

# Análisis biomecánico del movimiento humano mediante técnicas de visión artificial

Juan José Pantrigo Fernández

ESCET-URJC

[j.j.pantrigo@escet.urjc.es](mailto:j.j.pantrigo@escet.urjc.es)

## Resumen

El estudio del movimiento humano es una disciplina que despierta gran interés por su amplio ámbito de aplicación. Numerosos investigadores han dedicado esfuerzos orientados a construir sistemas que permitan el análisis automático del movimiento humano. Actualmente destacan aquellas soluciones basadas en filtros bayesianos adaptativos y técnicas de visión artificial, como el filtro de partículas. En este trabajo se presentan los conceptos fundamentales y algunos resultados preliminares.

**Palabras Clave:** Biomecánica, Movimiento Humano, Visión Artificial, Filtro de Partículas.

## 1 Introducción

El estudio del movimiento humano puede ser descrito como una ciencia interdisciplinar que describe, analiza y evalúa el movimiento humano [4]. Existen disciplinas que tradicionalmente han tenido interés por el movimiento humano, como la Biomecánica, que tiene como objetivo el desarrollo de modelos del cuerpo humano que expliquen cómo se comporta éste mecánicamente y cómo se puede incrementar el rendimiento o disminuir las probabilidades de sufrir una lesión músculo - esquelética. De hecho, la Biomecánica puede ser definida como *“conjunto de conocimientos interdisciplinarios generados a partir de utilizar, con el apoyo de otras ciencias biomédicas, los conocimientos de la mecánica y distintas tecnologías en, primero, el estudio del comportamiento humano, y, segundo, resolver los problemas que le provocan las distintas condiciones a las que puede verse sometido”*[13].

El procedimiento típico para el análisis cinemático del movimiento en esta disciplina, de forma muy simplificada, consiste en: (i) definir un modelo teórico adecuado para el estudio, (ii) obtener las coordenadas 3D de marcadores (puntos anatómicos de interés para el modelo), (iii) llevar a cabo el análisis cinemático y (iv) calcular los parámetros biomecánicos de interés.

Una técnica muy extendida para la obtención de las coordenadas de marcadores está basada en el análisis de imágenes y se denomina fotogrametría 3D (video o cine). Los datos 3D procedentes de imágenes suelen obtenerse manualmente (indicando al sistema en qué lugar se encuentra cada uno de los puntos de interés en cada fotograma), o bien de una manera invasiva [1] (p. ej., colocando marcadores en el cuerpo del sujeto). La digitalización manual es la más comúnmente utilizada. Tiene el inconveniente de que es muy costosa en tiempo (dependiendo del modelo puede llegar a 2 min. por cada fotograma) y requiere de personal especializado con conocimientos en anatomía humana. Con técnicas invasivas es posible automatizar parcialmente el proceso de obtención de coordenadas 3D, siguiendo los marcadores externos de forma automática, ya que tienen unas características (forma, brillo, color, etc.) conocidas e identificables. Sin embargo, este tipo de técnicas sólo pueden localizar marcadores anatómicos externos, por lo que no son aplicables en aquellos modelos en los que es importante la localización de centros articulares. Por otro lado, no existe ninguna garantía de los marcadores se mantengan en la misma posición durante todo el experimento. Además, las circunstancias en las que se desarrolla el experimento no siempre permiten colocar marcadores externos sobre el cuerpo del sujeto (p. ej. en una competición deportiva oficial). Otro inconveniente consiste en que este tipo de sistemas requieren software específico y caro.

La investigación en la captura del movimiento humano está orientada actualmente hacia la implementación de un sistema general de seguimiento del cuerpo humano completo, suficiente para manipular aplicaciones realistas, concentrándose en el estudio del movimiento articulado basado en modelos que no requieran marcadores externos. El problema de utilizar modelos articulados es la gran dimensionalidad del espacio de estados y el incremento exponencial del coste computacional que ello supone [7], [8], [9]. Los algoritmos de búsqueda, deterministas o estocásticos, que buscan en un espacio sin restricciones fracasan debido a la complejidad computacional. Existen varias estrategias para reducir la dimensión del espacio de configuraciones, como restringir el rango de movimiento del sujeto [12], o desarrollar una búsqueda jerárquica, localizando una parte del modelo articulado y utilizarlo como una restricción para encontrar el resto del modelo. En este sentido, Gavrilu [10] localiza el torso y utiliza esta información para restringir la búsqueda de las extremidades mediante la descomposición del espacio de estados.

Sin embargo, la tendencia actual en el estudio de movimiento rígido articulado con gran número de grados de libertad se centra en el uso de algoritmos basados en *filtros de partículas* [3], también llamado algoritmo *CONDENSATION* [14]. Los filtros de partículas resultan efectivos para el seguimiento en entornos confusos y no gaussianos, pero los filtros de partículas convencionales a menudo no son aplicables al problema de la captura de movimiento humano debido a la gran cantidad de grados de libertad que ello supone [8], de modo que el desafío actual dentro de esta línea de investigación es conseguir un algoritmo basado en filtros de partículas que converja en espacios de estado de gran dimensionalidad.

En el apartado 2 se introducen los conceptos fundamentales sobre el filtro de partículas y el algoritmo basado en muestreo factorizado. En el apartado 3 se presentan variaciones respecto al filtro de partículas convencional que persiguen describir espacios de estado de gran dimensionalidad. El apartado 4 está dedicado a los modelos utilizados en el análisis automático del movimiento humano a través de filtros de partículas. El apartado 5 describe modelos de medida utilizados usualmente en el estudio del movimiento articulado. En el apartado 6 se

muestran algunos resultados y en el 7 se establecen conclusiones.

## 2 El algoritmo del filtro de partículas

En ciencia se presentan muchos problemas en los que se requiere la estimación del estado de un sistema que cambia a lo largo del tiempo, utilizando una secuencia de medidas sobre el sistema [2]. Para describir el estado y la evolución del sistema se utilizan, por un lado, ecuaciones que modelan la evolución del sistema en el tiempo, y por otro, medidas en instantes discretos. Esta información es combinada convenientemente para construir un vector de estado que contiene toda la información necesaria para describir el sistema en cada instante (p ej. en problemas de seguimiento, el vector de estado describirá las características cinemáticas del objetivo).

Para analizar e inferir acerca de un sistema dinámico, se necesitan al menos dos modelos: (i) un modelo que describa la evolución temporal del sistema (modelo del sistema), y (ii) un modelo que relacione las medidas con el estado (modelo de medida). Asumiremos además que esos modelos se pueden describir de un modo probabilístico. La formulación probabilística del espacio de estados y la necesidad de actualizar la información con las medidas encaja en el marco bayesiano [2]. En la propuesta bayesiana, la estimación de estados dinámicos se realiza aproximando la función de densidad de probabilidad posterior (pdf) del estado con toda la información disponible, incluyendo las medidas. Podemos decir que esta función de densidad de probabilidad es una solución completa al problema de la estimación, ya que contiene toda la información estadística disponible y permite calcular los valores estimados de las magnitudes cinemáticas de interés en cada instante. Este tipo de problemas se puede modelar utilizando filtros recursivos, en los que se suelen distinguir dos etapas fundamentales:

1. Predicción: utilizando el modelo del sistema para predecir el estado (pdf) del sistema en el instante siguiente

2. Actualización: utilizando la última medida para modificar la predicción.

```

ALGORITMO PARTICLE FILTER
INICIO
  t:=0
  Inicializar  $X_t$ 
  Evaluar  $X_t$ 
  MIENTRAS (no terminacion) HACER
  INICIO
    t:=t+1
    Seleccionar  $X_{t-1}^*$  de  $X_{t-1}$ 
    Evolucionar  $X_t$  de  $X_{t-1}^*$ 
    Evaluar  $X_t$ 
  FIN
FIN

```

Donde:

**Inicializar:** muestrea una población inicial de partículas de una distribución inicial

**Evaluar:** Asigna un peso a cada partícula en función de su correspondencia con la medida  $Z_t$

**Seleccionar:** Construye la siguiente población de partículas a partir de las actuales de esta forma:

1. Elegir con más probabilidad aquellas partículas con más peso (ruleta)
2. Difundir las partículas elegidas para evitar coincidencias (cada partícula puede ser elegida más de una vez)

**Evolucionar:** Aplica el modelo del sistema para construir el conjunto de partículas en el instante siguiente

Fig. 1: Algoritmo del filtro de partículas

El algoritmo del *filtro de partículas* (Fig. 1 y Fig. 2), también conocido como *particle filtering*, *bootstrap filtering*, *condensation algorithm*, *survival of the fittest*, es una técnica para implementar filtros recursivos bayesianos por simulación Montecarlo. La idea clave es representar la densidad de probabilidad posterior por un conjunto de muestras (llamadas partículas) aleatorias con pesos asociados y calcular estimados basados en esas muestras y pesos. Cuando el número de muestras es suficiente, esta caracterización Montecarlo proporciona una representación equivalente a la funcional de la posterior pdf y el filtro aproxima el estimado óptimo. Otros elementos importantes en el marco del *filtro de partículas* son el *vector de medidas*, el *modelo de movimiento* y la *ecuación de verosimilitud* [17]. Las *medidas* dependen del estado del sistema y la estimación del estado del sistema se deriva estadísticamente de ellas. El *modelo de movimiento*, describe la evolución temporal del estado del sistema y la función de estimación de la densidad de probabilidad posterior  $P(Z|X)$  define la verosimilitud de la medida observada para un punto del espacio de estados. El ciclo de predicción-actualización consiste en (i) la propagación de cada partícula del espacio de

estados según el modelo de movimiento, (ii) la reponderación de acuerdo al vector de medidas y (iii) el muestreo del conjunto de partículas.

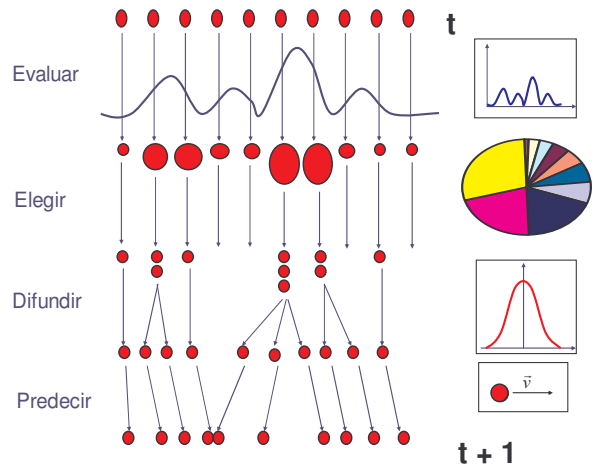


Fig. 2: representación gráfica del algoritmo del filtro de partículas

### 3 Predicción y actualización en espacios de gran dimensionalidad

Los filtros de partículas resultan efectivos para el seguimiento en entornos confusos y no gaussianos, pero no son aplicables a problemas en los que el espacio de búsqueda sea de gran dimensionalidad. Para intentar resolver este problema se han propuesto diferentes estrategias a partir del algoritmo del filtro de partículas convencional a través de cambios en la obtención de la densidad de muestreo por importancia y/o modificación de la etapa de remuestreo.

El algoritmo Sampling Important Resampling filter (SIR) [3] (Fig. 3) es un método de Montecarlo aplicable a problemas de filtrado bayesiano recursivo. Puede ser derivado del algoritmo del filtro de partículas a partir de (i) modificar la densidad de importancia a priori y (ii) cubrir una etapa de remuestreo.

El algoritmo Genetic Particle Filter [11] (Fig. 4) es un intento de introducir diversidad en la población de partículas después de la etapa de muestreo. Sin embargo, esta introducción de diversidad no converge necesariamente a la distribución posterior real, incluso cuando el número de partículas es muy grande. En este contexto se ha propuesto un nuevo algoritmo llamado Genetic Sampling Important Resampling (GSIR) [16] que está adaptado para utilizar el algoritmo de Metropolis para asegurar la convergencia.

```

ALGORITMO SAMPLING IMPORTANCE
RESAMPLING
INICIO
  t:=0
  Inicializar  $X_t$ 
  Evaluar  $X_t$ 
  MIENTRAS (no terminacion) HACER
  INICIO
    t:=t+1
    Seleccionar  $X'_{t-1}$  de  $X_{t-1}$ 
    Evaluar  $X'_{t-1}$ 
    Seleccionar  $X^*_{t-1}$  de  $X'_{t-1}$ 
    Evolucionar  $X_t$  de  $X^*_{t-1}$ 
    Evaluar  $X_t$ 
  FIN
FIN

```

Donde:  
**Inicializar**, **Evaluar**, **Seleccionar** y **Evolucionar**: son los mismos procedimientos que en el **ALGORITMO PARTICLE FILTER**

Fig. 3: Algoritmo Sampling Importante Resampling

```

ALGORITMO GENETIC PARTICLE FILTER
INICIO
  t:=0
  Inicializar  $X_t$ 
  Evaluar  $X_t$ 
  MIENTRAS (no terminacion) HACER
  INICIO
    t:=t+1
    Seleccionar  $X^*_{t-1}$  de  $X_{t-1}$ 
    Alterar  $X_{t-1}$  de  $X^*_{t-1}$ 
    Evolucionar  $X_t$  de  $X_{t-1}$ 
    Evaluar  $X_t$ 
  FIN
FIN

```

Donde:  
**Alterar**: Aplica operaciones típicas de los algoritmos evolutivos (mutación y cruce) para obtener una nueva población  
**Inicializar**, **Evaluar**, **Seleccionar** y **Evolucionar**: son los mismos procedimientos que en el **ALGORITMO PARTICLE FILTER**

Fig. 4: Algoritmo Genetic Particle Filter

Deutscher [7] presentó un filtro de partículas modificado para búsqueda en espacios de configuración de dimensión alta. El nuevo algoritmo denominado “*annealed particle filtering*” (*APF*) (Fig. 5) es capaz de seguir eficientemente el movimiento de un cuerpo articulado, restringiendo el espacio de búsqueda utilizando una filosofía similar a la del algoritmo *simulated annealing*. En trabajos posteriores [8], introduce un operador de cruce similar al de los algoritmos genéticos que

favorece la búsqueda en diferentes particiones del espacio de estados en paralelo, y se aplica con éxito a la captura de movimiento humano con 34 grados de libertad.

```

ALGORITMO ANNEALED PARTICLE FILTER
INICIO
  t:=0
  Inicializar  $X_t$ 
  Evaluar  $X_t$ 
  MIENTRAS (no terminacion) HACER
  INICIO
    t:=t+1
    Seleccionar  $X^*_{t-1}$  de  $X_{t-1}$ 
    k:=0
    MIENTRAS (no term_recocido) HACER
    INICIO
      k:=k+1
       $capa:=f(k)$ 
      Evaluar  $(X^{*k-1}_{t-1})^{capa}$ 
      Seleccionar  $X^{*k}_{t-1}$  de  $(X^{*k-1}_{t-1})^{capa}$ 
    FIN
    Evolucionar  $X_t$  de  $X_{t-1}$ 
    Evaluar  $X_t$ 
  FIN
FIN

```

Donde:  
El recocido consiste en aplicar sucesivos muestreos en los que la importancia de la función de ponderación aumenta y la capacidad de difusión disminuye entre iteraciones sucesivas  
**Inicializar**, **Evaluar**, **Seleccionar** y **Evolucionar**: son los mismos procedimientos que en el **ALGORITMO PARTICLE FILTER**

Fig. 5: Algoritmo Annealed Particle Filter

Choo y Fleet [6] refieren que el uso del filtro de partículas está limitado a aquellos casos en los que el número de variables de estado es relativamente pequeño, y describen el filtro “*hibrid Monte Carlo*” (*HMC*) para trabajar en espacios de dimensión grande. Encontraron que su filtro *HMC* es varios miles de veces más rápido que un filtro de partículas convencional para el caso del seguimiento de personas con un espacio de 28 dimensiones.

## 4 Modelos para el seguimiento de movimiento articulado

El cuerpo humano se representa convencionalmente como un conjunto de segmentos (barras o volúmenes) que están unidos entre sí a través de articulaciones. Esta representación se basa en la observación de que el movimiento humano es esencialmente el movimiento del esqueleto humano asistido por los músculos adyacentes. La geometría de cada uno de los segmentos varía entre autores y es

dependiente de la aplicación (por ejemplo: seguimiento 2D o 3D).

El modelo de barras de Chen y Lee [5] contiene 17 segmentos y 14 articulaciones que representan las características de la cabeza, torso, cadera, brazos y piernas y los parámetros del modelo son las coordenadas 3D de las articulaciones y la longitud de cada segmento rígido. En el modelo de Marr y Nishihara [15], el cuerpo humano se representa por 14 cilindros elípticos, descritos por la longitud del eje y los ejes mayor y menor de la sección elíptica, situando en el centro del torso el origen del sistema de coordenadas. Deutscher [7] propone un modelo formado por 17 segmentos con 29 grados de libertad donde cada segmento es un cono de sección elíptica.

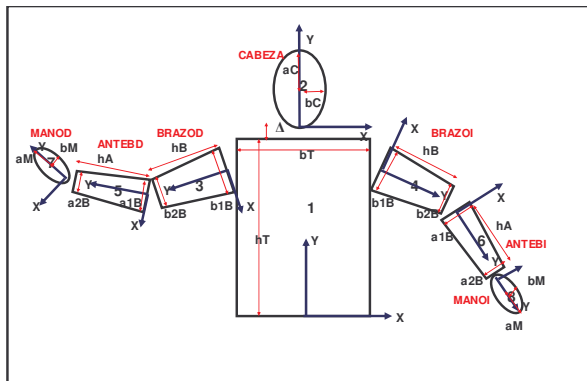


Fig. 6: Un modelo geométrico del hemisferio superior del cuerpo humano.

Como ejemplo de modelo geométrico, en la Fig. 6 se muestra una propuesta para el estudio del hemisferio superior del cuerpo en 2D. Cada segmento está definido por (ver Tabla 1) su forma geométrica (elipse o trapecio), dimensiones (obtenidas previamente midiendo en la imagen), segmento proximal al que está unido (llamado padre), posición de la articulación en el segmento padre y nivel de articulación (TRONCO – 1, ..., MANOD – 4).

El vector de estado del sistema está íntimamente relacionado con el modelo y describe las magnitudes cinemáticas susceptibles de cambiar a lo largo del tiempo. Cada una de las propuestas de ese vector de estado es lo que conocemos como partícula. El modelo que se presenta aquí como ejemplo tiene el siguiente vector de estado asociado  $[X_T, Y_T, \theta_T, \theta_C, \theta_{BD}, \theta_{BI}, \theta_{AD}, \theta_{AI}, \theta_{MD}, \theta_{MI}]$  donde X, Y y  $\theta$  son posiciones y ángulos, y T-tronco, C-

cabeza, BD/I-brazo der./izq., AD/I-antebrazo der./izq., MD/I-mano der./izq.

Tabla 1: Parámetros del modelo para los segmentos tronco, cabeza y brazo derecho.

	TRONCO	CABEZA	BRAZOD
NUMERO	1	2	3
NIVEL	1	2	2
PADRE		1	1
POSICION		$[0 \ h_T + \Delta]$	$[-b_T/2, \ h_T - b_{1B}/2]$
GEOMETRIA	T	E	T
DIMENS.	$[h_T, \ b_T, \ b_T]$	$[a_C, \ b_C, \ 0]$	$[h_B, \ b_{1B}, \ b_{2B}]$

## 5 Medidas sobre la imagen

Las medidas sobre la imagen juegan un papel importante en la fase de ponderación de las partículas. El modelo de medida debe ser tal que pondere positivamente a las partículas verosímiles, diferenciándolas de aquellas menos probables. Para ello es importante decidir qué características de la imagen es conveniente medir. Se deben tener en cuenta además otras consideraciones [7]: (i) *generalidad*, es decir, las características utilizadas de la imagen deben ser invariantes bajo una gran variedad de condiciones, de forma que el sistema pueda trabajar en diferentes condiciones y (ii) *simplicidad*, como es deseable que el sistema sea lo más eficiente posible, las características deben ser fáciles de extraer.

Se suelen elegir dos tipos de características en la imagen: bordes y silueta del sujeto. Los marcados y continuos bordes que un humano produce en una imagen usualmente proporcionan un buen boceto de las piernas y brazos visibles y son invariantes al color, textura del vestuario, iluminación y postura. En entornos muy desordenados o cuando el sujeto utilice ropa ancha los bordes pueden perder su utilidad, sin embargo, en la mayoría de los casos proporcionan una buena base para la función de ponderación. La medida se construye como un mapa de píxeles, con valor 1 para los bordes y valor 0 para el resto de la imagen (Fig. 7). De la misma forma, los bordes del modelo en una configuración determinada producirá un mapa de píxeles de bordes (Fig. 7). El valor de la función de ponderación de bordes es proporcional a la cantidad de píxeles que coinciden en ambos mapas.

La segunda característica interesante para nuestro propósito es la silueta producida por la extracción de la imagen del humano respecto del fondo, para lo que se puede aplicar una substracción del fondo umbralizada. Este proceso puede resultar inapropiado en entornos con mucho movimiento en el fondo, en cuyo caso habrá que emplear métodos más apropiados como técnicas basadas en la detección de color. La mayoría de las técnicas de extracción de siluetas son invariantes al vestuario, iluminación, postura, movimiento y entorno, y proporcionan una excelente característica para un sistema de captura del movimiento humano general. De nuevo se construye un mapa de píxeles, esta vez con valor 1 para aquéllos pertenecientes a la silueta y valor 0 para los del fondo (Fig. 7). De la misma forma, la silueta formada por los segmentos del modelo en una configuración propuesta producirá un mapa de píxeles de silueta (Fig. 7). El valor de la función de ponderación de siluetas es proporcional a la cantidad de píxeles que coinciden en ambos mapas. Finalmente, la función de ponderación de la configuración propuesta será función de la verosimilitud de ésta con las medidas tanto de bordes como de siluetas.

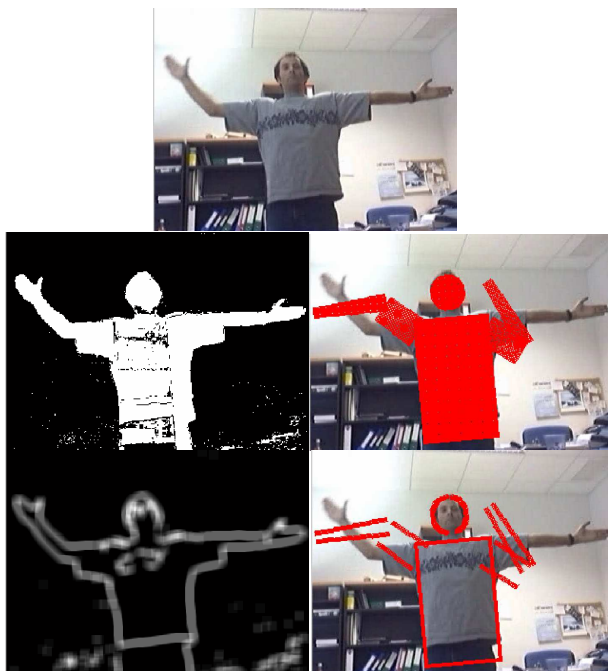


Fig. 7: Mapas de bordes y siluetas producidos por medidas (izq) sobre una imagen (arriba) y configuraciones propuestas (dcha)

La detección de piel puede ser una alternativa robusta y de utilidad para extraer la silueta del fondo para imágenes en color en el estudio del

movimiento humano y puede ser una alternativa de utilidad en aquellos casos en los que no se pueda modelizar adecuadamente el fondo de la imagen.

## 6 Algunos resultados preliminares

A continuación se muestran gráficamente (Fig. 8, Fig. 9, Fig. 10) los resultados del seguimiento en 2D del hemisferio superior del cuerpo humano utilizando el modelo presentado como ejemplo en el apartado 4 y medidas basadas en la substracción de fondo y obtención de bordes de la imagen (apartado 5). Se han probado algunas de las estrategias de seguimiento basadas en el filtro de partículas presentadas en el apartado 3. No se ha establecido aún ningún parámetro que mida la bondad de cada uno de los métodos.

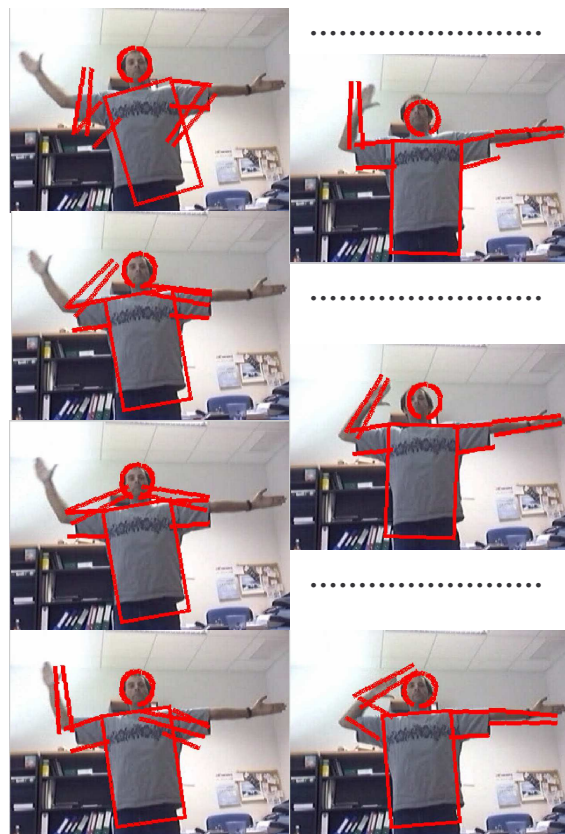


Fig. 8: Algoritmo filtro de partículas.

Fotogramas 1, 2, 3, 4 (izq) y 10, 15, 20 (dcha)

Hasta ahora se ha conseguido que el filtro de partículas basado en Algoritmos Genéticos (Fig. 10) se comporte razonablemente bien, mientras que el filtro basado en simulated annealing (Fig. 9) tiene un comportamiento menos robusto. Además es necesario realizar ajustes en el modelo de medida para que sea más pronunciada la diferencia de importancia de las partículas.

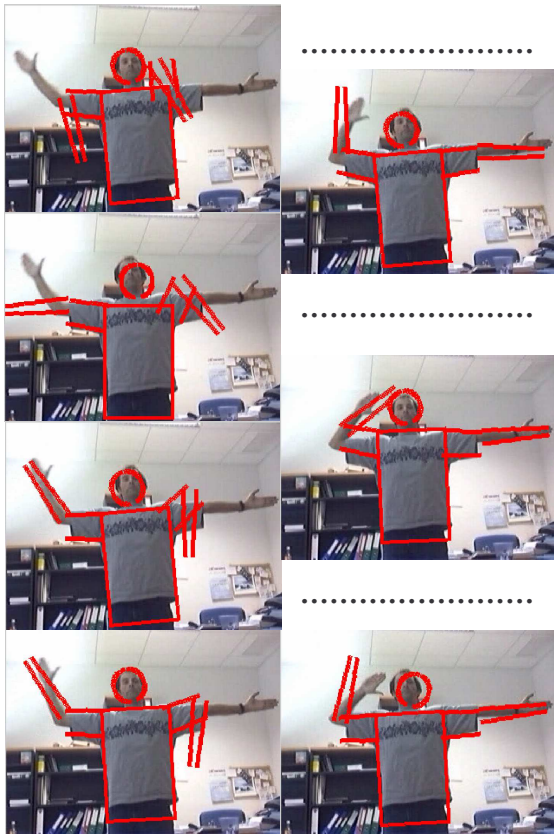


Fig. 9: Algoritmo Annealed Particle Filter.  
Fotogramas 1, 2, 3, 4 (izq) y 10, 15, 20 (dcha)

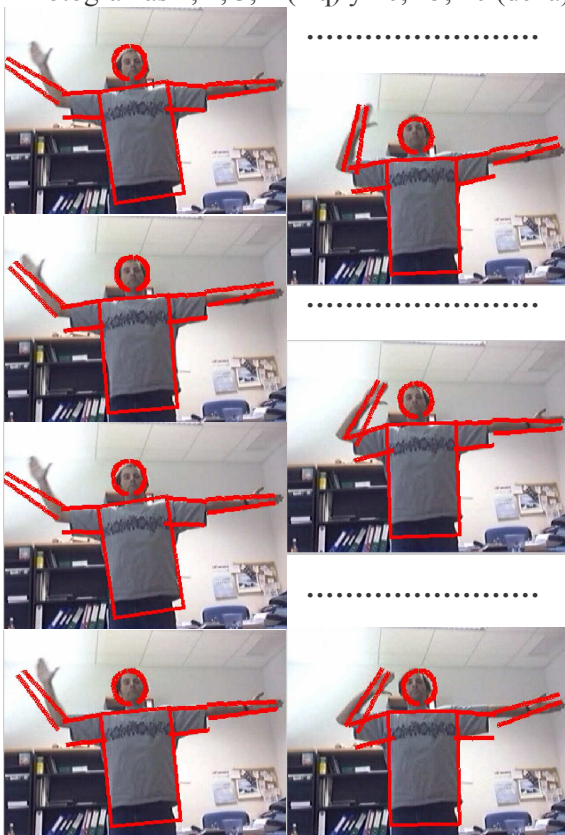


Fig. 10: Algoritmo Genetic Particle Filter.  
Fotogramas 1, 2, 3, 4 (izq) y 10, 15, 20 (dcha)

En todos los ensayos se han utilizado 1000 partículas, número que puede resultar insuficiente para este problema.

## 7 Conclusiones

El reto actual en la línea del análisis automático del movimiento humano consiste en el desarrollo de una metodología que permita extraer de imágenes los parámetros cinemáticos necesarios para describir el estado de los segmentos que forman parte del cuerpo humano. El problema fundamental es que el espacio de estados posee una dimensionalidad alta para modelos de movimiento realistas. En el marco del filtrado bayesiano el objetivo es conseguir adaptar el algoritmo del filtro de partículas para que converja a la función de densidad de probabilidad verdadera en problemas con muchos grados de libertad. En este sentido, los futuros trabajos del autor están orientados a:

Explorar las posibilidades que ofrece la función de ponderación de las partículas

Probar el comportamiento de otros métodos de búsqueda en espacios de estado de gran dimensionalidad

Explorar modificaciones sobre heurísticas conocidas

Establecer el color de piel como característica para medir siluetas

## Referencias

- [1] Aggarwal, J.K.; Cai, Q. (1997) Human motion analysis: a review. Nonrigid and Articulated Motion Workshop Proceedings IEEE. 90–102
- [2] Arulampalam, M.; Maskell, S.; Gordon, N.; Clapp, T. (2002) A tutorial on Particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. En IEEE Transactions on Signal Processing Vol. 50, nº 2 174-188.
- [3] Arulampalam, S.; Maskell, S. R.; Gordon, N. J.; Clapp, T. (2002) A Tutorial on Particle Filters for On-line Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. IEEE Transactions on Signal Processing 50: 174-188
- [4] Behzad Dariush (2003) Human motion analysis for biomechanics and biomedicine.

- En Machine Vision and Applications, vol. 14 202-205
- [5] Chen, Z.; Lee, H. J. (1992) Knowledge – guided visual perception of 3D human gait from a single image sequence. IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics, 22(2) pp 336-342
- [6] Choo, K; Fleet, D.J. (2001) People tracking using hybrid Monte Carlo filtering. Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on, Volume: 2 Pp: 321-328
- [7] Deutscher, J; Blake, A.; Reid, I. (2000) Articulated body motion capture by annealed particle filtering. Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings. IEEE Conference on, Vol: 2 Pp: 126 – 133
- [8] Deutscher, J; Davison, J.; Reid, I. (2001) Automatic partitioning of High Dimensional Search Space associated with Articulated Motion Capture. Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings. IEEE Conference on, Vol: 2 Pp: 669 – 676
- [9] Deutscher, J; North, B.; Bascle, B.; Blake, A. (1999) Tracking through singularities and discontinuities by random sampling. Computer Vision, Proceedings. IEEE Conference on, Vol: 2 Pp: 1144 – 1149
- [10] Gavrilu, D., Davis, L. (1996) 3d model-based tracking of humans in action: a multi-view approach. Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 73–80
- [11] Higuchi, T. (1997) Monte Carlo filter using the genetic algorithm operators. En J. Statist. Comput. Simul. Vol 59 pp 1 – 23
- [12] Hogg, D. (1983) Model-based vision: a program to see a walking person. J. Image and Vision Computing 1, 1 , 5–20
- [13] Instituto de Biomecánica de Valencia (1992) en <http://www.ibv.org/ibv/index2.html>
- [14] Isard, M.; Blake, A. (1998) CONDENSATION – Conditional density propagation for visual tracking. Int. J. Computer Vision 29 (1) pp 5-28
- [15] Marr, D.; Nishihara, H. K. (1978) representation and recognition of the spatial organization of three – dimensional shapes. Proc. R. Soc. London Vol B pp 269-294
- [16] Tito, EAH; Vellasco, MBIR; Pacheco, MAC (2002) Genetic Particle Filter: An Evolutionary Perspectiva of SMC Methods
- [17] Zotkin, D.; Duraiswami, R.; Davis, L. (2002) Joint Audio - Visual Tracking Using Particle Filters. En EURASIP Journal on Applied Signal Processing (11) 1154-1164