su rendimiento bajo diferentes condiciones experimentales. Los resultados experimentales muestran que los algoritmos propuestos mejoran el rendimiento de los métodos derivados del Filtro de Partículas descritos en la literatura, incrementando la calidad de los estimados, adaptando el coste computacional a los requisitos del problema en cada momento y reduciendo, en promedio, el tiempo de cálculo requerido.

Palabras clave: <Filtros de Partículas>, <Algoritmos de optimización>, <objetos articulados>, <seguimiento automático>.

Introducción

El análisis automático del movimiento humano es un área de investigación cuyo interés ha crecido en los últimos años (Wang et al, 2003) (Moeslund et al, 2001) (Gavrila, 1999) (Kakadiaris et al, 2003). El análisis y síntesis del movimiento humano tiene numerosas aplicaciones de interés, como en Vídeo-vigilancia, desarrollo de Interfaces de Usuario Avanzadas (Wang et al, 2003) o en medicina (Kakadiaris et al, 2003). Finalmente, dicho análisis visual es de especial interés en Biomecánica, disciplina que estudia el comportamiento del cuerpo humano sujeto a las cargas mecánicas, desde el punto de vista de la mecánica clásica.

En Biomecánica, el cuerpo humano se suele describir mediante un conjunto de segmentos que están unidos a través de articulaciones que permiten diferentes movimientos (Rohr, 1997). Una gran variedad de estudios orientados hacia el análisis automático del movimiento humano se basan en modelos articulados para describir apropiadamente la posición del cuerpo humano en cada instante de tiempo (Moeslund et al, 2001) (Rohr, 1997) (Ju et al, 1996) (Wachter et al, 1999).

Existen diferentes métodos para realizar el seguimiento visual de objetos basándose en predicciones y medidas sobre el sistema. En el popular enfoque del Filtro de Kalman (Kalman, 1960) se predice un estado con un determinado nivel de confianza y se estima la diferencia entre los datos sintéticos y las medidas (Moeslund et al, 2001). El filtro de partículas (*Particle Filter* - PF) propone un enfoque basado en múltiples hipótesis para construir un conjunto de estados probables. El algoritmo PF permite modelar un proceso estocástico mediante una función de densidad de probabilidad arbitraria, describiéndola numéricamente por medio de un conjunto de puntos, llamados partículas, pertenecientes al espacio de estados del proceso (Zotkin et al, 2002). Al utilizar modelos articulados para el seguimiento del cuerpo humano, surge el

problema de la alta dimensionalidad del espacio de estados necesaria para definir la *pdf* y, por tanto, el alto coste computacional que conlleva este proceso (Deutscher et al, 2000). En el marco de trabajo PF, el número de partículas necesarias para describir correctamente la *pdf* crece con el tamaño y la dimensión del espacio de estados (MacCormick et al, 2000). Para afrontar esta situación se han propuesto diferentes optimizaciones basadas en PF, que utilizan diversas estrategias para mejorar su rendimiento.

Por otro lado, existe una colección importante de problemas interesantes en diferentes áreas de la Ciencia y la Ingeniería para la que no se dispone de algoritmos exactos que permitan encontrar soluciones de calidad en tiempos razonables. Dada la dificultad que existe en la resolución de estos problemas de forma exacta, se plantea la opción de encontrar soluciones de alta calidad en tiempos menores, aunque estas soluciones no sean óptimas (Blum et al, 2003). De entre ellos, las metaheurísticas son los métodos más potentes que se pueden encontrar en la literatura (Díaz et al, 1996). El término metaheurística hace referencia a un procedimiento genérico de alto nivel que guía heurísticas para explorar eficientemente el espacio de soluciones. Una subfamilia de estos métodos es la formada por las metaheurísticas poblacionales (*Population-Based Metaheuristics* - PBM), que se caracterizan por considerar varias soluciones a la vez y proporcionar estrategias de combinación entre ellas para conseguir soluciones mejores que las originales (Blum et al, 2003).

En este trabajo se propone la hibridación de algoritmos PF y PMB, que unifiquen la capacidad de estimación secuencial de los primeros y las estrategias de optimización de los segundos, para su aplicación a la digitalización automática del movimiento humano.

Métodos

En esta sección se describen los métodos utilizados en el desarrollo de los algoritmos híbridos propuestos.

El problema de la estimación secuencial y los filtros de partículas: Este problema, desde un punto de vista bayesiano, consiste en el cálculo recursivo, con un cierto grado de confianza, del estado del sistema x_t en el instante t , utilizando para ello las observaciones z_t . Para ello, es necesario calcular la *pdf* $p(x_t|z_t)$ en dos etapas:

1. Predicción: supóngase que se dispone de $p(x_{t-1}|z_{t-1})$. La etapa de predicción implica el uso del modelo del sistema para obtener de manera recursiva la *pdf* a priori $p(x_t|z_{t-1})$ en el instante siguiente t , mediante la ecuación de Chapman-Kolmogorov:

$$p(x_t|z_{t-1}) = \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|z_{t-1})dx_{t-1}$$

2. Evaluación: En el instante t , se dispone de una nueva medida z_t que se puede utilizar para la actualización del estado del sistema mediante el uso del teorema de Bayes:

$$p(x_t|z_t) = \frac{p(z_t|x_t)p(x_t|z_{t-1})}{p(z_t|z_{t-1})}$$

Estas ecuaciones conforman la base de la solución bayesiana óptima. Sin embargo, constituyen únicamente un resultado conceptual, dado que, en general, no se puede determinar analíticamente (Doucet, 2000). Por esta razón, se encuentra en la literatura un número significativo de trabajos que presentan modelos aproximados de esas funciones de distribución. Los Filtros de Partículas (PF) destacan entre ellos, porque permiten resolver el caso general en el que la *pdf* es no lineal, no gaussiana y multimodal.

En la Figura 1 se muestra un esquema del funcionamiento del algoritmo PF. Su objetivo es la estimación recursiva de la *pdf* a posteriori $p(x_t|z_t)$ a través de un conjunto de muestras ponderadas, llamadas partículas $\{(x_t^0, \pi_t^0), \dots, (x_t^N, \pi_t^N)\}$, donde los pesos

π'_t están normalizados. PF comienza eligiendo una población inicial de partículas utilizando una *pdf* conocida. El vector de medidas z_t en el instante t , se utiliza para calcular los pesos de las partículas. A continuación, los pesos se normalizan y se calcula la población para el instante siguiente, mediante la selección de partículas con probabilidad proporcional a su peso. Como las partículas con mayor peso pueden elegirse varias veces, se aplica una etapa de difusión de forma que se evita la pérdida de diversidad en el conjunto de partículas. Finalmente, se predice la evolución de las partículas utilizando una regla de actualización. En (Arulampalam et al, 2002) se puede encontrar una descripción más detallada.

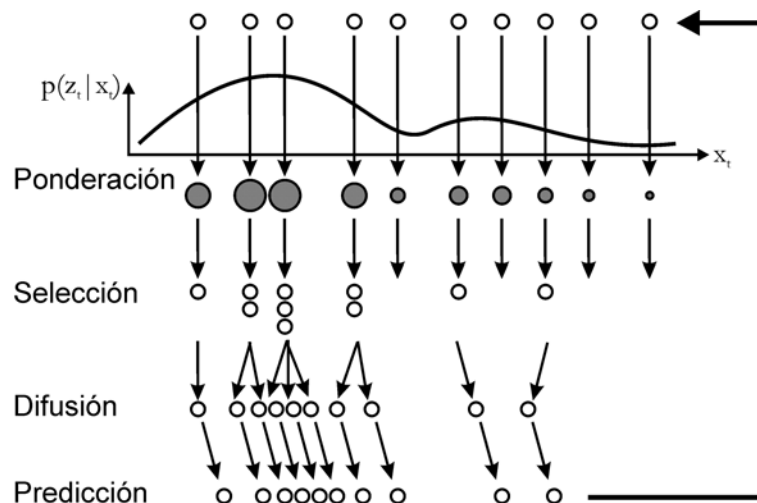


Figura 1. Filtro de Partículas.

Búsqueda Dispersa y Reencadenamiento de Trayectorias: Las metaheurísticas son un tipo de algoritmos aproximados que básicamente tratan de combinar heurísticas básicas en un marco de trabajo de más alto nivel para explorar de forma efectiva y eficiente el espacio de búsqueda (Blum et al, 2003). Las metaheurísticas se han aplicado con éxito a diferentes problemas de optimización, que consisten en la búsqueda de la mejor configuración de un conjunto de variables para conseguir determinados objetivos. Las metaheurísticas poblacionales (*Population-based metaheuristics* - PBM) (Blum et al, 2003) son algoritmos que consideran simultáneamente varias soluciones en el mismo instante y dispone de procesos que describen la evolución de estas soluciones en el espacio de búsqueda. La Búsqueda Dispersa (*Scatter Search* - SS) (Glover, 2002) (Laguna et al, 2003) es una metaheurística poblacional que proporciona estrategias de recombinación de soluciones, basadas en una generalización de promedios ponderados. De esta forma se consiguen nuevas soluciones de prueba, que en ocasiones, mejoran a las que las originaron. En la Figura 2a se muestra un esquema de este método. El Reencadenamiento de Trayectorias (*Path Relinking* - PR) es un algoritmo similar a SS, que obtiene mejores soluciones mediante la exploración de trayectorias que las conectan. En la figura 2b se muestra esquemáticamente el funcionamiento de este método.

Filtro de Partículas con Búsqueda Dispersa (SSPF) y Filtro de Partículas con Reencadenamiento de Trayectorias (PRPF): Los Algoritmos SSPF y PRPF encuentran su aplicación en problemas de optimización dinámica y de estimación secuencial en procesos que admitan una representación basada en el modelo de espacio de estados. PRPF integra los marcos de trabajo PF y PR o SS en dos etapas diferentes:

1. En la etapa PF, una población de soluciones se propaga en el tiempo y se actualiza obteniendo una nueva en instantes sucesivos. El objetivo de esta

etapa es la evolución temporal de un conjunto de soluciones, denominado conjunto soporte (*SupportSet*), formado estadísticamente por los mejores individuos encontrados en instantes anteriores. La principal motivación para utilizar el algoritmo PF es conservar la capacidad de adaptación del conjunto de soluciones, minimizando las probabilidades de fracaso del proceso de búsqueda durante instantes sucesivos.

2. En la etapa PR o SS, se selecciona un número reducido de soluciones, denominado conjunto mejorado (*ImprovedSet*), y los individuos se combinan para obtener nuevas soluciones de mayor calidad. Esta etapa está dedicada a mejorar la calidad de un conjunto de buenas soluciones, de modo que la solución al problema de la estimación posiblemente también mejore.

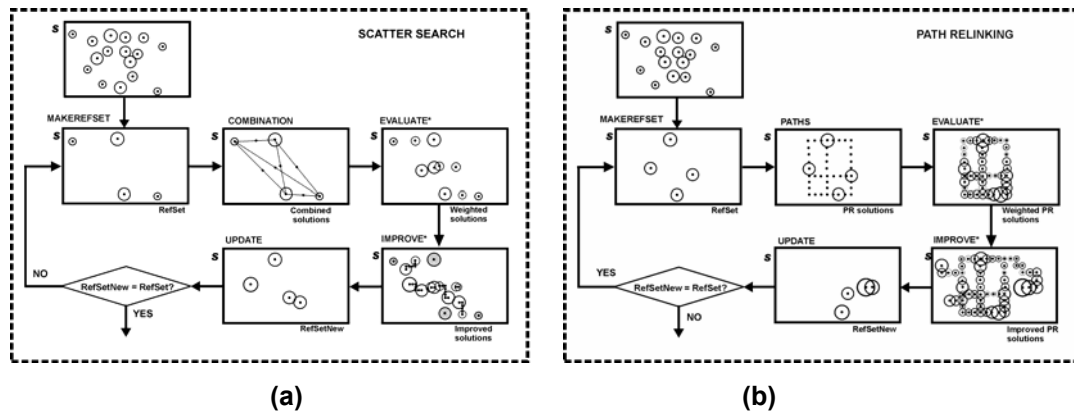


Figura 2. (a) Búsqueda Dispersa y (b) Reencadenamiento de Trayectorias. Los puntos representan soluciones, mientras que los círculos que las rodean representan la calidad de la solución.

La figura 3 muestra una plantilla general del algoritmo PRPF. Las líneas discontinuas engloban las dos componentes principales del esquema PRPF: la evolución temporal, dirigida por PF, y la optimización realizada por PR. PRPF comienza con una población inicial de N individuos muestreadas de una función de densidad de probabilidad conocida (figura 3: etapa de inicialización). Cada individuo representa una posible solución al problema de la estimación. Posteriormente, se calculan los pesos de los individuos utilizando una función de ponderación conocida y un vector de medidas obtenidas sobre el sistema (figura 3: etapa de evaluación). En este momento se aplica el algoritmo PR, con el objetivo de optimizar las soluciones escogidas del conjunto de soporte. En primer lugar se crea un subconjunto, denominado *ImprovedSet*, formado por los b ($b \ll N$) mejores individuos obtenidas hasta el momento (figura 3: etapa de creación del *ImprovedSet*). Entonces, se generan y evalúan nuevas soluciones, siguiendo la metodología propuesta por PR. El método de generación de subconjuntos y combinación de soluciones más usual considera la exploración de las trayectorias que conectan todas las posibles parejas de soluciones que se pueden formar en el *ImprovedSet* (figura 3: etapa de construcción de trayectorias y de evaluación de las nuevas soluciones). Posteriormente, se aplica una etapa de mejora sobre algunas de las nuevas soluciones obtenidas, para aumentar su calidad (figura 3: etapa de mejora). La etapa PR finaliza cuando las nuevas soluciones generadas no mejoran la calidad de las incluidas en el *ImprovedSet*. Cuando esto ocurre, las "peores" soluciones del *SupportSet* se reemplazan con las del *ImprovedSet* (figura 3: etapa de actualización). Con este nuevo conjunto de individuos, se ejecutan las diferentes etapas del filtro que conducen a la predicción del *SupportSet* en el instante siguiente. En primer lugar, se crea un nuevo conjunto seleccionando los individuos del conjunto de individuos con una probabilidad proporcional a su peso (figura 3: etapa de selección). Existe la posibilidad de elegir una solución varias veces y por tanto, de pérdida de diversidad en el *SupportSet*. Por ello, se aplica una etapa de difusión a cada una de las soluciones

elegidas (figura 3: etapa de difusión). Finalmente, los individuos se proyectan hacia el siguiente instante utilizando la regla de actualización proporcionada por el modelo del sistema (figura 3: etapa de predicción). El algoritmo SSPF funciona de un modo equivalente a PRPF.

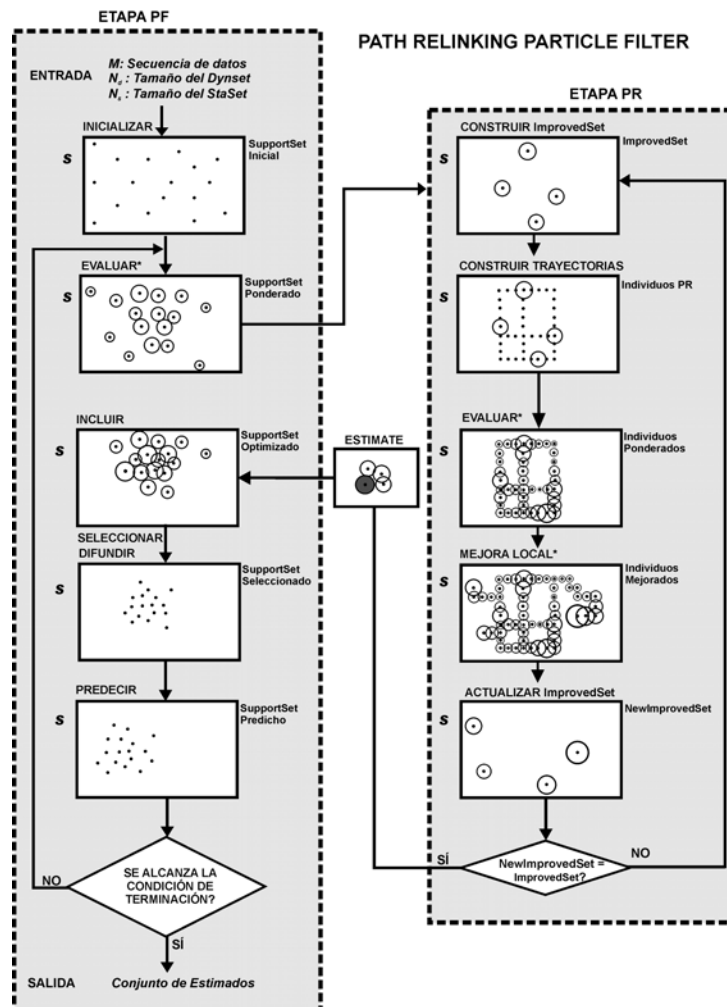


Figura 3. Filtro de Partículas con Reencadenamiento de Trayectorias.

El modelo geométrico: La postura del sujeto analizado es una solución al problema de la estimación y, por tanto, se puede expresar como un punto perteneciente al espacio de estados multidimensional del sistema. En este contexto, el objetivo del modelo geométrico consiste en establecer una relación entre las medidas realizadas sobre las imágenes (bidimensionales) con el espacio de estados (de tantas dimensiones como grados de libertad posea el modelo). Con ayuda de un modelo geométrico, se puede construir una imagen sintética que representa el estado descrito por una solución perteneciente al espacio de estados. En la Figura 4 se representa el modelo geométrico utilizado.

El modelo de medida: La comparación entre la medida (imagen procedente de la cámara, que es procesada para extraer sus características interesantes) y predicción (imagen sintética, que se construye con ayuda del modelo y que simula una medida) permite obtener el grado de similitud entre ambas y asignar un peso (o medida de verosimilitud) a la solución evaluada.

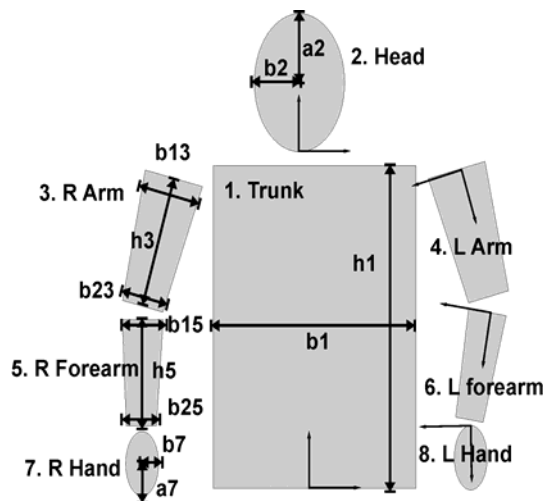


Figura 4. Modelo geométrico.

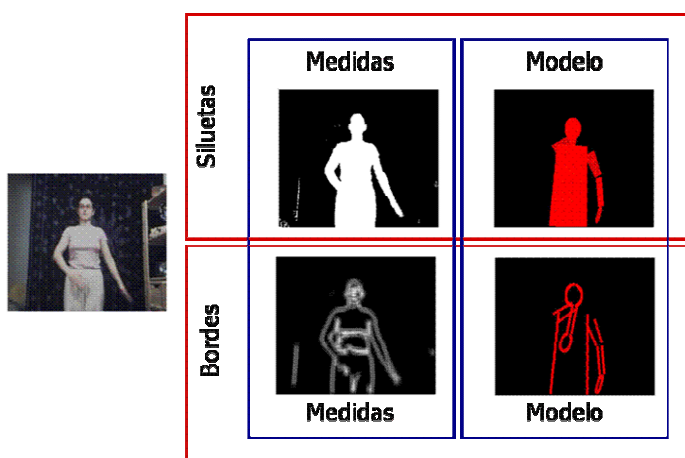


Figura 5. Modelo de medida.

Resultados y Discusión

Se han capturado secuencias de imágenes de personas desarrollando diferentes actividades físicas, como saltos, marcha, carrera, gestos con los brazos, etcétera, con el objetivo de analizar el rendimiento de los algoritmos PRPF y SSPF. Las secuencias de imágenes registradas verifican las siguientes restricciones:

1. Se puede suponer que el movimiento se desarrolla en un plano paralelo al de la cámara.
2. La cámara no cambia su posición, orientación y enfoque.
3. Las condiciones de iluminación se mantienen constantes.
4. El contraste entre el sujeto y el fondo es suficiente para poder extraer la silueta.

Se han capturado secuencias de imágenes con diferentes sujetos, indumentarias y fondos, para estudiar cómo se comporta el sistema desarrollado en diferentes condiciones. La indumentaria de los sujetos no posee ninguna característica especial, aunque una ropa excesivamente amplia, usualmente aumenta la incertidumbre en la localización de los segmentos.

En esta sección se presentan los resultados obtenidos por los diferentes algoritmos considerados sobre tres secuencias de imágenes (salto, movimiento frontal y carrera). Los algoritmos se han implementado y ejecutado en un Intel Pentium 4 a 2.8GHz, 512 MB RAM. En las figuras 6, 7 y 8 se muestran resultados cualitativos del ajuste del modelo al sujeto en diferentes gestos.

Desde el punto de vista cualitativo, se concluye que las desviaciones típicas promedio para los algoritmos PRPF y SSPF son siempre menores, para todos los gestos y para todas las variables cinemáticas consideradas.

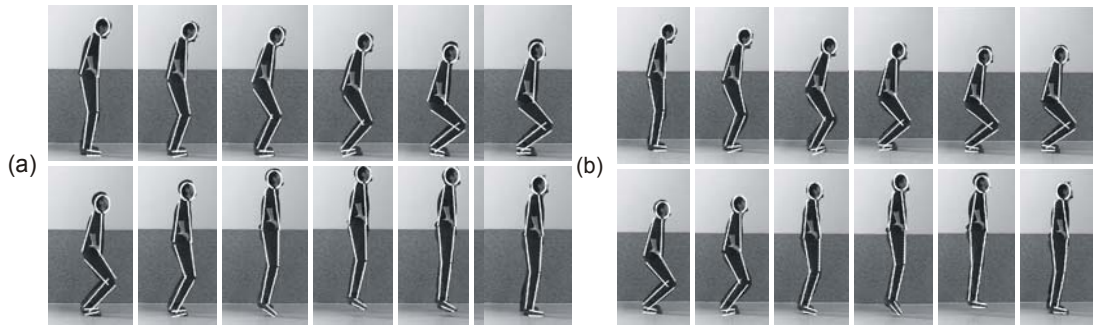


Figura 6. Seguimiento con (a) PRPF y (b) SSPF de un sujeto durante un salto vertical

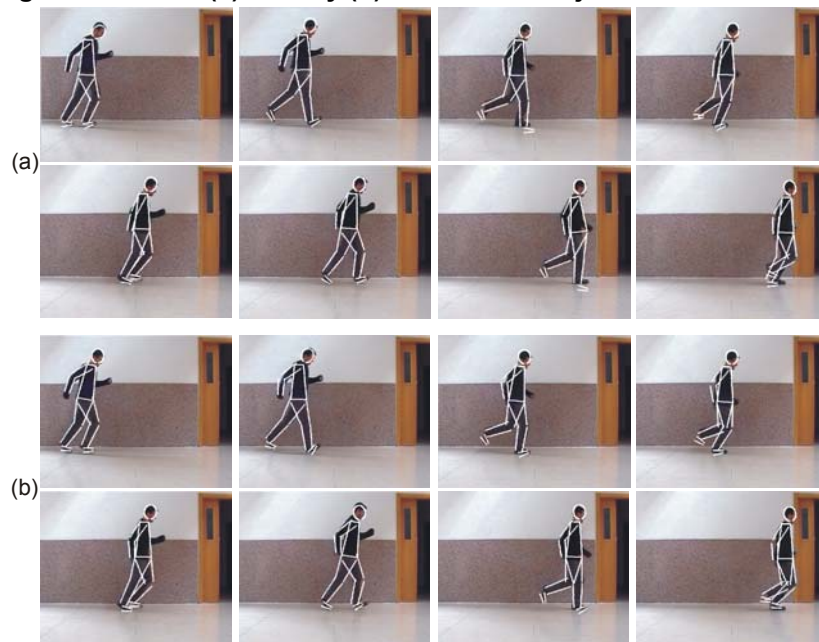


Figura 7. Seguimiento con (a) PRPF y (b) SSPF de un sujeto durante una carrera



Figura 8. Seguimiento con (a) PRPF (b) SSPF y (c) PF de un sujeto realizando un movimiento del hemisferio superior del cuerpo.

Conclusiones

La contribución fundamental de este trabajo es la aplicación de los algoritmos Filtro de Partículas con Reencadenamiento de Trayectorias (PRPF) y Filtro de Partículas con Búsqueda Dispersa (SSPF) al desarrollo de un sistema de seguimiento visual de objetos articulados basado en modelos 2D. Se ha elaborado un modelo jerárquico de segmentos articulados, descrito por un conjunto de parámetros geométricos. Este modelo se caracteriza por su simplicidad y su alta capacidad de configuración para adaptarse a la forma de diferentes tipos de objetos articulados que se pretende seguir. Una ventaja importante del sistema desarrollado es que no es necesario el concurso de ningún tipo de marcador externo, activo o pasivo. Sin embargo, debe decirse que este modelo es limitado, en cuanto que depende en gran medida del punto de vista de la cámara y a una distancia constante. En este sentido, el modelo geométrico es aplicable a movimientos que se desarrollan en un plano paralelo al de la cámara. Por este motivo, un futuro trabajo está relacionado con la adaptación de los algoritmos SSPF y PRPF al desarrollo de un sistema de digitalización automática 3D para su aplicación al análisis biomecánico del movimiento humano.

Finalmente, se han realizado diferentes experimentos en los que cambian tanto el sujeto como su indumentaria y el fondo registrado en las imágenes. Se han registrado y analizado diferentes secuencias de vídeo utilizando los algoritmos PRPF, SSPF y PF. Los resultados experimentales han demostrado que los algoritmos híbridos se pueden aplicar de un modo muy eficiente al problema de la estimación de la postura en 2D del cuerpo humano. Para obtener una medida de la bondad de cada uno de los métodos, se ha propuesto un índice de rendimiento que relaciona el número promedio de evaluaciones de la función de ponderación y el error cuadrático medio por fotograma. En todos los experimentos, los algoritmos híbridos PRPF y SSPF han mejorado sustancialmente el rendimiento de PF.

Bibliografía

Arulampalam, M. (2002) *A Tutorial on Particle Filter for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking*. IEEE Trans. On Signal Processing, 50(2):174-188

Blum, C.; Roli, A. (2003) *Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison*. ACM Computing Surveys, 35(3):268-308.

Deutscher, J.; Blake, A.; Reid, I. (2000). *Articulated body motion capture by annealed particle filtering*. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition 2:126-133

Díaz, A.; Glover, F.; Ghaziri, M. H.; González, J. L.; Laguna, M.; TTseng, F. T. (1996) *Optimización Heurística y Redes Neuronales*. Paraninfo, Madrid

Doucet, A; Godsill, S.; Andrieu, C. (2000) *On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering*. Statistics and Computing 10(3): 197 – 208.

Gavrila, D. (1999) *The visual analysis of human movement: a review*. Computer Vision and Image Understanding 73(1):82-98

Glover, F.; Kochenberger, G. (2002) *Handbook of metaheuristics*. Kluwer Academic Publishers, 2002.

S. Ju, M. Black, Y. Yaccob (1996) *Cardboard people: a parameterized model of articulated image motion*. IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition} 1:38-44

Kakadiaris, I.; Sharma, R. (2003) *Editorial Introduction to the special issue on human modelling, analysis and synthesis*. Machine Vision and Applications 14: 197-198

Kalman, R. E. (1960) *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*. Transactions of the ASME--Journal of Basic Engineering 82 (Series D): 35-45

Laguna, M.; Marti, R. (2003) *Scatter Search methodology and implementations in C*. Kluwer Academic Publisher

MacCormick, J.; Blake A. (2000) *Partitioned sampling, articulated objects and interface-quality hand tracking*. Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision 2:3-19

Moeslund, B.; Granum, E. (2001) *A Survey on Computer Vision-Based Human Motion Capture*". Computer Vision and Image Understanding} 81(3): 231-268

Rohr, K. (1997) *Human movement analysis based on explicit motion models*. In Motion-based Recognition, Kluwer Academic Publishers} 171-198

Wachter, S.; Nagel, H. (1999) *Tracking persons in monocular image sequences*. Computer Vision Image Understanding 74(3):174-192

Wang, L.; Weiming, H.; Tieniu, T. (2003) *Recent developments in human motion analysis*. Pattern Recognition 36(3): 585-601

Zotkin, D.; Duraiswami, R.; Davis, L. (2002) *Joint Audio-Visual Tracking Using Particle Filters*. EURASIP Journal on Applied Signal Processing 11:1154-1164