

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 600 883**

51 Int. Cl.:

G01S 7/41 (2006.01)

G01S 13/88 (2006.01)

G01S 13/04 (2006.01)

G01S 13/56 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **31.10.2012 PCT/EP2012/071623**

87 Fecha y número de publicación internacional: **10.05.2013 WO13064571**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **31.10.2012 E 12781088 (5)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **03.08.2016 EP 2773975**

54 Título: **Sistema de caracterización del movimiento de un individuo, en especial un individuo humano, y procedimiento asociado**

30 Prioridad:

03.11.2011 EP 11187766

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:

13.02.2017

73 Titular/es:

**THALES NEDERLAND B.V. (100.0%)
Zuidelijke Havenweg 40
7550 GD Hengelo, NL**

72 Inventor/es:

**GROOT, STEPHAN;
HARMANNY, RONNY y
DRIESSEN, HANS**

74 Agente/Representante:

CARPINTERO LÓPEZ, Mario

ES 2 600 883 T3

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín Europeo de Patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre Concesión de Patentes Europeas).

DESCRIPCIÓN

Sistema de caracterización del movimiento de un individuo, en especial un individuo humano, y procedimiento asociado

5 La presente invención se refiere a un sistema para la caracterización del movimiento de un individuo, en particular de un individuo humano, y procedimiento asociado. La presente invención se refiere en particular a sistemas automáticos de detección, seguimiento y vigilancia de los individuos humanos, y más concretamente en estos sistemas que utilizan al menos medios de radar.

10 La detección automática de los individuos humanos es un objetivo esencial en muchas aplicaciones en sistemas de seguridad y vigilancia. Un procesamiento automático de este tipo en primer lugar puede ser esencial, en particular debido al hecho de que los operadores humanos a menudo no pueden manejar la inmensa cantidad de datos de los sensores en los sistemas de vigilancia. De hecho, muchos de los sistemas de seguridad y vigilancia comprenden una cantidad grande, del orden de unos pocos cientos, de cámaras en Circuito Cerrado de Televisión, por lo general denominadas con las siglas "CCTV", que tiene que ser monitorizadas por operadores humanos. Los operadores por lo general no puede ver simultáneamente todas las imágenes que aparecen delante de ellos, debido a la gran cantidad de monitores. Por otra parte, un operador humano está sujeto fácilmente al aburrimiento y a la fatiga. Como consecuencia, el video de vigilancia se utiliza a menudo para un análisis posterior, en lugar de la detección y el análisis en tiempo real de los individuos humanos.

15 En segundo lugar, el procesamiento automático permite que se utilicen diferentes tipos de datos de los sensores para el análisis adicional de la persona detectada. La detección automática, por ejemplo, puede ser seguida por el seguimiento automático de una persona que entra en un área segura. Otro ejemplo es el análisis de intención, cuando una medida de hostilidad, por ejemplo, está vinculada a una persona detectada, descargando el operador aún más de sus funciones de vigilancia.

20 Para la detección de los individuos humanos se han utilizado una gran cantidad de diferentes sensores de diferentes tipos, tales como sensores acústicos, sísmicos, visuales, infrarrojos y dispositivos de radar. En comparación con la mayoría de los otros tipos de sensores, los dispositivos de radar tienen algunas ventajas sustanciales con el propósito de detectar individuos humanos. En efecto, muchas aplicaciones de seguridad y vigilancia requieren evitar la colocación de las cámaras o sensores sísmicos, por ejemplo, en la zona de observaciones, debido a los riesgos de alta seguridad. Un radar tiene la ventaja de que puede funcionar a una distancia de los objetivos potenciales. Por otra parte un radar tiene también la ventaja de ser capaz de funcionar correctamente durante el día y la noche, así como en prácticamente todas las condiciones climáticas. Una solución basada en radar para la detección de individuos humanos se desvela, por ejemplo, en el documento de GULDOGAN M B et al., titulado "Estimación de parámetros del modo de andar humano sobre la base de firmas de micro - doppler utilizando filtros de partículas", ACOUSTICS, SPEECH AND SIGNAL PROCESSING (ICASSP), 2011 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON, IEEE,, 22 de Mayo de 2011, páginas 5940 - 5943.

25 Un inconveniente conocido del uso de un radar, es que no se puede obtener ninguna imagen visual del objetivo del mismo, en contraste con las mediciones electro - ópticas obtenidas, por ejemplo, con una cámara, que se pueden mostrar directamente al operador humano. Debido a que diferentes sensores complementan las desventajas de los otros, por lo general es conveniente utilizar una combinación de más de un sensor con el propósito de la detección de individuos humanos, denominándose a menudo tales técnicas como técnicas de fusión de sensores.

30 Durante mucho tiempo, la mayoría de los sistemas basados en radar para el análisis de movimiento de un ser humano han estado utilizando diferentes técnicas espectrales de procesamiento. Sin embargo, la principal desventaja de los procedimientos espectrales es la distinción no fiable entre el movimiento de un ser humano y el movimiento de otra naturaleza, por ejemplo el movimiento de animales o la emisión de oscilaciones de baja frecuencia.

35 Más recientemente, ha surgido el espectrograma, que es una representación variable en el tiempo del espectro de la señal de radar. El movimiento de un ser humano deja una firma característica en el espectrograma. Por lo tanto, la información del espectrograma es muy adecuada para hacer una distinción entre el movimiento de un ser humano y el movimiento de otras fuentes. El uso del espectrograma todavía produce varios enfoques para el análisis del movimiento de un ser humano. En base al espectrograma son posibles dos enfoques diferentes: un enfoque basado en características y un enfoque basado en modelos.

40 El enfoque basado en características hace uso de características locales que se extraen del espectrograma y esas características son entonces seguidas en cada medición de la secuencia. Típicamente, las velocidades de la pierna y el torso se pueden extraer del espectrograma. Estas características, junto con una aproximación de las trayectorias de estas partes del cuerpo, son entonces filtradas por medios de filtrado, por ejemplo un Filtro Kalman o un filtro de partículas, para estimar algunos parámetros globales de la marcha, tales como la velocidad y la longitud de la etapa.

45 Otras características que se pueden extraer del espectrograma y ser utilizadas para el análisis del movimiento de un ser humano son, por ejemplo, el tamaño, el sexo y la velocidad al caminar.

La ventaja del procedimiento basado en características es que este enfoque permite cálculos rápidos. Sin embargo, un inconveniente de este procedimiento radica en que es difícil encontrar características que proporcionen una buena correspondencia con el movimiento de un ser humano. Por otra parte, el enfoque basado en características sólo estima las fases de las diferentes partes del cuerpo extraídas.

5 Al utilizar el enfoque basado en el modelo, el error entre los datos simulados producidos a partir de un modelo y los datos medidos puede ser minimizado mediante el ajuste de los parámetros de entrada del modelo. Los diferentes modelos de estimación de los parámetros del caminar humano han sido diseñados, tales como los modelos conocidos como modelos de Boulic y Thalmann, basándose estos modelos en la frecuencia de etapa y en la velocidad al caminar aprendidas a partir de mediciones estadísticas.

10 Sin embargo, los enfoques conocidos que se basan en el uso de espectrogramas sólo se enfocan en la estimación de parámetros del movimiento de un ser humanos, usando modelos que solamente describen el modo de andar de los seres humanos.

15 Uno de los objetivos de la presente invención es paliar al menos los inconvenientes que se han mencionado más arriba que son inherentes a las técnicas existentes, proponiendo un sistema en tiempo real que caracteriza el movimiento de los individuos, por ejemplo de los individuos humanos, en base a la explotación del espectrograma emitido a partir de datos de radar, para determinar no sólo los parámetros de movimiento, sino también con el propósito de clasificar el modo de andar del individuo detectado, utilizándose preferentemente la clase de modo de andar determinada para seleccionar el modelo más apropiado para describir los parámetros de movimiento del individuo. Por lo tanto es una especificidad de la presente invención usar el espectrograma para identificar conjuntamente el movimiento de un ser humano y la estimación de los parámetros de movimiento.

20 Otra de las ventajas de la presente invención de acuerdo con cualquiera de sus realizaciones descritas, es que puede ser implementada por medios de sistemas que implican sensores de bajo coste, que tiene un bajo consumo de energía.

25 Con ese propósito, la presente invención propone un sistema para la caracterización del movimiento de al menos un individuo que forma un objetivo, que comprende:

- un radar que emite señales electromagnéticas hacia el objetivo y que recibe señales de eco, que se producen de salida como datos de radar como una función del tiempo,
- medios de pre procesamiento que reciben los datos del radar como entrada y salida de un espectrograma que representa variaciones en el tiempo del espectro Doppler de los datos de radar, de los cuales un único espectro Doppler en un instante de tiempo de medición es denominado como una medición,
- medios de caracterización configurados para emitir una estimación de densidad de probabilidad del estado de un objetivo,

35 estando caracterizado el sistema porque el citado estado es descrito por un vector de estado que comprende al menos una variable de clasificación del modo de andar del objetivo y un conjunto de parámetros de movimiento, comprendiendo los medios de caracterización medios de estimación que estiman la probabilidad de densidad del citado vector de estado para cada una de las citadas mediciones recibidas.

En una realización preferida, el citado vector de estado puede comprender una variable de clasificación del modo de andar del objetivo que representa una clase del modo de andar del objetivo, cuyo valor es perteneciente a un conjunto de tantos valores discretos como diferentes modelos de los modos de andar típicos.

40 En una realización preferida, los modelos de modo de andar pueden comprender un primer modelo de modo de andar, un segundo modelo de modo de andar y un tercer modelo de modo de andar, modelando el primer modelo de modo de andar a un individuo humano que camina, modelando el segundo modelo de modo de andar a un individuo humano que corre, y modelando el tercer modelo de modo de andar una hipótesis nula que corresponde al movimiento de otro objeto o a ningún movimiento.

45 En una realización preferida, el radar puede ser un radar de Onda Continua.

En una realización preferida, el radar puede ser un radar de Onda Continua Modulada en Frecuencia.

Estas y otras características y ventajas de la invención quedarán más claras a la vista de la descripción detallada que se proporciona a continuación de una realización preferida, proporcionada a modo de un ejemplo ilustrativo y no limitativo, así como de los dibujos adjuntos que representan:

- 50 – la figura 1, un diagrama que ilustra, de manera sinóptica, un sistema para la caracterización del movimiento de un individuo, de acuerdo con una realización de la presente invención;

- las figuras 2a a 2c, curvas típicas que representan trayectorias de traslación en el contexto de un modelo de movimiento de un ser humano que camina de acuerdo con una realización de la invención;
- las figuras 3a a 3c, curvas típicas que representan trayectorias de rotación en el contexto de un modelo de movimiento de un ser humano que camina de acuerdo con una realización de la invención;
- 5 – las figuras 4a a 4f, curvas típicas que representan trayectorias de rotación en el contexto de un modelo de movimiento de un ser humano que camina de acuerdo con una realización de la invención;
- la figura 5, de manera sinóptica, un modelo de cuerpo humano con puntos de referencia que se interconectan, de acuerdo con una realización de la invención;
- 10 – la figura 6, un conjunto típico de curvas que representan las velocidades radiales de partes del cuerpo humano como una función de la fase en el ciclo del modo de andar, en el contexto de un modelo de un ser humano que corre de acuerdo con una realización de la invención;
- la figura 7, un diagrama de bloques que representa una vista general esquemática de un modelo de medición, de acuerdo con una realización de la invención;
- 15 – la figura 8, un diagrama de tiempo que representa detalles de establecimiento y de temporización de una ventana que se usa para la estimación de las posiciones cinemáticas, de acuerdo con una realización de la invención.

La figura 1 muestra un diagrama que ilustra, de manera sinóptica, un sistema para la caracterización del movimiento de un individuo, de acuerdo con una realización de la invención.

20 Un sistema 1 puede comprender unos medios de preprocesamiento 11 que reciben los datos de entrada proporcionados por un radar, no ilustrado en la figura. El radar emite pulsos de señales electromagnéticas hacia un objetivo, formado por ejemplo por un individuo humano, y recibe impulsos de eco, que se proporcionan de salida como los denominados datos de radar. El medios de preprocesamiento 11 permite producir como salida un espectrograma que representa las variaciones en el tiempo del espectro Doppler de los datos de radar. Más detalles sobre cómo operan los medios de preprocesamiento 11 se describirán más adelante.

25 El espectrograma se envía entonces a la entrada de unos medios de caracterización 13 representados en la figura por una línea de puntos. Los medios de caracterización 13 pueden comprender medios de filtrado 15, formados por ejemplo por un filtro de partículas, configurado para determinar un vector de estado que representa el objetivo detectado, en base al espectrograma de entrada y al conocimiento de al menos un modelo humano y de al menos un modelo del equipo de radar. Más detalles sobre cómo funciona el filtro de partículas se describirán más adelante.

30 Una especificidad de la presente invención es que el espectrograma se utiliza con el propósito de determinar no sólo los parámetros de movimiento, sino también con el propósito de clasificar el modo de andar del individuo detectado.

35 Puesto que las partes individuales del cuerpo humano, tales como las piernas, el torso y los brazos, no se mueven con velocidad constante, inducen firmas micro - Doppler. De acuerdo con la presente invención, las firmas micro - Doppler varían con el tiempo, formando los llamados espectrogramas, que contienen información que puede ser utilizada para detectar a los individuos humanos y para clasificar el tipo de modo de andar del individuo detectado. Estas firmas se pueden utilizar, por ejemplo, incluso para identificar personas o comportamientos específicos, en base a las características personalizadas de sus firmas, por ejemplo comparadas con las firmas almacenadas en bases de datos dedicadas.

40 La presente invención elige un enfoque basado en modelos. En primer lugar propone detectar el movimiento de un ser humano, permitiendo hacer una clasificación entre los diferentes tipos de modos de andar humanos por un lado y por otra parte el movimiento originado por otras fuentes. De acuerdo con la presente invención, se propone que se consideren dos tipos diferentes de movimiento de un ser humano: caminar y correr. Otros tipos de movimiento pueden ser causados, por ejemplo, por animales o vehículos, y pueden requerir una acción diferente que la presencia de un ser humano.

45 A continuación, cuando el movimiento de un ser humano es detectado con éxito, la presente invención permite la estimación de tres parámetros de movimiento, por ejemplo al hacer una estimación del promedio de la velocidad al caminar o al correr y la altura del individuo. Puesto que el caminar y el correr son un movimiento periódico en el que los miembros forman un movimiento coordinado específico, se puede definir un valor para indicar en qué parte del ciclo del modo de andar se encuentra el objetivo en ese momento. Este valor se refiere a menudo como la fase en el ciclo del modo de andar, y también se calcula como parte de la presente invención. Por un lado se realiza una comparación adecuada de los espectros en un instante de tiempo específico. Por otro lado, esto puede dar información valiosa sobre el comportamiento de las partes del cuerpo, por ejemplo, si el individuo considerado está oscilando sus brazos o no.

La presente invención también propone que se recurra a un filtro de partículas, tomando un espectrograma como entrada para clasificar entre los movimientos de un ser humanos y otros.

En lo que sigue, se proporcionan antecedentes teóricos sobre el filtrado de partículas, con un enfoque sobre el uso de filtros de partículas para el propósito de la presente invención. A continuación, se proporcionan más detalles sobre los modelos utilizados para el modelado de caminar y de correr de seres humanos. A continuación, se dan más detalles sobre la aplicación del filtro de partículas para el análisis del movimiento de un ser humano.

La clasificación del objetivos en base a la información obtenida de los espectros Doppler variables en el tiempo es un problema de estimación de estado. En los problemas de estimación de estado, el estado de un sistema dinámico se calcula de forma recursiva utilizando una secuencia de mediciones de ruido realizadas en ese sistema.

En el enfoque Bayesiano a la estimación de estado se intenta construir la Función de Densidad de Probabilidad posterior, la cual por lo general es denominada con las siglas "pdf", del estado en base a toda la información disponible, incluyendo todas las mediciones recibidas hasta ese instante de tiempo. Un filtro recursivo se puede usar para estimar esta pdf posterior del estado, puesto que se requiere una nueva estimación cada vez que se hace disponible una nueva medición. Con el fin de hacer un análisis acerca de un sistema dinámico se requieren al menos dos modelos.

El primer modelo que participa en la estimación del estado es el modelo del sistema f_k . El modelo del sistema describe la evolución del estado con el tiempo. Se considera la evolución de la secuencia de estado $\{x_k, k \in N\}$, que viene dada por la siguiente relación:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}) \quad (1)$$

en la que $f_k : R^{n_x} \times R^{n_v} \rightarrow R^{n_x}$ es una función del estado x_{k-1} , $\{v_k, k \in N\}$ es una secuencia de ruido de proceso independiente e idénticamente distribuido (i.i.d.), n_x, n_v son dimensiones del vector de estado y del vector de ruido del proceso, respectivamente, N es el conjunto de los números naturales y R es el conjunto de números reales.

En segundo lugar, se requiere un modelo de medición, que da la relación entre la medición del ruido y las variables de estado. Este modelo de medición modeliza la relación entre el proceso físico subyacente y las señales de radar recibidas. El objetivo es estimar de forma recursiva x_k a partir de las mediciones formuladas por la siguiente relación:

$$z_k = h_k(x_k, n_k) \quad (2)$$

En la que $h_k : R^{n_x} \times R^{n_n} \rightarrow R^{n_z}$ es una función posiblemente no lineal, $\{n_k, k \in N\}$ es un secuencia de ruido de medición i.i.d., y n_z, n_n son dimensiones de la medición y vectores de ruido de medición, respectivamente. Más específicamente, el propósito es obtener estimaciones filtradas de x_k sobre la base de todas las mediciones disponibles hasta ese momento. Desde una perspectiva bayesiana, se puede afirmar que se requiere construir la pdf $p(x_k | z_{1:k})$, en la que $z_{1:k}$ denota el conjunto de todas las mediciones disponibles hasta el instante k . Se supone que la pdf inicial $p(x_0 | z_0) = p(x_0)$ del vector de estado está disponible. Entonces, en principio, la pdf $p(x_k | z_{1:k})$ se puede obtener, de forma recursiva, en dos etapas: una etapa de predicción y una etapa de actualización.

En la etapa de predicción, el modelo de sistema descrito en la relación (1), que se ha expresado más arriba, se utiliza para predecir el estado pdf $p(x_k | z_{k-1})$. Se supone que la pdf requerida $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ en el instante $k-1$ se encuentra disponible.

Para predecir la pdf del estado en el instante k , se puede utilizar la ecuación de Chapman - Kolmogorov:

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (3)$$

El modelo probabilístico de la evolución del estado $p(x_k | x_{1:k-1})$ es definido por el modelo del sistema a partir de la relación (1) y de las estadísticas conocidas de v_{k-1} .

Cuando en el instante de tiempo k se hace disponible una nueva medición, esta información se utiliza para actualizar la estimación previa, por medio de la regla de Bayes, que se puede formular por la siguiente relación:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (4)$$

en la que la constante de normalización, formulada por la relación que sigue:

$$p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | x_k) \bar{p}(x_k | z_{1:k-1}) dx_k \quad (5)$$

depende de la función de probabilidad $p(z_k|x_k)$ definida por el modelo de medición, como se indica en la relación (2) anterior, y las estadísticas conocidas de n_k . En la etapa de actualización de la relación (4) anterior, la medición z_k se utiliza para modificar la densidad antes de obtener la densidad posterior requerida del estado actual.

- 5 Las relaciones de recurrencia de las relaciones anteriores (3) y (4) forman la base para la solución bayesiana. Las soluciones existen sólo en un número restrictivo de los casos, que son denominados como las soluciones óptimas.

Cuando la solución no se puede determinar analíticamente, se pueden obtener aproximaciones a la solución óptima por medio de un procedimiento apropiado. Se puede recurrir a diferentes procedimientos, por ejemplo: filtros de Kalman o un procedimiento basado en rejilla.

- 10 De acuerdo con una realización preferida de la presente invención, se propone que las aproximaciones de la solución óptima se puedan obtener por medio de un filtro de partículas.

El filtrado de partículas es una técnica que permite la implementación de un filtro Bayesiano recursivo por las llamadas simulaciones de Monte Carlo (MC). El principio principal es representar la densidad posterior requerida por un conjunto de muestras aleatorias, en el contexto de un filtro de partículas también denominado como partículas, con los pesos asociados y calcular las estimaciones basadas en estas muestras y pesos.

- 15

Suponiendo que se proporciona un conjunto de muestras aleatorias $\{x_{k-1}^i, i = 1, \dots, N_s\}$ extraído de la pdf, $p(x_{k-1}|z_{k-1})$. El filtro de partículas, básicamente propaga y actualiza estas muestras para obtener un conjunto de muestras $\{x_k^i, i = 1, \dots, N_s\}$, que se distribuyen aproximadamente de acuerdo con $p(x_k|z_k)$.

Esto se puede hacer por medio de dos etapas básicas: una etapa de predicción y una etapa de actualización.

- 20 En la etapa de predicción, cada muestra es pasada a través del modelo de sistema f_k para predecir muestras para la etapa de tiempo k en base a las muestras de la etapa de tiempo anterior. Este etapa de predicción también puede ser descrito por la siguiente relación:

$$\tilde{x}_k^i = f_k(x_{k-1}^i, v_k^i), \text{ for } i = 1, \dots, N_s \quad (6),$$

- 25 en la que $\{\tilde{x}_k^i, i = 1, \dots, N_s\}$ denota las muestras o partículas previstas, para cada i , v_k^i es una muestra extraída de la pdf del proceso de ruido del sistema v_k y N_s representa el número de muestras.

Cuando en el instante k se hace disponible una nueva medición z_k , para cada muestra se obtiene un peso normalizado basado en la probabilidad de esa muestra, que se puede formular por la siguiente relación:

$$w^i = \frac{p(z_k | \tilde{x}_k^i)}{\sum_{j=1}^{N_s} p(z_k | \tilde{x}_k^j)} \quad (7),$$

en la que w^i denota el peso de la partícula i .

- 30 Gracias al filtro de partículas, no se imponen restricciones ya sea en el modelo del sistema f_k como el modelo de medición h_k , ni sobre las distribuciones del sistema o el ruido de medición.

Los únicos requisitos son:

- $p(x_0)$ deberá estar disponible para el muestreo
 - la función de probabilidad $p(z_k|x_k)$ será una forma funcional conocida;
 - $p(v_k)$ deberá estar disponible para el muestreo
- 35

El filtro de partículas por lo tanto puede ser implementado por medio del proceso de implementación del filtro de partículas que se describe a continuación, que comprende las siguientes etapas de:

- Requerir $\left\{ \left\{ x_{k-1}^i, w_{k-1}^i \right\}_{i=1}^{N_s}, z_k \right\}$;

- Asegurar $\left\{ \left\{ x_k^i, w_k^i \right\}_{i=1}^{N_s} \right\}$;

- Para i que varía de 1 a N_s :

- Dibujar $x_k^i \sim p(x_k | x_{k-1})$.

- Calcular $w_k^i = p(z_k | x_k^i)$;

5

- Calcular el peso total: $t = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i$;

- Para i que varía de 1 a N_s :

- Normalizar $w_k^i = t^{-1} w_k^i$

- Volver a tomar muestras usando el proceso de volver a tomar muestras que se describe en la presente memoria descriptiva y a continuación.

10

Este proceso puede ser implementado por medio de medios apropiados, por ejemplo, ser implementado por medio de componentes de hardware dedicados, o por medio de piezas de software ejecutadas por un equipo dedicado y hardware asociado.

Quando la varianza de los pesos aumenta con el tiempo, esto conduce a un llamado problema de degeneración. Esto significa que después de un número de iteraciones, todas menos una partículas tienen pesos normalizados insignificantes. Esto significa básicamente que un gran esfuerzo computacional se dedica a la actualización de las partículas, y la contribución de lo cual a la aproximación de $p(x_k | z_k)$ es casi cero.

15

Una posible forma de superar el problema de la degeneración es volver a muestrear las partículas. El volver a muestrear elimina las muestras con peso bajo y multiplica las muestras con peso alto.

20

Esto se puede hacer mediante la creación de un nuevo conjunto $\left\{ x_k^{j*} \right\}_{j=1}^{N_s}$ tomando muestras de una representación discreta aproximada de $p(x_k | z_{1:k})$. La muestra resultante es de hecho una muestra i.i.d. de esta densidad discreta, y por lo tanto los pesos son restablecidos a $w_k^i = 1/N_s$.

El proceso de volver a muestrear puede ser implementado por medio del proceso de volver a muestrear que se describe a continuación, que comprende los siguientes etapas de:

25

- Requerir $\left\{ \left\{ x_k^i, w_k^i \right\}_{i=1}^{N_s} \right\}$;

- Asegurar $\left\{ \left\{ x_k^{j*}, w_k^j \right\}_{j=1}^{N_s} \right\}$;

- Inicializar la Función de Distribución Acumulativa (CDF): $c_1=0$;

- Para i que varía de 2 a N_s :

- Construir CDF: $c_i = c_{i-1} + w_k^i$;

30

- Iniciar en la parte inferior de la CDF $i = 1$;

- Dibujar un punto de partida: $u_1 \sim U[0, N_s^{-1}]$;

- Para j que varía de 1 a N_s :

- Mover a lo largo de la CDF: $u_j = u_1 + N_s^{-1}(j-1)$;
- Mientras $u_j > c_i$: Incrementar i en 1: $i = i + 1$;
- Asignar la muestra: $x_k^{j*} = x_k^i$;
- Asignar peso: $w_k^j = N_s^{-1}$;
- Asignar precursor: $\hat{j} = i$.

5

Este proceso puede ser implementado por medio de medios apropiados, por ejemplo, implementado por medio de componentes de hardware dedicados, o por piezas de software ejecutadas en un equipo dedicado y hardware asociado.

10

En la clasificación del movimiento de un ser humano, en base a la información en el espectrograma, están implicados fenómenos no lineales. El proceso físico subyacente del movimiento de un ser humano, el modelo de equipo de radar y la transformación de la señal de tiempo de radar al espectrograma, todos contienen elementos no lineales. Algunas soluciones subóptimas también se pueden considerar, tales como el uso de Filtros Kalman Extendidos, por lo general denominados con las siglas "EKF", o Filtros de Kalman Inodoros, normalmente denominados como "UKF", que tienen un rendimiento más bajo cuando la no linealidad es muy grave. Además, podría estudiarse un procedimiento basado en rejillas.

15

20

La clasificación del movimiento de un ser humano se puede interpretar como un problema de estimación de estado con diferentes modos de operación, en base a la clase del objetivo. Estos tipos de problemas pueden ser referidos como salto de Markov o problemas de estimación de estado híbrido, que implica un estado del objetivo de valor continuo así como una variable con valores de modo discretos. Las variables de estado continuas incluyen la velocidad al caminar y la fase del ciclo del modo de andar, mientras que la variable de modo discreto indica la clase diferente del objetivo y los modelos correspondientes. Para los diferentes modos discretos, diferentes procesos físicos vinculan las variables de estado continuas a los espectros medidos. Estos procesos físicos son, por ejemplo un ser humano que camina o un ser humano que corre, pero también el modelado del movimiento de otros orígenes. Para el propósito de la presente invención, la aplicación del filtro de partículas implica la adición de una variable de estado discreta, para cambiar entre los modelos de diferentes modos.

25

Como se ha introducido más arriba, el espectrograma es analizado con un enfoque basado en modelo. Los modelos elegidos para un ser humano caminando y corriendo se presentan en la presente memoria descriptiva y a continuación.

30

El caminar humano es un movimiento complejo de brazos y piernas que se mueven. Caminar es una actividad periódica, en la que un único ciclo del modo de andar está definido como los contactos sucesivos del talón del mismo pie, es decir, una etapa de ambas piernas izquierda y derecha. Durante un único ciclo del modo de andar cada pierna sufre dos fases. En la fase de posicionamiento, el pie correspondiente está en el suelo. La fase de posicionamiento ocupa aproximadamente el 60% del ciclo del modo de andar. En la fase de oscilación, el pie es levantado del suelo con una aceleración o desaceleración.

35

Thalmann desarrolló un modelo para el caminar humano en base a parametrizaciones matemáticas empíricas derivadas de datos experimentales. La influencia del movimiento personalizado se minimiza por medio de un promediado de los parámetros a partir de los datos experimentales.

40

El modelo de Thalmann consiste en dos aspectos. El primer aspecto se refiere a la cinética de las partes del cuerpo modeladas, describiendo por lo tanto las posiciones variables en el tiempo del cuerpo durante un ciclo del modo de andar. El segundo aspecto modela el tamaño y la forma de las partes del cuerpo de un ser humano. Ambos aspectos son tratados por separado en el resto de esta sección.

45

El modelo de Thalmann proporciona posiciones y orientaciones para el cuerpo humano que camina durante un ciclo del modo de andar. El movimiento es descrito por 12 trayectorias. Estas trayectorias consisten en 3 traslaciones y 14 rotaciones, de las cuales 5 están duplicadas para ambos lados del cuerpo. Una lista de las trayectorias del cuerpo del modelo de Thalmann se proporciona en la tabla siguiente:

Trayectoria	Traslación	Rotación del cuerpo	Rotación a la izquierda	Rotación a la derecha
Traslación vertical	$T_V(t_R)$			
Traslación lateral	$T_L(t_R)$			
Traslación hacia delante / atrás	$T_{F/B}(t_R)$			
Rotación hacia delante / atrás		$\theta_{F/B}(t_R)$		
Rotación hacia la izquierda / derecha		$\theta_{L/R}(t_R)$		
Rotación de torsión		$\theta_A(t_R)$		
Flexión de la cadera			$\theta_H(t_R)$	$\theta_H(t_R + 0,5)$
Flexión de la rodilla			$\theta_K(t_R)$	$\theta_K(t_R + 0,5)$
Flexión del tobillo			$\theta_A(t_R)$	$\theta_A(t_R + 0,5)$
Movimiento del tórax		$\theta_{TH}(t_R)$		
Flexión del hombro			$\theta_S(t_R)$	$\theta_S(t_R + 0,5)$
Flexión del codo			$\theta_E(t_R)$	$\theta_E(t_R + 0,5)$

La flexión se entenderá ya sea como doblar una articulación o el movimiento por el control muscular.

Todas las trayectorias dependen de la velocidad al caminar. El modelo toma como entrada una denominada velocidad relativa al caminar v_{rel} en m / s, que es la velocidad al caminar promedio v_{AV} normalizada por un valor adimensional al igual a la altura de la pierna H_t :

5

$$v_{rel} = \frac{v_{av}}{H_t} \quad (8)$$

La altura de la pierna H_t puede ser expresada en términos de la altura total h de del individuo como sigue:

$$H_t = 0,491 \cdot h \quad (9)$$

10

Algunas velocidades ejemplares promedio al caminar, para diferentes velocidades relativas y diferentes alturas se dan en la siguiente tabla. Las velocidades relativas típicas son para un rango humano de caminar entre justamente por encima de 0 m / s y 3 m / s.

15

	h (m)	1,7	1,8	1,9
	H _t (m)	0,83	0,88	0,93
V _{rel} (m/s)		V _{av} (m/s)		
0,5		0,42	0,44	0,47
1,0		0,83	0,88	0,93
1,5		1,25	1,33	1,40
2,0		1,67	1,77	1,87
2,5		2,09	2,21	2,33
3,0		2,50	2,65	2,80

Un aspecto importante del modelo de Thalmann es la relación empírica entre la velocidad relativa v_{rel} y la duración del ciclo de una persona normal caminando, que puede ser formulada por la siguiente relación:

$$R_C = 1,346 \sqrt{v_{rel}} \quad (10)$$

5 En la que R_C es la longitud del ciclo en metros. Otros dos parámetros del modelo de Thalmann están relacionados con el escalado en el tiempo. El tiempo de duración de un ciclo puede ser definido como la relación entre la duración del ciclo R_C y la velocidad relativa v_{rel} :

$$T_C = \frac{R_C}{v_{rel}} \quad (11).$$

10 Finalmente, se introduce un tiempo normalizado al normalizar el tiempo por un valor adimensional de T_C :

$$t_R = \frac{t}{T_C} \quad (12),$$

en la que T_R es el tiempo normalizado en segundos.

Todas las tres trayectorias de la traslación pueden ser descritas por expresiones sinusoidales. Las tres trayectorias de traslación son:

15 1. Traslación vertical: esta modeliza el desplazamiento vertical del centro de la columna vertebral desde la altura de la columna vertebral. La traslación está dada por la siguiente relación:

$$I'_v(t_R) = -a_v + a_v \text{sen}[2\pi(2t_R - 0,35)] \quad (13)$$

siendo $a_v = 0,0015 v_{rel}$.

20 2. Traslación lateral: es una oscilación lateral del centro de la columna vertebral y está dada por la siguiente relación:

$$I'_L(t_R) = a_l \text{sen}[2\pi(t_R - 0,1)] \quad (14)$$

en la que:

$$a_t = \begin{cases} -0,128v_{rel}^2 + 0,128v_{rel} & \text{si } v_{rel} < 0,5 \\ -0,032 & \text{si } v_{rel} > 0,5 \end{cases} \quad (15)$$

3. Traslación adelante / atrás (horizontal): esto modeliza la aceleración del cuerpo al comenzar una nueva etapa y se estabiliza la pierna:

$$T_{F/B}(t_R) = a_{F/D} \text{sen}[2\pi(2t_R + 2\phi_{F/B})] \quad (16)$$

5 en la que

$$a_{F/B} = \begin{cases} -0,084v_{rel}^2 + 0,084v_{rel} & \text{si } v_{rel} < 0,5 \\ -0,021 & \text{si } v_{rel} > 0,5 \end{cases} \quad (17)$$

y $\phi_{F/B} = 0,625 - T_S$. La cantidad T_S indica el tiempo de soporte, es decir: el momento en que uno de los pies está en el suelo, y puede ser determinado a partir del tiempo de ciclo T_C de $T_S = 0,752T_C - 0,143$.

Las formas de estas tres traslaciones están representadas respectivamente en las figuras 2a a 2c.

- 10 Tres de las trayectorias de rotación están descritas también por alguna de las funciones sinusoidales o sinusoidales parciales, como sigue:

1. Rotación hacia delante / hacia atrás, un movimiento de flexión de la parte posterior del cuerpo con respecto a la pelvis antes de cada etapa, para hacer un movimiento hacia adelante de la pierna:

$$Ro_{F/B}(t_R) = -ar_{F/B} + ar_{F/B} \text{sen}[2\pi(2t_R - 0,1)] \quad (18)$$

15 en la que:

$$ar_{F/B} = \begin{cases} -8v_{rel}^2 + 8v_{rel} & \text{si } v_{rel} < 0,5 \\ 2 & \text{si } v_{rel} > 0,5 \end{cases} \quad (19)$$

2. Rotación hacia la izquierda / derecha: esta función en partes modeliza el movimiento de flexión que hace que la pelvis caiga en el lado de la pierna oscilante:

$$Ro_{L/R} = \begin{cases} -ar_{L/R} + ar_{L/R} \cos[2\pi(10t_R / 3)] & \text{si } 0 \leq t_R < 0,15 \\ -ar_{L/R} - ar_{L/R} \cos[2\pi(10(t_R - 0,15) / 7)] & \text{si } 0,15 \leq t_R < 0,5 \\ -ar_{L/R} - ar_{L/R} \cos[2\pi(10(t_R - 0,5) / 3)] & \text{si } 0,5 \leq t_R < 0,65 \\ -ar_{L/R} + ar_{L/R} \cos[2\pi(10(t_R - 0,65) / 7)] & \text{si } 0,65 \leq t_R < 1 \end{cases} \quad (20)$$

20 en la que $ar_{L/R} = 1,66v_{rel}$.

3. Rotación de torsión: la rotación de la pelvis con relación a la columna vertebral para dar un paso se puede expresar por la siguiente relación:

$$Ro_{Tor} = -ar_{Tor} \cos(2\pi t_R) \quad (21),$$

en la que $ar_{Tor} = 4v_{rel}$.

- 25 Las formas de estas tres rotaciones están representadas respectivamente en las figuras 3a a 3c. Las últimas seis trayectorias de rotación están representadas por funciones cúbicas de la espina que pasan por los puntos de control situados en las extremidades de estas trayectorias. Las figuras 4a a 4f ilustran estas trayectorias, junto con sus puntos de control correspondientes, representados por cruces en las figuras.

- 30 Las trayectorias del modelo de Thalmann se pueden utilizar para describir la localización de 17 puntos de referencia. Estos puntos de referencia están ilustrados por la figura 5.

Los 17 puntos de referencia son la cabeza H, el cuello N, el origen de la columna vertebral, el hombro izquierdo y el derecho LS, RS, los codos LE, RE, las muñecas LW, RW, la pelvis LP, RP, las rodillas LK, HK, los tobillos LA, RA y los dedos de los pies LT, RT.

5 Estos 17 puntos de referencia se utilizan como puntos de interconexión de las 14 partes del cuerpo. Estas partes del cuerpo se enumeran en la tabla que sigue, así como sus respectivos tamaños con respecto a la altura total del individuo humano.

Parte del cuerpo	Conectados por articulaciones	tamaño
Cabeza	Cabeza (H)	0,130h
Torso	Cuello (N) - Origen de la columna vertebral (OS)	0,288h
Brazo superior derecho	Hombro derecho (RS) - Codo derecho (OD)	0,188h
Brazo inferior derecho	Codo derecho (OD) - Muñeca derecha (RW)	0,145h
Brazo superior izquierdo	Hombro izquierdo (LS) - Codo izquierdo (LE)	0,188h
Brazo inferior izquierdo	Codo izquierdo (OI) - Muñeca izquierda (LW)	0,145h
Cadera izquierda	Origen de la columna vertebral (OS) - Pelvis izquierda (LP)	0,010h
Cadera derecha	Origen de la columna vertebral (OS) - Pelvis derecha (RP)	0,010h
Pierna superior derecha	Pelvis derecha (RP) - Rodilla derecha (RK)	0,245h
Pierna inferior derecha	Pelvis izquierda (LP) - Rodilla izquierda (LK)	0,246h
Pie derecho	Tobillo derecho (RA) - Dedo del pie derecho (RT)	0,039h
Pierna superior izquierda	Pelvis izquierda (LP) - Rodilla izquierda (LK)	0,245h
Pierna inferior izquierda	Rodilla izquierda (LK) - Tobillo izquierdo (LA)	0,246h
Pie izquierdo	Tobillo izquierdo (LA) - Dedo del pie izquierdo (LT)	0,039h

Las formas de las partes del cuerpo se pueden modelizar como elipsoides, a excepción de la cabeza que es más similar a una esfera.

10 A continuación, en lo que se refiere al ser humano al correr, la presente invención propone recurrir a otro modelo, que se describe a continuación.

15 Existen algunas diferencias fundamentales entre un ser humano caminando y un ser humano corriendo. En primer lugar, en comparación con el andar de un ser humano, la fase de posicionamiento se acorta, lo que significa que la fase de oscilación se alarga. En segundo lugar, no hay tiempo para un doble soporte, lo que significa que no hay tiempo en el ciclo del modo de andar en el que ambos pies están en el suelo. Finalmente, se introduce una nueva fase: la fase de no soporte. En esta fase, ninguna de las piernas están soportando el peso, lo cual puede ser considerado como un período doble de flotación.

20 El comportamiento cinemático de 40 puntos de un ser humano ha sido caracterizado por Vignaud. A partir de mediciones realizadas, la velocidad radial como función de la velocidad media de carrera v_{AV} y del tiempo puede ser modelada.

De acuerdo con una especificidad de la presente invención, con el fin de utilizar el mismo modelo para el tamaño y forma de las partes del cuerpo que las utilizadas para un ser humano que camina, se seleccionan los mismos 17 puntos de referencia que en el modelo de Thalmann presentado más arriba de entre los 40 puntos disponible. Sus

velocidades radiales respectivas como una función de la fase en el ciclo del modo de andar son ilustradas por las curvas en la figura 6. En la figura 6, una primera curva 601 se refiere al torso, una segunda curva 602 se refiere al pie izquierdo, una tercera curva 603 se refiere al pie derecho, una cuarta curva 604 se refiere a la rodilla izquierda, una quinta curva 605 se refiere a la rodilla derecha, una sexta curva 606 se refiere a la cadera izquierda, una séptima curva 607 se refiere a la cadera derecha, una octava curva 608 se refiere al hombro izquierdo, una novena curva 609 se refiere al hombro derecho, una décima curva 610 se refiere al codo izquierdo, una undécima curva 611 se refiere al codo derecho, una doceava curva 612 se refiere a la mano izquierda, y una decimotercera curva 613 se refiere a la mano derecha.

Algunos detalles se proporcionan ahora sobre la implementación del filtro de partículas para el análisis del movimiento de un ser humano.

Se propone que la presente invención se base en el modelo conocido como modelo de Thalmann para el andar de un ser humano, y en el modelo conocido como modelo de Vignaud para el correr de un ser humano. Ambos modelos requieren los mismos tres parámetros de entrada:

- la velocidad relativa v_{rel} en m / s, que es una versión a escala de la velocidad media por un valor adimensional igual a la altura del muslo del individuo, como se indica en la relación (8) anterior;
- la altura h del individuo en m;
- la fase del ciclo del modo de andar ϕ_{GC} , que es un valor adimensional comprendido entre 0 y 1.

Estos tres parámetros de entrada son iguales a los parámetros del movimiento que necesitan ser estimados. De acuerdo con lo propuesto por la presente invención, el vector de estado, en la presente memoria descriptiva y en lo sucesivo denominado x_k , comprende al menos una variable de modo m que representa la clase del modo de andar del objetivo. La variable de modo m puede tener diferentes valores discretos, correspondiente cada uno a la hipótesis de una clase del modo de andar del objetivo típico dado. El vector de estado puede comprender también otros parámetros relacionados con el movimiento del objetivo. La elección de los otros parámetros de movimiento es determinada por la elección de los modelos apropiados de los modos de andar del ser humano típico, que se ha descrito más arriba.

Por ejemplo, el vector de estado x_k puede ser formulado como sigue:

$$x_k = \begin{pmatrix} m \\ v_{rel} \\ h \\ \phi_{gc} \end{pmatrix} \quad (22),$$

en el que v_{rel} es la velocidad relativa del objetivo, por ejemplo, en m / s, que es una versión a escala de la velocidad media por un valor adimensional, por ejemplo igual a la altura del muslo del individuo detectado que forma el objetivo; h es la altura del individuo detectada, en metros, ϕ_{GC} es la fase del ciclo del modo de andar del individuo, que es un valor adimensional comprendido, por ejemplo entre 0 y 1. En la relación (22) indicada más arriba, k indica el tiempo discreto, m puede pertenecer a un conjunto T que comprende los valores discretos, por ejemplo, números enteros 0, 1 y 2. Cada número entero del conjunto T corresponde a una de las hipótesis correspondientes a una pluralidad de clases diferentes, tres en este ejemplo, por ejemplo las tres clases siguientes:

- H_0 : una denominada hipótesis nula, que se utiliza para un movimiento de otro origen distinto a un individuo humano, y para una ausencia de movimiento,
- H_1 : una hipótesis para un individuo humano que camina,
- H_2 : una hipótesis para un individuo humano que corre.

Desde la pdf posterior estimada, la probabilidad de cada hipótesis se puede estimar, como se ha mencionado más arriba, la densidad posterior requerida puede ser representada por un conjunto de muestras aleatorias en el contexto de un filtro de partículas también denominado como partículas, con los pesos asociados y para calcular las estimaciones basadas en estas muestras y pesos.

El resto de la formulación del problema se enfoca en los dos modelos diferentes requeridos para una aplicación del filtro de partículas. En lo que sigue, en primer lugar se presenta el modelo del sistema, seguido por una explicación del modelo de medición.

En un filtro de partículas, el modelo del sistema proporciona la relación entre las variables de estado en la etapa de tiempo posterior $k + 1$ y en el tiempo actual k . Para el vector de estado x_k , presentado en la relación (22) anterior, esta relación está dada por:

$$x_{k+1} = x_k + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{\Delta t}{T_C} \end{pmatrix} + v_k \quad (23),$$

5 en la que Δt es el tiempo entre dos índices de tiempo discretos sucesivos k , T_C es el tiempo de duración de un ciclo del modo de andar y v_k representa el vector de ruido del proceso. Este vector de ruido del proceso se puede construir como se formula por la siguiente relación:

$$v_k = \begin{pmatrix} v_m \\ v_{vel} \\ v_h \\ v_{\phi_{gc}} \end{pmatrix} \quad (24).$$

Los diferentes elementos del vector de ruido del proceso en la relación anterior (24) tienen el siguiente significado:

- 10
- El ruido del proceso en la clase del objetivo v_m puede ser modelado como un proceso de Markov con una matriz de probabilidad de transición π . Esto modela la posibilidad de un cambio en la clase del objetivo de la medición. Tales fenómenos pueden ocurrir por ejemplo cuando una persona cambia su modo de andar de caminar a correr o viceversa. Otro caso muy probable de un fenómeno de este tipo es un individuo que detiene su movimientos o comienza a moverse, yendo por lo tanto, de un estado de no movimiento a un estado de caminar o de correr. La matriz de probabilidad de transición de este proceso puede ser formulada por la siguiente relación:
- 15

$$v_m = \Pi_k \equiv \Pi = \begin{pmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} \\ P_{20} & P_{21} & P_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,98 & 0,01 & 0,01 \\ 0,01 & 0,98 & 0,01 \\ 0,01 & 0,01 & 0,98 \end{pmatrix} \quad (25)$$

- El origen físico del ruido del proceso de la velocidad relativa es la aceleración o desaceleración de un individuo en un determinado período de tiempo, cuando cambia la velocidad del modo de andar.

20 Este ruido de proceso puede ser dado por la siguiente relación:

$$v_{vel} = a\Delta t \quad (26).$$

25 Una aceleración máxima típica para el movimiento de un ser humano es de $2 \text{ m} / \text{s}^2$. En este caso la aceleración a puede ser modelada como un proceso gaussiano de media cero, en el que el valor de tres sigma 3σ se establece igual al mismo valor que la aceleración típica máxima, asegurando por lo tanto que el 99,8% de la curva de Gauss se encuentra dentro de estos límites maximales. La distribución gaussiana de media cero proporciona una distribución más probable de no aceleración en absoluto a una probabilidad que disminuye gradualmente hacia la aceleración máxima. En resumen, la aceleración a se puede distribuir de acuerdo con la siguiente relación:

$$a \sim N(a; \mu_a, \sigma_a^2) = N(a; 0, 0.44) \quad (27),$$

- 30
- el ruido del proceso en la altura también puede ser modelado como un proceso gaussiano de media cero, tal como se formula por la siguiente relación:

$$v_h \sim N(v_h; \mu_{v_h}, \sigma_{v_h}^2) = N(v_h; 0, 0.0025) \quad (28).$$

- la última entrada de ruido del proceso modela el ruido en la fase en el ciclo del modo de andar. Para ello, una distribución uniforme entre $-0,01$ y $0,01$ se puede elegir, como se da por la siguiente relación:

$$v_{\varphi_{gc}} \sim U(-0.01, 0.01) \quad (29).$$

El modelo de medición h_k a partir de la relación (2) anterior muestra la relación entre las variables de estado y el espectrograma. Este modelo de medición h_k se usa para la traslación de las variables de un vector de estado x_k a un espectro estimado $\tilde{s}(t_{meas}, v_r)$.

- 5 En la presente invención, los datos medidos son las huellas del espectrograma, que pueden estar indicadas como $s(t_{meas}, v_r)$, en la que v_r es la velocidad radial en m / s y t_{meas} indica el tiempo de medición en segundos.

Este proceso comprende varias etapas y tiene que ser realizado para cada partícula. Este proceso es ilustrado de una manera sinóptica por la figura 7.

- 10 En una primera etapa 71, las variables de estado del vector de estado x_k^i se utilizan para determinar las posiciones cinemáticas de las 17 articulaciones en base ya sea del modelo de Thalmann o del modelo de Vignaud. A continuación, estas posiciones se utilizan en combinación con las dimensiones de la parte del cuerpo humano modelado, para modelizar una señal de radar recibida $r(n)$ en una segunda etapa 72. Por último, la señal de radar $r(n)$ se convierte en un espectro estimado \tilde{s} en una tercera etapa 73. Las tres etapas 71, 72, 73 se describen en detalle en la presente memoria descriptiva y en lo que sigue. Estas tres etapas 71, 72, 73 pueden ser implementadas por los medios adecuados, por ejemplo, implementadas por medio de componentes de hardware dedicados, o por medio de piezas de software ejecutadas por un equipo dedicado y hardware asociado.

• Primera etapa 71 de estimación de las posiciones cinemáticas

- 20 Con la finalidad de la claridad de la descripción, se puede suponer que el ser humano se mueve en la dirección radial del radar y se está alejando del radar. Por lo tanto, todas las velocidades medidas se corresponden con las velocidades reales de las partes del cuerpo, ya que estas son las velocidades radiales. En realizaciones preferidas de la invención, el ángulo bajo el cual se mueve el individuo puede ser tomado en cuenta en el vector de estado.

- 25 Un segundo supuesto se puede hacer, de acuerdo con el cual en $t_{meas} = 0$, la posición inicial del individuo con respecto al radar es conocida. En la primera etapa del modelo de medición, el objetivo es la obtención de las posiciones de las 17 articulaciones del modelo cinemático y estimar las dimensiones de las partes del cuerpo. Estas posiciones se estiman para cada partícula, en base a las variables de estado en el vector de estado x_k^i . Pueden producirse las siguientes dos posibilidades:

1. La variable de modo m del vector de estado x_k^i es 0, y por lo tanto se asume la hipótesis nula. En este caso no se estiman posiciones, puesto que se asume que no hay ningún movimiento de un ser humano;
2. La variable de modo m es igual a 1 o 2, lo que indica un ser humano que camina o que corre, respectivamente. En este caso, la velocidad relativa v_{rel} , la altura h y la fase en el ciclo del modo de andar φ_{gc} se utilizan como entradas ya sea del modelo de Thalmann o del modelo Vignaud, respectivamente, con el fin de estimar las posiciones cinemáticas y las dimensiones de las partes del cuerpo.

- 35 El espectrograma medido se puede obtener mediante la realización de una Transformada de Fourier de Tiempo Corto, por lo general denominada con las siglas "STFT" en la señal de vídeo del radar. Una STFT consiste en realizar una transformación de Fourier en una base de bloque por bloque, por ventanas de tiempo, en lugar de la transformación de toda la señal a la vez. A diferencia de una transformada de Fourier clásica, una STFT contiene tanto información sobre cómo el contenido de frecuencia de la señal cambia en el tiempo. Se puede pensar que el resultado de una transformación de Fourier de ventana de este tipo es el comportamiento de la frecuencia de una señal durante el tiempo cubierto por la ventana considerada.

- 40 Una STFT puede ser formulada por la siguiente relación:

$$STFT(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)w(\tau - t)e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (30),$$

en la que s es la señal que debe ser transformada y w es la función de ventana. La resolución obtenida en el tiempo es mejor, se elige la ventana w más estrecha con el coste de una resolución de frecuencia más pobre. Por lo tanto existe un compromiso en la selección de la resolución de tiempo y frecuencia.

- 45 El cuadrado de la STFT es denominado como el espectrograma, que se puede utilizar para tener una idea de la distribución de la energía de la señal en el dominio de tiempo - frecuencia conjunto. El espectrograma modo puede ser formulado de este por la siguiente relación:

$$\text{Espectrograma} = |STFT(t, \omega)|^2 \quad (31)$$

Por ejemplo, la ventana deslizante que se utiliza para convertir la señal de vídeo de radar al espectrograma puede tener una longitud L de 512 muestras. Por lo tanto, para obtener un espectrograma estimado, las posiciones de una ventana similar se tienen que estimar. Una configuración de una ventana de este tipo se ilustra en la figura 8. En un momento determinado en el espectrograma t_{meas} , es necesario estimar una traza del espectrograma, en base a la información de las variables de estado de esa partícula X_k^i . La fase del ciclo del modo de andar φ_{GC} se puede utilizar como el centro de la ventana. Usando la frecuencia de muestreo del radar f_s , o el tiempo de muestreo Δt_s , combinado con la duración estimada del ciclo del modo de andar T_C las otras fases de muestras de la ventana pueden ser determinadas. Por ejemplo, la frecuencia de muestreo utilizada para las mediciones puede ser 8820 Hz. Finalmente, las fases estimadas del ciclo del modo de andar se utilizan en combinación con la velocidad relativa y la altura en el vector de estado para determinar las posiciones.

• Segunda etapa 72 de modelado del equipo de radar

En la segunda etapa 72 del modelo de medición, el objetivo es modelizar la señal de radar recibida, en base a las posiciones cinemáticas y a las dimensiones del modelo de cuerpo ser humano estimadas. La señal recibida puede ser modelada como la superposición de retorno de las 14 partes del cuerpo. Esto proporciona la siguiente señal recibida $r(n)$:

$$r(n) = \sum_{i=1}^{14} A_i e^{j4\pi R_i / \lambda} \quad \text{para } n=0,1,\dots,L-1 \quad (32)$$

en la que A_i indica la amplitud recibida y R_i la distancia radial de la parte del cuerpo correspondiente i .

En una realización preferida de la presente invención, el radar utilizado para la medición puede ser un radar de onda continua, por lo general denominado por el acrónimo radar de CW, que por ejemplo transmite una señal con una frecuencia de 24 GHz. En la citada realización ejemplar la longitud de onda λ es entonces igual a 0,125 m. El radar utilizado para la medición también puede ser, por ejemplo, un radar de Onda Continua de Frecuencia Modulada, normalmente denominado por el acrónimo radar de FMCW.

Se debe observar aquí que junto al alto potencial para la detección, clasificación e identificación que permite, la explotación del efecto micro - Doppler introduce otra ventaja para aplicaciones de vigilancia y de seguridad. De hecho, estas aplicaciones a menudo requieren que los sensores sean de bajo costo y tengan un bajo consumo de energía. Como se ha descrito más arriba, gracias a la presente invención, un radar de Onda Continua o de Onda Continua en Frecuencia Modulada se puede utilizar, por ejemplo, que es un tipo de sensor que cumple tales requisitos, y que además es muy adecuado para la medición de la velocidad Doppler con la precisión necesaria.

La amplitud A_i puede ser estimada en base a la ecuación del radar formulada por la siguiente relación:

$$A_i = C \frac{P_{\text{EIRP}} \lambda^4 \sigma_i}{4\pi^3 R_i^4} \quad (33),$$

en la que C denota una ganancia agregada del sistema. Esta ganancia puede ser estimada mediante la realización de una medición de calibración. Un valor ejemplar típico de esta ganancia es 56,3 dB. La potencia radiada isótropa efectiva realiza la ganancia de la antena de transmisión y la potencia transmitida y es en este caso a modo de ejemplo igual a - 10 dBW. Por último, la Sección Transversal del Radar, por lo general denominada por las siglas RCS, de cada parte del cuerpo σ_i puede ser estimada utilizando el modelo de RCS para un elipsoide. La amplitud de la dispersión y la fase de un elipsoide viene dada por la siguiente relación:

$$\sqrt{\sigma_i} = \frac{R_e^3 \frac{1}{2} H_e \sqrt{\pi}}{(R_e \text{sen}(\theta_e))^2 + (\frac{1}{2} H_e \cos(\theta_e))^2} e^{j\frac{2\pi}{\lambda} r_i} \quad (34),$$

en la que R_e es el radio del elipsoide en metros, H_e es la altura del elipsoide en metros, θ es el ángulo con el eje de altura y r_i es la distancia entre el radar y el centro del elipsoide. El desplazamiento de fase es una aproximación. Como ejemplo, las RCS para las partes del cuerpo de un ser humano con una altura de 1,8 m se dan en la siguiente tabla:

Parte del cuerpo	R_e (m)	H_e (m)	σ (m ²)
Cabeza	0,1	0,23	$3,66 \cdot 10^{-2}$
Torso	0,15	0,52	$10,8 \cdot 10^{-2}$
Parte superior del brazo	0,06	0,34	$1,56 \cdot 10^{-2}$
Antebrazo	0,05	0,27	$1,12 \cdot 10^{-2}$
Cadera	0,07	0,17	$1,89 \cdot 10^{-2}$
Muslo	0,07	1,96	$0,16 \cdot 10^{-2}$
Parte inferior de la pierna	0,06	1,24	$0,08 \cdot 10^{-2}$
Pie	0,05	0,26	$1,14 \cdot 10^{-2}$

La amplitud de dispersión y la fase en la relación (34) anterior proporcionan el tiempo promedio de la RCS.

En las aplicaciones prácticas, la RCS varía en el tiempo debido, por ejemplo, a las condiciones climáticas y las variaciones de la RCS del mismo cuerpo por diferentes prendas de vestir y la flexión de las partes del cuerpo. Los modelos de fluctuación de Swerling describen diferentes fluctuaciones de las RCS en el tiempo.

En el contexto de la presente invención, se puede utilizar el modelo V de Swerling, lo que supone una RCS constante a lo largo de la medición.

- Tercera etapa 73 de la conversión de la señal de radar recibida a un espectro estimado

La tercera etapa 73 del modelo de medición, como se ilustra en la figura 7, convierte la señal de radar recibida para un espectro estimado $\tilde{s}(t, v_r)$. En primer lugar, en el ejemplo introducido más arriba, la señal $r(n)$ de tiempo de una longitud de 512 muestras se puede disponer en una ventana con una ventana de Hanning $w(n)$. A continuación, una Transformada Rápida de Fourier, por lo general denominada con las siglas FFT, se puede realizar para obtener el espectro, tal como es formulado por la siguiente relación:

$$\tilde{s}(t, v_r) = F(w.x) \quad (35).$$

La explicación que se ha mencionado más arriba para la estimación del espectro se mantiene para las hipótesis de un ser humano caminando y corriendo. Un enfoque diferente se puede utilizar para estimar el espectro en el caso de la hipótesis nula. El espectro de la hipótesis nula puede ser modelado como un espectro de Gauss alrededor de la velocidad Doppler cero, y como ruido para las otras velocidades. El solicitante de hecho ha realizado varias pruebas y simulaciones, de acuerdo con las cuales diferentes huellas correspondientes a diferentes animales que caminan presentan similitudes con una forma gaussiana alrededor de la velocidad Doppler cero. Para velocidades más altas, el espectro consiste principalmente en ruido.

Además, el desorden puede ser modelado en la mayoría de los casos como una función cardinal sinusoidal o función "sinc" con su centro en Doppler cero. La parte central de una función sinc tiene una forma similar a un espectro de Gauss y por lo tanto el espectro de desorden, es decir, sin movimiento, se puede aproximar adecuadamente por medio de una forma gaussiana.

Por tanto, la presente invención propone modelizar la hipótesis nula como un espectro gaussiano con diferentes frecuencias de centro distribuido $V_{center,null}$, anchuras σ_{null}^2 , amplitudes A_{null} y compensaciones $s_{0,null}$, como es formulado por la siguiente relación:

$$\tilde{s} = A_{null} \exp\left\{-\frac{(v - v_{center,null})^2}{2\sigma_{null}^2}\right\} + s_{0,null} \quad (36).$$

Los diferentes parámetros de la hipótesis nula se pueden elegir para que tengan las siguientes distribuciones (la letra U que representa una distribución uniforme):

- $A_{null} \sim U(1,400^{-1})$, que es similar a una amplitud comprendida entre - 52 dB y 0 dB;
- $\sigma_{null}^2 \sim U(0,0.5)$;
- $S_{0,null} T \sim (,1)$;

y puede ser elegida de tal manera que se aproxime a ambos espectros de diferentes animales y desorden.

Más detalles sobre la aplicación de un filtro de partículas de acuerdo con la presente invención se proporcionan a continuación.

10 Como se ha descrito con anterioridad, uno de los requisitos de una aplicación de filtro de partículas es que la distribución inicial $p(x_0)$ de las variables de estado esté disponible para el muestreo. Estas distribuciones iniciales $p(x_0)$ se utilizan para la etapa de predicción de la primera iteración. Los supuestos hechos para estas distribuciones iniciales se describen en primer lugar a continuación. Entonces, conocer la forma funcional de la función de probabilidad $p(z_k|x_k)$ es también un requisito para una implementación del filtro de partículas. La derivación de la función de probabilidad $p(z_k|x_k)$ se describe en la presente memoria descriptiva más adelante.

15 Se puede suponer la siguiente distribución inicial de las diferentes variables de estado:

- La variable de modo m es seleccionada con la misma probabilidad, tal como se indica en la siguiente relación:

$$p(m = 0) = p(m = 1) = p(m = 2) = 1/3 \quad (37).$$

- La velocidad relativa v_{rel} sigue una distribución uniforme entre 0 m / s y 5 m / s:

20 $p(v_{rel}) = U(0, 5) \quad (38).$

- La altura del individuo sigue una distribución gaussiana con una media μ_h de 1,7 m y una varianza σ_h^2 de 0,07 m:

$$p(h) = N(h; \mu_h, \sigma_h^2) = N(h; 1.7, 0.07) \quad (39).$$

- La fase se selecciona de una distribución uniforme entre 0 y 1:

25 $p(\varphi_{gc}) = U(0,1) \quad (40).$

La derivación de la función de probabilidad $p(z_k|x_k)$ se describe a continuación. La función de probabilidad se utiliza para asignar pesos a las partículas. Como se ha descrito más arriba, se determina un espectro estimado \tilde{s} para cada partícula. La relación entre el espectro medido s y el espectro estimado \tilde{s} puede ser formulada como sigue:

$$s = \tilde{s} + n \quad (41),$$

30 en la que n es un proceso de medición de ruido i.i.d., que sigue una distribución normal compleja de media cero (indicada por las letras "NC" más abajo) con una varianza σ_n^2 :

$$p(n_i) = CN(n_i; 0, \sigma_n^2) \quad (42).$$

Ambos vectores tienen la misma longitud, que corresponde al número de casillas de Doppler N_{bins} .

35 Suponiendo que para cada casilla de Doppler el error entre el espectro medido s_i y el espectro estimado \tilde{s}_i es un i.i.d. variable y sigue una distribución normal de media cero con una varianza σ_n^2 , esto da como resultado la siguiente función de probabilidad:

$$p(s|\tilde{s}) = \prod_{i=1}^{N_{bins}} \left\{ \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{s_i - \tilde{s}_i}{\sigma_n} \right)^2 \right] \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \right\} \quad (43).$$

Maximizar la probabilidad de la ecuación formulada en la relación (43) anterior es equivalente a maximizar su logaritmo, o reducir al mínimo el negativo de su logaritmo. Por lo tanto la probabilidad máxima se puede obtener cuando la expresión que se formula a continuación se reduce al mínimo:

$$\left[\sum_{i=1}^{N_{bins}} \frac{(s_i - \tilde{s}_i)^2}{2\sigma_n^2} \right] - N_{bins} \log \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \quad (44).$$

- 5 Por lo tanto, la expresión de la relación (44) anterior tiene su mínimo cuando para todos las casilla de Doppler se mantiene $s_i = \tilde{s}_i$, Es decir cuando el espectro estimado es igual al espectro medido.

Puesto que N y σ en la relación (44) anterior son constantes, minimizar esta expresión es equivalente a minimizar la siguiente expresión:

$$\sum_{i=1}^{N_{bins}} (s_i - \tilde{s}_i)^2 = \sum_{i=1}^{N_{bins}} \epsilon_i \quad (45),$$

- 10 lo cual corresponde a un ajuste por mínimos cuadrados. En esta relación se introduce un error ϵ , que es igual a la diferencia de mínimos cuadrados de cada casilla de Doppler. Este ajuste por mínimos cuadrados es un estimador de máxima verosimilitud de los errores de estimación independientes y normalmente distribuidos con varianza constante. Este estimador de máxima verosimilitud se puede utilizar para asignar un peso a las partículas. De la relación (45) anterior se puede ver que se obtiene la probabilidad máxima cuando se minimiza el error para cada casilla de
- 15 Doppler. Por lo tanto para un pequeño error, el espectro estimado \tilde{s} se debe asignar un peso mayor y vice - versa. La inversa de la señal de error se puede utilizar para asignar pesos a las partículas, tal como es formulado por la relación a continuación:

$$w^j = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{bins}} \epsilon_i} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{bins}} (s_i - \tilde{s}_i)^2} \quad \text{para } j=1,2,\dots,N_s \quad (46)$$

- 20 Las distribuciones iniciales de las variables de estado y la función para asignar peso a las partículas proporcionadas en la relación (46) permiten implementar completamente el filtro de partículas.

- Se debe observar que aunque los ejemplos que se han descrito más arriba se refieren a la caracterización del movimiento de los individuos humanos, la presente invención se puede aplicar a la caracterización del movimiento de individuos, debiéndose ser entendida la expresión "individuo" en su acepción más amplia. En otras palabras, la presente invención se puede aplicar notablemente también a la caracterización del movimiento de los animales, en la
- 25 medida en la que se recurra a modelos del modo de andar de los animales apropiados.

REIVINDICACIONES

1. Sistema (1) de caracterización del movimiento de al menos un individuo que forma un objetivo, que comprende:
 - un radar que emite señales electromagnéticas hacia el objetivo y recibe las señales de eco producidas de salida como datos de radar como una función del tiempo,
 - 5 • medios de preprocesamiento (11) que reciben los datos de radar como entrada y salida de un espectrograma que representa variaciones en el tiempo del espectro Doppler de los datos de radar a partir de los cuales un único espectro Doppler en un instante de tiempo de la medición es denominado como una medición,
 - 10 • medios caracterizadores (13) configurados para producir de salida una estimación de densidad de probabilidad del estado de un objetivo,
- el sistema está **caracterizado porque** el citado estado es descrito por un vector de estado que comprende al menos una variable de clasificación del modo de andar del objetivo y un conjunto de parámetros de movimiento, comprendiendo los medios caracterizadores unos medios de estimación que estiman la densidad de probabilidad del citado vector de estado para cada una de las citadas mediciones recibidas.
- 15 2. Sistema (1) de acuerdo con la reivindicación 1, **caracterizado porque** el citado vector de estado comprende una variable de clasificación del modo de andar del objetivo (m) que representa una clase del modo de andar del objetivo, cuyo valor pertenece a un conjunto de tantos valores discretos como los diferentes modelos del modo de andar típicos.
 - 20 3. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, **caracterizado porque** los citados parámetros de movimiento son la velocidad relativa v_{rel} , que es una versión a escala de la velocidad media por un valor adimensional igual a la altura del muslo del individuo, la altura h del individuo y la fase ϕ_{gc} del ciclo del modo de andar del individuo, que es un valor adimensional comprendido entre 0 y 1.
 - 25 4. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes 2 o 3, **caracterizado porque** los modelos del modo de andar comprenden un primer modelo de modo de andar, un segundo modelo de modo de andar y un tercer modelo de modo de andar, modelando el primer modelo de modo de andar a un individuo humano que camina, modelando el segundo modelo de modo de andar a un individuo humano que corre, y modelando el tercer modelo de modo de andar a una hipótesis nula correspondiente al movimiento de otro objeto o a ningún movimiento.
 - 30 5. Sistema (1) de acuerdo con la reivindicación 4, **caracterizado porque** el primer modelo de modo de andar es un modelo tipo de Thalmann de un ser humano que camina, que describe el movimiento por medio de 12 trayectorias y 17 puntos de referencia corporal, como una función de la velocidad relativa v_{rel} y un tiempo normalizado t_R definido como la relación entre el tiempo t y la duración de tiempo T_C de un ciclo del modo de andar, que se define como la relación entre una longitud de ciclo del modo de andar R_C y la velocidad relativa v_{rel} .
 - 35 6. Sistema (1) de acuerdo con la reivindicación 5, **caracterizado porque** el segundo modelo de modo de andar es un modelo de un ser humano que corre, que describe el movimiento por medio de los citados 17 puntos de referencia del cuerpo y sus velocidades radiales respectivas, como una función de la fase en el ciclo del modo de andar ϕ_{gc} .
 - 40 7. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores 4 a 6, **caracterizado porque** la hipótesis nula es modelada por un espectro de Gauss con frecuencias centrales distribuidas determinada $v_{center,null}$, anchuras σ_{null}^2 , amplitudes A_{null} y desplazamientos $s_{0,null}$.
 8. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, **caracterizado porque** el radar es del tipo de Onda Continua.
 9. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores 1 a 7, **caracterizado porque** el radar es del tipo de Onda Continua en Frecuencia Modulada.
 - 45 10. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores 1 a 7, **caracterizado porque** el radar es un radar de impulsos.
 11. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, **caracterizado porque** los citados medios de estimación están formados por un filtro de partículas.

12. Sistema (1) de acuerdo con la reivindicación 11, **caracterizado porque** el filtro de partículas utiliza un modelo de sistema que proporciona la relación entre las variables de estado del vector de estado en una etapa de tiempo próximo un $k + 1$ y una etapa de tiempo actual k dada por:

$$x_{k+1} = x_k + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{\Delta t}{T_C} \end{pmatrix} + v_k$$

5 en la que Δt es el tiempo entre dos índices de tiempo discreto sucesivos k , T_C es el tiempo de duración de un ciclo del modo de andar y v_k representa un vector de ruido del proceso.

13. Sistema (1) de acuerdo con la reivindicación 12, **caracterizado porque** el vector de ruido del proceso v_k se construye como es formulado por la siguiente relación:

$$v_k = \begin{pmatrix} v_m \\ v_{v_{rel}} \\ v_h \\ v_{\varphi_{gc}} \end{pmatrix},$$

10 en la que v_m es el ruido del proceso en la clase del objetivo y se modela como un proceso de Markov con una matriz de probabilidad de transición π ; $v_{v_{rel}}$ es el ruido del proceso en la velocidad relativa del objetivo y viene dada por la relación $v_{v_{rel}} = a\Delta t$; v_h es el ruido del proceso de la altura modelado como un proceso Gaussiano de media cero, $v_{\varphi_{gc}}$ es el ruido del proceso en la fase en el ciclo del modo de andar, y es una distribución uniforme comprendida entre $-0,01$ y $0,01$.

- 15 14. Sistema (1) de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores 11 a 13, **caracterizado porque** el filtro de partículas es implementado por medio de la asignación de los pesos w^j a un número N_s de partículas de acuerdo con la siguiente relación:

$$w^j = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{bins}} \epsilon_i} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{bins}} (s_i - \tilde{s}_i)^2} \quad \text{para } j=1,2,\dots,N_s$$

20 en la que N_{bins} denota un número de casillas de Doppler, s_i y \tilde{s}_i indican respectivamente el espectro medido y el espectro estimado para una casilla de Doppler determinada i , y ϵ_i indica la diferencia de mínimos cuadrados de cada casilla de Doppler i .

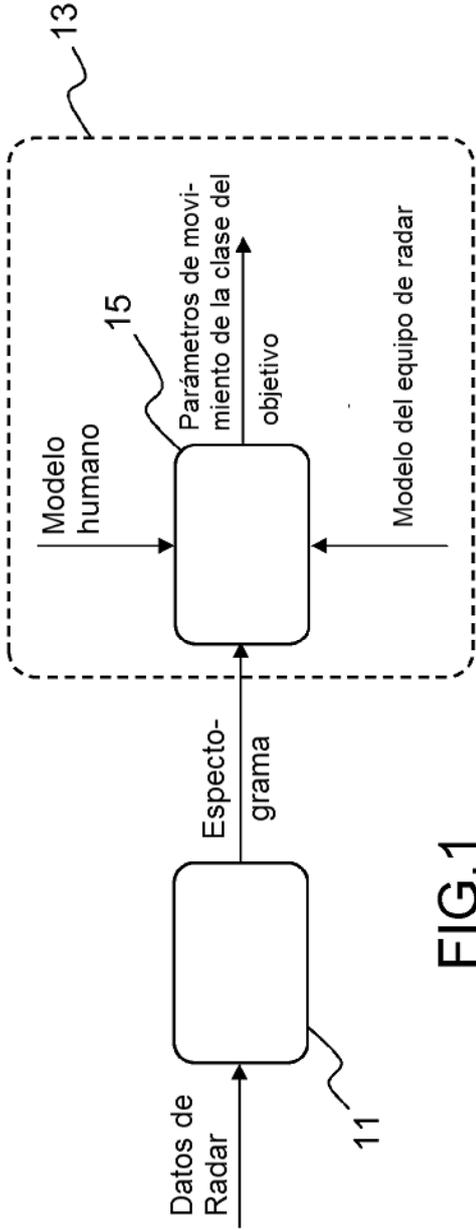


FIG.1

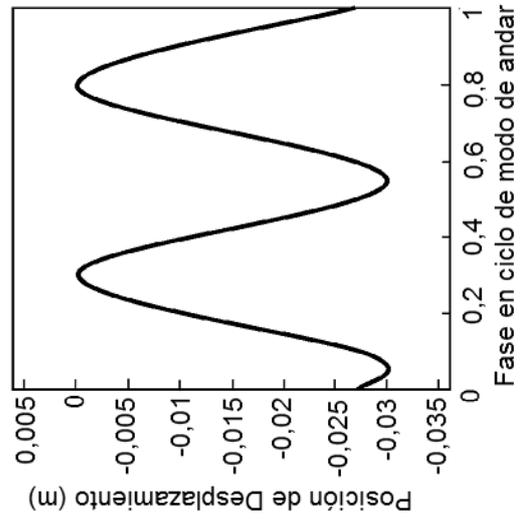


FIG.2a

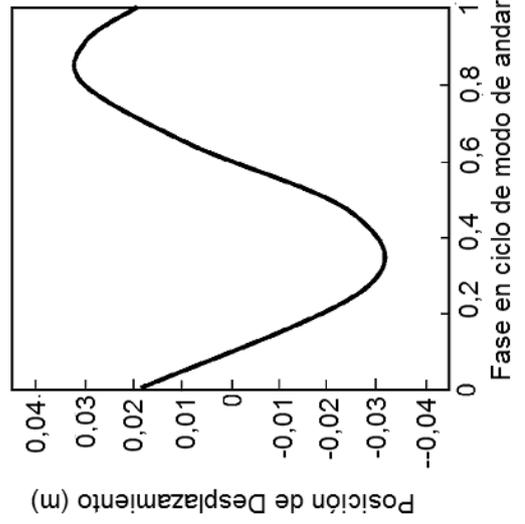


FIG.2b

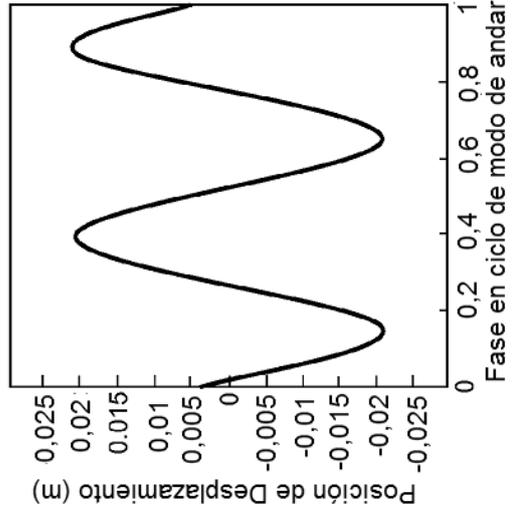


FIG.2c

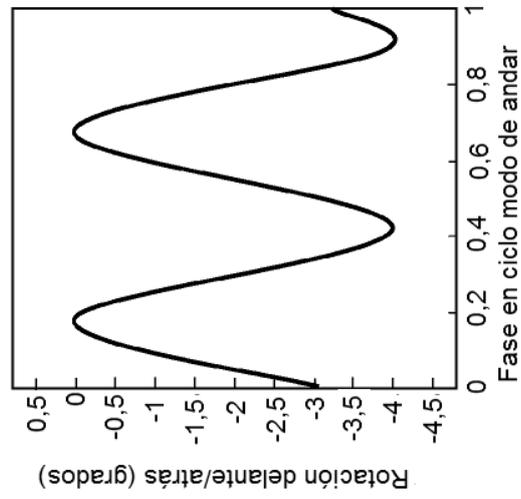


FIG.3a

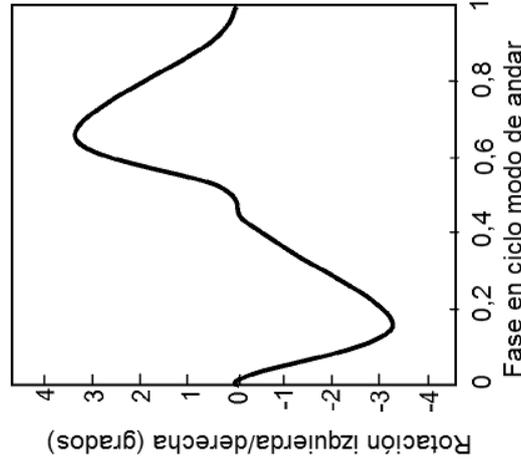


FIG.3b

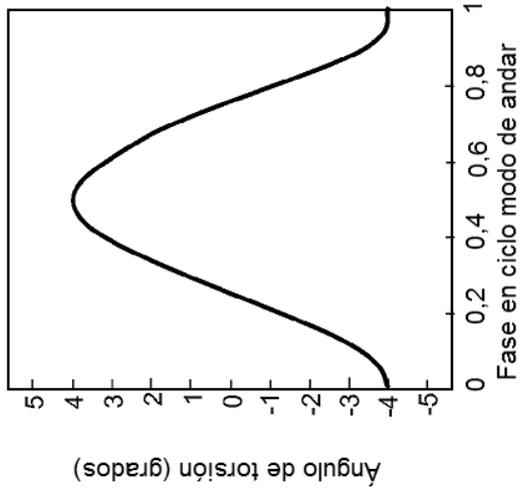


FIG.3c

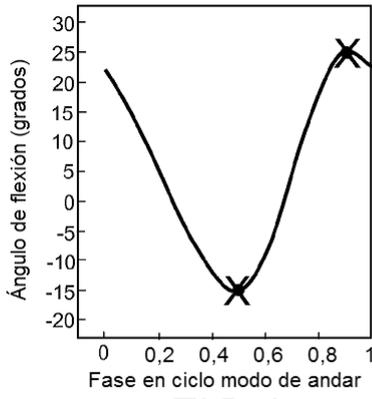


FIG.4a

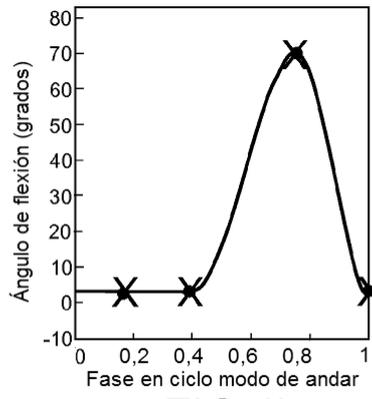


FIG.4b

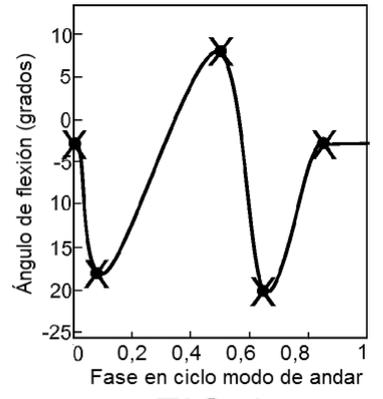


FIG.4c

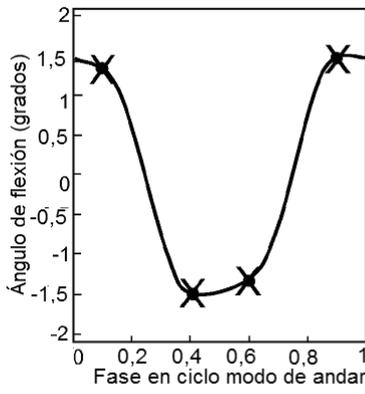


FIG.4d

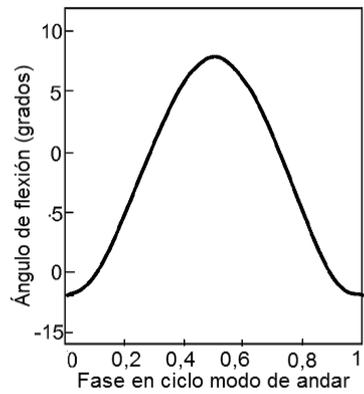


FIG.4e

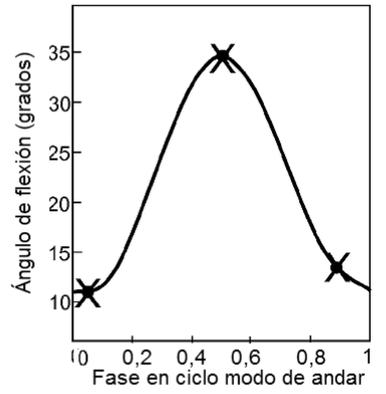


FIG.4f

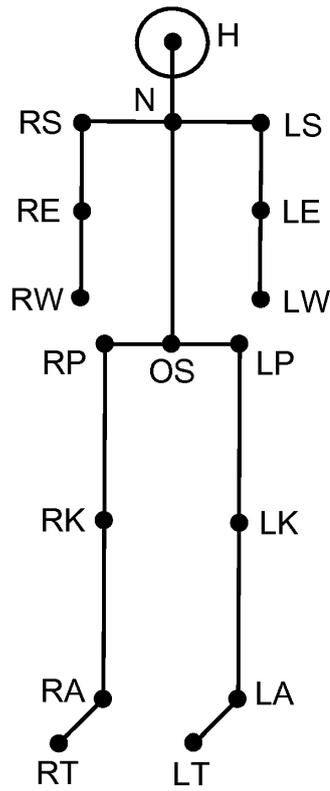


FIG.5

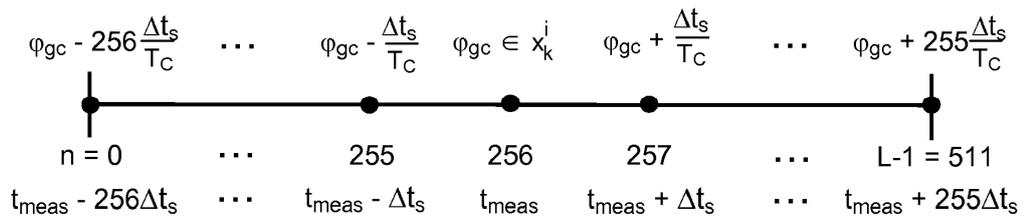


FIG.8

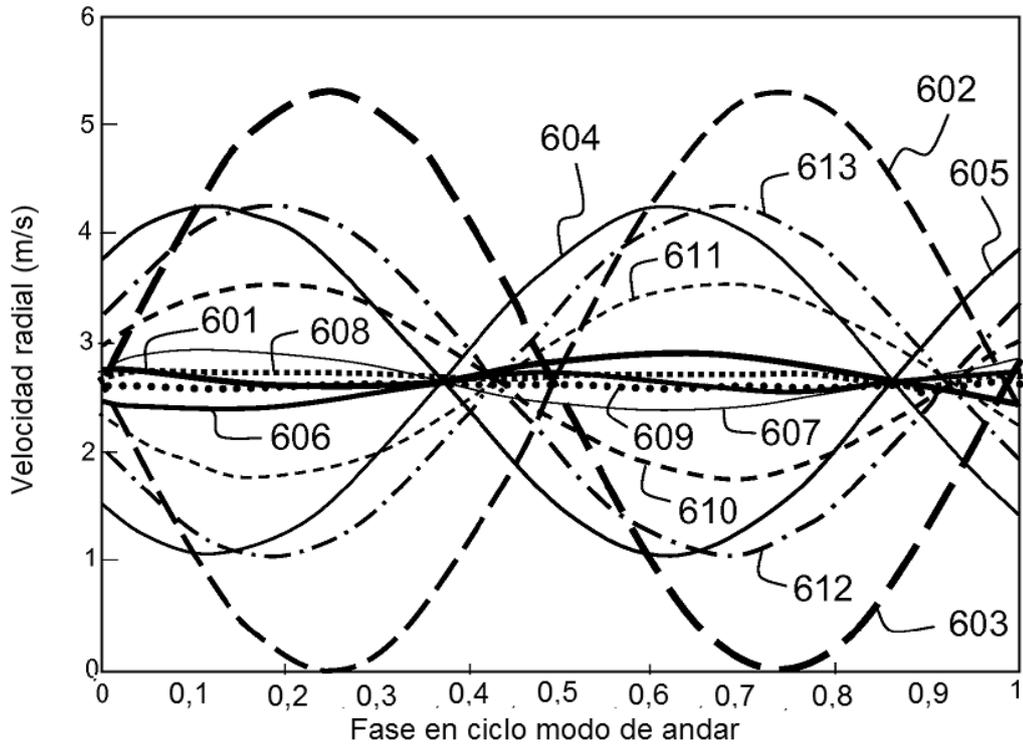


FIG.6

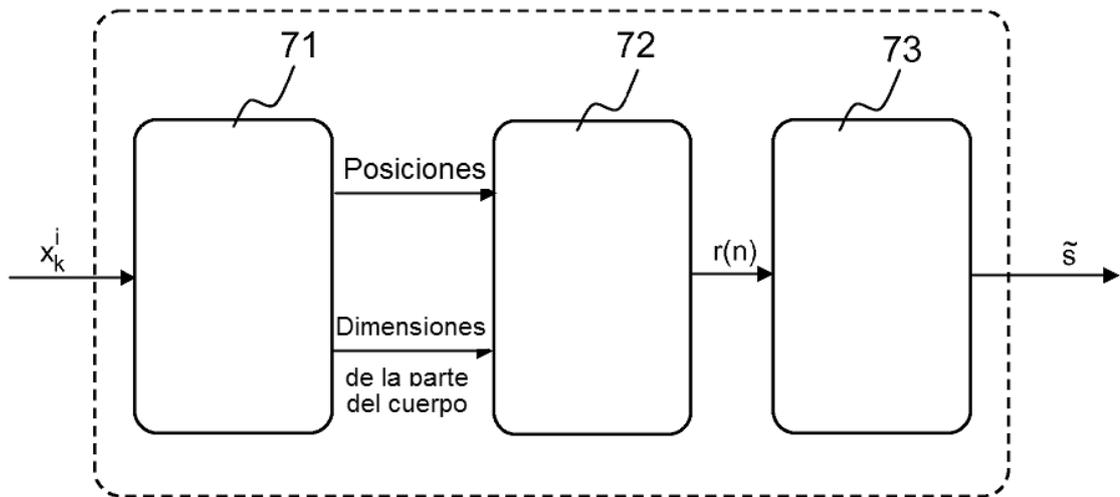


FIG.7