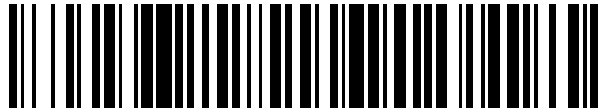


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 716 551**

51 Int. Cl.:

G06K 9/00 (2006.01)

G01S 7/41 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **18.04.2011 PCT/GB2011/050761**

87 Fecha y número de publicación internacional: **27.10.2011 WO11131973**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **18.04.2011 E 11716019 (2)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **26.12.2018 EP 2561464**

54 Título: **Clasificación de perfiles de rango**

30 Prioridad:

21.04.2010 EP 10250803
21.04.2010 GB 201006629

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
13.06.2019

73 Titular/es:

BAE SYSTEMS PLC (100.0%)
6 Carlton Gardens
London SW1Y 5AD, GB

72 Inventor/es:

MILLER, ROBERT, JAMES

74 Agente/Representante:

CARPINTERO LÓPEZ, Mario

ES 2 716 551 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

Clasificación de perfiles de rango

La exposición se refiere a la clasificación de objetos utilizando perfiles de rango y en particular, pero no exclusivamente, al reconocimiento de objetos basado en modelos que representan perfiles de rango potencial para esos objetos.

- 5 Es conocido el uso de perfiles de rango de alta resolución para distinguir entre diferentes tipos de objeto, por ejemplo aeronaves. El enfoque más común ha sido utilizar clasificadores estadísticos que requieren entrenamiento con mediciones extensivas de todos los objetos de interés desde todos los puntos de vista. Estos datos son utilizados para entrenar a un clasificador. Sin embargo, obtener los datos de entrenamiento requeridos es una barrera significativa a la aplicación práctica de técnicas que utilizan este enfoque.
- 10 Un enfoque alternativo conocido, que evita la necesidad de hacer grandes cantidades de mediciones con un sensor de antemano, comienza por la determinación de las ubicaciones de características físicamente identificables sobre un objeto que se conocen o es probable que es probable que den lugar a distintas características en un perfil de rango, tal como picos brillantes en un retrodispersor o características debidas a un sombreado. Estas ubicaciones pueden ser determinadas por ejemplo utilizando esquemas de ingeniería, fotografías o modelos a escala, por ejemplo.
- 15 Una de tales características ha sido identificada a partir de datos distintos de las mediciones directas de un sensor, una forma de modelo de dispersión puede ser construida para cada objeto de interés. Estos modelos principalmente indican la ubicación de características en un perfil de rango detectado pero no sus amplitudes. Para clasificar perfiles de rango observados de nuevo, las ubicaciones de las características son extraídas del perfil mediante un procesamiento de señal apropiado, luego sus posiciones son comparadas con las indicadas por cada modelo, y el perfil es clasificado de acuerdo con la correspondencia más próxima.

El artículo "Radar target recognition based on peak location of HRR profile and HMMS classifiers" de Pei y Bao, publicado en RADAR 2012 en Edimburgo, UK, describe un reconocimiento de objetivo con perfiles de rango de alta resolución. Las características utilizadas son la distancia de picos a una referencia. La clasificación es conseguida con Modelos Ocultos de Markov (HMM).

- 25 El artículo de periódico "Robust Statistical Feature Based Aircraft Identification" de Michel y Westerkamp publicado en IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 35, N° 3, Julio de 1999, describe el reconocimiento de un objetivo con perfiles de rango de alta resolución. Los patrones de pico son utilizados como características. Un modelo probabilístico para detectar ubicaciones de pico y amplitudes de pico es construido.

- 30 El artículo "Spatio-temporal target identification method of high-range resolution radar" de Zhou et al., publicado en el Pattern Recognition Journal, vol. 33, págs. 1-7, 2000, describe el reconocimiento de objetivo con perfiles de rango de alta resolución. Las características utilizadas son los patrones de pico o los perfiles de rango. La clasificación se consigue con los HMM.

- 35 La comparación entre las ubicaciones de las características extraídas y las predichas por el modelo es un desafío ya que a menudo sucede que algunas características preferidas no siempre son observadas y pueden ser observadas algunas características que no son predichas por el modelo. Es necesario un enfoque que alivie estas dificultades.

Desde un primer aspecto, la presente invención reside en un método para clasificar un perfil de rango dado, que comprende:

- (i) recibir el perfil de rango dado que ha de ser clasificado;
- 40 (ii) agrupar fuentes de información que dan detalles estructurales de objetos de interés, en donde las fuentes de información son fuentes distintas de las mediciones directas de sensor;
- (iii) seleccionar a partir de dichas fuentes de información las características que probablemente aparecen de forma más destacada como picos de retrodispersión en datos de rango de los objetos de interés;
- 45 (iv) generar para cada objeto en el conjunto de objetos de interés, un modelo probabilístico que representa, para una o más orientaciones diferentes del objeto, posibles secuencias de distancias entre características del objeto seleccionadas como que probablemente producen como resultado distintos picos en datos de rango del objeto, en donde las posibles secuencias de distancias son derivadas de una primera representación probabilística de cada característica seleccionada; y
- 50 (v) clasificar un perfil de rango dado derivando una secuencia de distancias observadas a partir de la separación de distintos picos en un perfil de rango dado y calculando, para cada uno o más modelos probabilísticos generados en la etapa (iv), la probabilidad de que el modelo genere la secuencia de distancias observada, estando el objeto cuyo modelo genera la secuencia observada con la mayor probabilidad asociado con el perfil de rango dado,

en donde dichos datos de rango y el perfil de rango dado se relacionan y son mediciones directas de sensor generadas por un radar de resolución de rango elevado, un lidar, o un sonar, en donde dichos distintos picos corresponden a picos de retrodispersión procedentes del objeto, y

en donde dichos objetos de interés comprenden al menos un vehículo, barco, y/o aeronave.

5 Así, de acuerdo con la presente invención, se genera una primera representación probabilística para representar características particulares de cada objeto de interés. Esta primera representación probabilística será denominada en la descripción específica que sigue como un "modelo de firma principal". A partir de esta primera representación probabilística de características se genera un modelo probabilístico para cada objeto. El modelo probabilístico será denominado como el "modelo probabilístico secundario" en la descripción específica que sigue. Los modelos probabilísticos sirven como la base para la posterior clasificación de perfiles de rango.

10 Así, en una realización preferida de la presente invención, en la etapa (iv) del método, generar el modelo probabilístico comprende las etapas de:

15 (a) generar una primera representación probabilística que define la incertidumbre en la ubicación de cada una de las características seleccionadas del objeto y la incertidumbre de si se ha observado o no cada una de las características,

(b) derivar, para una o más orientaciones del objeto, secuencias deducidas de las características que pueden ser observadas como distintos picos en los datos de rango para el objeto, y las posibles secuencias de distancias entre dichas características en cada secuencia deducida; y

20 (c) generar, a partir de la primera representación probabilística y de las posibles secuencias de distancias, un modelo probabilístico para el objeto a partir del cual se puede calcular la probabilidad de que una secuencia de distancias observada corresponda a una posible secuencia derivada de la primera representación probabilística.

25 La primera representación probabilística de características puede ser construida directamente a partir de un conocimiento de las propiedades físicas del objeto, derivadas por ejemplo a través de un análisis de dibujos de ingeniería, fotografías, u otras fuentes de información acerca del objeto. Secuencias de características observables, y las secuencias de distancias correspondientes entre ellas, son deducidas de la primera representación probabilística. Una representación probabilística secundaria del objeto es generada a continuación en forma de un modelo probabilístico, denominado en lo que sigue como el "modelo probabilístico secundario", a partir del cual es posible calcular la probabilidad de que cualquier secuencia de distancias dada pueda ser generada por el modelo probabilístico.

30 En otra realización preferida, en la etapa (iv) del método, el modelo probabilístico para el objeto comprende un conjunto de uno o más HMM, definiendo cada HMM, para una orientación diferente del objeto, probabilidades para las posibles secuencias de distancias entre las características del objeto seleccionadas.

35 Los inventores en el presente caso han identificado que pueden utilizarse los HMM para implementar el modelo probabilístico con varias ventajas. Pueden aplicarse técnicas conocidas asociadas con los HMM para calcular la probabilidad de ocurrencia de una secuencia de distancias en un perfil de rango dado a partir de cada uno de los modelos probabilístico basados en HMM.

40 Una ventaja particular de las realizaciones preferidas de la presente invención es que los HMM son muy adecuados para los problemas donde las características pueden no ser observadas de manera fiable de modo que, asociados con cualquier característica particular, hay generalmente menos de un 100% de probabilidad de observación y pueden perderse características, es decir donde no son detectadas de manera fiable - un problema significativo con mediciones de perfil de rango. También son tolerantes de la ocurrencia de características observadas adicionales que pueden no haber sido representadas en el modelo de firma principal. Ambas de estas propiedades son muy deseables en el contexto de los sistemas de reconocimiento basados en el uso de perfiles de rango. Los HMM son generados para cada tipo de objeto de interés en ángulos de aspecto apropiados a la orientación del objeto. Si hay alguna incertidumbre en la orientación del objeto, pueden generarse HMM sobre un rango de ángulos de aspecto.

45 Una vez que el modelo probabilístico está en forma de un HMM, pueden utilizarse técnicas estándar para comparar los HMM para cada objeto de interés con un conjunto de características derivado de un perfil medido de nuevo. Para cada modelo, se calcula una probabilidad de que el conjunto de características observadas derive del modelo probabilístico y el perfil medido es entonces clasificado de acuerdo a qué modelo probabilístico, y por tanto qué objeto, produce la mayor probabilidad. La capacidad de utilizar el HMM en este contexto permite que se haga una comparación consistente con modelos probabilísticos claramente formulados de características de objeto.

50 La probabilidad de ocurrencia de una secuencia dada a partir de varios modelos principales diferentes puede ser comparada y aplicada para clasificar el origen de la secuencia y por tanto la identidad del objeto de entre los objetos moderados en el modelo de firma principal.

5 En una realización preferida, la etapa (v) del método comprende además estimar la orientación de un objeto representado en el perfil de rango dado y en donde uno o más modelos probabilísticos comprenden los HMM generados para objetos que tiene sustancialmente la orientación estimada. La orientación puede ser estimada utilizando técnicas conocidas basadas en una secuencia de observaciones del objeto. Esto ayuda a reducir el número de cálculos que necesitan ser hechos, permitiendo que solamente un subconjunto de los modelos probabilístico disponibles sea evaluado.

Otra característica ventajosa de los modelos probabilísticos definidos de acuerdo con la presente invención es que pueden ser utilizados para generar datos de perfil para utilizar en análisis de pruebas y rendimiento de clasificadores. Así, en otra realización preferida, el método comprende además la etapa de:

10 (vi) generar una pluralidad de ejemplos de un perfil de rango para uno o más de los objetos de interés a partir de sus HMM respectivos y utilizar la técnica de simulación para generar resultados de clasificación para un conjunto particular de los HMM de modo que predigan el rendimiento potencial de un clasificador.

Desde un segundo aspecto, la presente invención reside en un aparato para clasificar un perfil de rango dado que comprende:

- 15 una entrada para recibir el perfil de rango dado que ha de ser clasificado;
- medios de agrupación para agrupar fuentes de información que dan detalles estructurales de objetos de interés, en donde las fuentes de información son fuentes distintas de las mediciones directas de sensor;
- medios de selección para seleccionar a partir de dichas fuentes de información características que es probable que aparezcan de manera más destacada como picos de retrodispersión en datos de rango de los objetos de interés;
- 20 medios de generación para generar, para cada objeto del conjunto de objetos de interés, un modelo probabilístico que representa, para una o más orientaciones diferentes del objeto, posibles secuencias de distancias entre características del objeto seleccionado que probablemente produzcan como resultado picos distintos en datos de rango para el objeto, en donde las posibles secuencias de distancia son derivadas a partir de una primera representación probabilística de cada una de dichas características seleccionadas; y
- 25 medios de clasificación para clasificar el perfil de rango dado derivando una secuencia de distancias observada a partir de la separación de distintos picos en el perfil de rango dado y calculando, para cada uno o más modelos probabilísticos generados por los medios de generación, la probabilidad de que el modelo genere la secuencia de distancias observadas, estando el objeto cuyo modelo genera la secuencia observada con la mayor probabilidad asociado con el perfil de rango dado,
- 30 en donde dichos datos de rango y el perfil de rango dado se relacionan con y son mediciones directas de sensor generadas por un radar de resolución de elevado rango, un lidar, o un sonar,
- en donde dichos picos distintos corresponden a picos en retrodispersión procedentes del objeto, y
- en donde dichos objetos de interés comprenden al menos un vehículo, barco, y/o aeronave.

35 Preferiblemente, el modelo probabilístico comprende un conjunto de uno o más HMM, definiendo cada uno de ellos, para una orientación diferente del objeto, probabilidades para las posibles secuencias de distancias entre dichas características seleccionadas del objeto.

Desde un tercer aspecto, la presente invención reside en un programa de ordenador que, cuando es cargado sobre un ordenador de propósito general y ejecutado, implementa el método desde el primer aspecto, definido anteriormente.

40 La aplicación de la presente invención es a cualquier clase de objeto en donde puede esperarse que los perfiles de rango permitan de manera razonable la discriminación entre diferentes tipos de objeto. Así, por ejemplo, se espera que la técnica sea aplicable a la clasificación de vehículos terrestres, aeronaves y barcos.

45 Los perfiles de rango pueden ser derivados a partir de una variedad de diferentes tipos de sensor, por ejemplo radar, sonar y lidar. Para cada uno de los diferentes tipos de sensor, estarán representadas las características de un objeto por los denominados "picos" en las señales emitidas por el sensor, que representan por ejemplo puntos de retrodispersión brillante detectados por el sensor. Sin embargo, será evidente que tales "picos" pueden representar no solamente puntos de elevada intensidad de señal, sino también puntos de baja intensidad de señal en salidas de sensor, por ejemplo donde las sombras causen una caída en la salida de energía óptica por un sensor óptico de lidar, siendo sin embargo representativos de la posición de una característica detectable del objeto.

Así, los problemas abordados adoptando el método de acuerdo con la presente invención incluyen:

50 1) consideración explícita de características observadas con una probabilidad menor del 100% con una mejora esperada el rendimiento de la clasificación;

2) tolerancia a observación de características no representadas por el modelo que puede ser debida a ruido o a propiedades del objeto no reconocidas.

Realizaciones preferidas de la presente invención serán descritas a continuación con más detalle, a modo de ejemplo solamente con referencia a los dibujos adjuntos, de los que:

5 La fig. 1 proporciona dos vistas de un vehículo típico de interés que indica la ubicación relativa de características adecuadas para representación en un modelo de firma principal del vehículo de acuerdo con realizaciones preferidas de la presente invención;

10 La fig. 2 muestra las etapas principales en la generación de un modelo probabilístico secundario para un objeto y para la realización de la clasificación de un perfil de rango dado utilizando el modelo generado, de acuerdo con la presente invención.

15 En realizaciones preferidas de la presente invención se ha proporcionado una estructura mediante la cual objetos tales como vehículos terrestres o aeronaves de distintos tipos pueden ser identificados a partir de perfiles de rango de alta resolución. Esta estructura está basada en un modelo probabilístico explícito, denominado como un modelo de firma principal, la deducción de secuencias de observaciones que pueden producirse a partir de este modelo, y su representación en un modelo probabilístico secundario a partir del cual puede ser calculada la probabilidad de ocurrencia de cada posible secuencia para un número de orientaciones diferentes del objeto respectivo. La probabilidad de ocurrencia de una secuencia dada a partir de varios modelos diferentes puede ser comparada y aplicada para clasificar el origen de la secuencia de observaciones en un perfil de rango dado.

20 En primer lugar, para proporcionar un ejemplo de los tipos de características que pueden dar lugar a secuencias de observaciones en un perfil de rango, se ha proporcionado un diagrama en la fig. 1 de un vehículo terrestre típico de interés potencial.

25 Con referencia inicialmente a la fig. 1a, se ha mostrado un vehículo terrestre 10 en perfil lateral. La fig. 1a muestra las ubicaciones de un conjunto de características del vehículo 10 que o bien son conocidas o probablemente resulten en regiones de retrodispersión brillante en un perfil de rango del vehículo 10. Las ubicaciones de esas características están indicadas por una serie de líneas paralelas 12, 14, 16 y 18 alineadas con la nariz, la cola, el frente de la torreta y la parte posterior de la torreta, respectivamente. Con referencia a la fig. 1b, se ha proporcionado una vista en planta del vehículo 10 con las mismas características indicadas desde esa orientación. Quedará claro que la dirección desde la que el vehículo 10 es observado alterará las distancias percibidas entre las características observadas y la secuencia de su observación. Está también claro que en algunas orientaciones, no representadas en la fig. 1, ciertas características puede no ser observables en un perfil de rango en absoluto. Dichas variaciones son tenidas en cuenta en el proceso de modelado probabilístico y clasificación de acuerdo con la presente invención, como se describirá a continuación.

30 Un proceso preferido para generar los modelos de firma principal y probabilístico secundario para un objeto tal como el vehículo 10 de la fig. 1, el proceso de clasificación de un perfil de rango dado y el reconocimiento de un objeto, por ejemplo, el vehículo 10, a partir de su perfil de rango, será descrito a continuación con referencia al diagrama de flujo mostrado en la fig. 2. Este proceso puede ser aplicado al modelado de vehículos terrestres o a cualquier tipo de objeto que tenga varias características que probablemente proporcionen picos prominentes de retrodispersión en perfiles de rango y por los que el objeto puede ser reconocido posteriormente, de acuerdo con la presente invención.

35 Con referencia a la fig. 2, el proceso preferido comprende tres etapas que conducen a la clasificación de un perfil de rango - en particular: en 200, para cada objeto de interés, la generación de un modelo de firma principal de características que pueden ser observadas en perfil de rango del objeto; en 205 la derivación de posibles secuencias de características y las probabilidades que pueden ser observadas en perfiles de rango para cada uno de los objetos de interés en diferentes orientaciones y por tanto un modelo probabilístico secundario para cada objeto; y, en 210, las etapas de clasificación de un perfil de rango observado como perteneciente a un objeto particular a partir de entre los modelados.

40 Con referencia inicialmente a la fig. 2a, la generación de un modelo de firma principal (200) para un objeto comienza en ETAPA 215 con la agrupación de fuentes de información que dan detalles estructurales y preferiblemente dimensiones del objeto (asumiendo que el propio objeto no está disponible para su estudio). Dichas fuentes pueden incluir dibujos de ingeniería, fotografías y modelos a escala del objeto, como se ha descrito anteriormente. En la ETAPA 220, el estudio de tales fuentes indirectas de información permite que las características que han de ser seleccionadas sea probable que aparezcan de manera destacada como picos de retrodispersión en perfiles de rango reales del objeto cuando es visto en diferentes orientaciones. Habiendo seleccionado un conjunto de características para el objeto particular, sus ubicaciones $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ son determinadas como distancias lineales desde un punto de referencia, preferiblemente la ubicación x_0 de la característica delantera del objeto en una orientación dada. En la ETAPA 225, el campo angular de visibilidad de cada característica seleccionada es también determinado y registrado.

45 La ubicación de cada característica seleccionada está sujeta no solamente a un error de ubicación sino también a la detección imperfecta por un sensor. Los errores de ubicación son modelados preferiblemente por variables aleatorias Gaussianas dependientes entre sí con desviación σ estándar. Una estimación del valor de σ está basada preferiblemente

sobre la experiencia anterior de observaciones desde un sensor relevante. Diferentes tipos de sensor son capaces de crear perfiles de rango para un objeto con diferentes grados de resolución. Por ello, en la ETAPA 230, un modelo de firma principal para el objeto puede ser ensamblado modelando cada una de las características seleccionadas como siendo observadas con una probabilidad de detección p_d . Una estimación del valor de p_d está basada de nuevo preferiblemente en la experiencia anterior de observaciones desde el sensor relevante. El modelo de firma principal puede ser generalizado fácilmente para permitir diferentes valores de desviación estándar y la probabilidad de detección para cada ubicación de característica, como sería evidente para una persona experta en este campo.

Para un tipo de objeto dado, la información principal disponible relativa a la ubicación de características que se pueden observar es su ubicación con relación a algún punto fijo en el objeto. En el modelo de firma principal (200) es por ello necesario considerar un conjunto de características derivadas que puede consistir, por ejemplo, del conjunto de diferencias consecutivas en la ubicación de características observables a lo largo de la longitud del objeto. En la generación del modelo de firma principal, se ha tenido en cuenta no solamente las probabilidades de la característica que es observada, sino también las orientaciones potenciales del objeto. Así, en una orientación dada la si ocurren características en las ubicaciones $\{x_0, x_1, x_2, x_3\}$, entonces la secuencia de diferencias $\{x_1 - x_0, x_2 - x_1, x_3 - x_2\}$ puede ser generada.

La secuencia de características observables generada por las diferencias es solamente un modo de generar una secuencia a partir del modelo de firma principal, hay muchas posibilidades alternativas tales como la secuencia $\{x_1 - x_0, x_2 - x_1, x_3 - x_2\}$. La presente invención está destinada a incluir todos los modos posibles de construir una secuencia cuya probabilidad de ocurrencia pueda ser calculada a partir de un modelo probabilístico para el objeto. En una forma preferida de modelo de firma principal, generada en la ETAPA 230, los pares de características pueden ser especificados por un par de índices (j,k) donde $k > j$ y k puede tener cualquier valor $\leq n$, donde n es el número de características, ya que las características individuales no siempre son detectadas en un perfil de rango dado. La probabilidad de ocurrencia de los diferentes pares de características definidos de acuerdo con el modelo de firma principal y la distribución de las diferencias en su ubicación es considerada más adelante y forma la base de una técnica de clasificación preferida para perfiles de rango representados de acuerdo con este modelo.

Con referencia a la fig. 2b, se genera (205) un modelo probabilístico secundario para cada objeto de interés, que comprende uno o más Modelos Ocultos de Markov (HMM) cada uno de los cuales representa posibles emparejamientos de características que pueden ser detectadas en un perfil de rango dado a lo largo del objeto en una orientación particular. Un HMM consiste de un número de estados, es decir N, con un conjunto de probabilidades de transición asociadas de cualquier estado a otro, indicado por A, donde A es una matriz N x N. En cualquiera de los estados N, cualquiera de un conjunto de M símbolos puede ser producido de manera aleatoria de acuerdo con las probabilidades especificadas en una matriz B de N x M. Un HMM genera una secuencia de símbolos comenzando en algún estado, generando un símbolo en ese estado, transitando a otro estado, generando otro símbolo y así sucesivamente. Los estados nunca son observados directamente; solamente los símbolos generados en un estado dado – de ahí la naturaleza "oculta" de esta forma de modelo.

Para aplicar un HMM a la clasificación de características definidas de acuerdo con el modelo de firma principal esquematizado anteriormente, se requiere un HMM que sea capaz de representar las diferencias en la ubicación de características sucesivas sobre un objeto, ya que solamente estas diferencias en la ubicación son observables en perfiles de rango. Así, en la ETAPA 240 en la fig. 2b, las posibles ubicaciones de características observables, en forma de elementos de retrodispersión en un perfil de rango, son determinadas para cada una de varias posibles orientaciones diferentes del objeto. Un modelo basado en HMM es propuesto en el que cada estado representa la ocurrencia de un par de características sucesivas. Así, por ejemplo, si un objeto tiene tres características etiquetadas 1, 2 y 3, entonces los posibles pares sucesivos son (1,2), (1,3), (2,3). Las posibles secuencias de distancias para las características modeladas en el modelo de firma principal son determinadas en la ETAPA 245. En general, si hay m características entonces hay $M = \frac{1}{2} m(m-1)$ posibles pares sucesivos y así de distancias entre pares. Estos pares pueden ser etiquetados por un índice q dado por la siguiente relación:

$$q(j, k, m) = k + (j - 1)m - \frac{1}{2} j(j + 1) \quad (1)$$

La relación (1) permite que se hagan corresponder pares de características, en la ETAPA 250, a estados particulares en un HMM.

Si cada característica se ha observado con una probabilidad p_d , entonces la probabilidad de que el primer par observado sea (j,k) viene dada como sigue. La probabilidad de que la característica inicial observada sea j es $(1-p_d)^{j-1} p_d$; la probabilidad de que la siguiente característica observada sea k es $(1-p_d)^{k-j-1} p_d$; así la probabilidad total de que el primer par observado sea (j,k) viene dada por:

$$\pi((j, k)) = p_d^2 (1 - p_d)^{k-2} \quad (2)$$

La probabilidad de hacer una transición desde el estado q_1 al estado q_2 es cero a menos que la característica posterior de $q_1 = (j_1, k_1)$ sea idéntica a la característica anterior de $q_2 = (j_2, k_2)$. La probabilidad de transición es entonces la

probabilidad de que la característica k_2 sea observada directamente después de la característica k_1 , es decir $(1-p_d)^{k_2-k_1-1} p_d$. La probabilidad de transición neta viene dada por ello por:

$$\tau((j_1, k_1), (j_2, k_2)) = p_d (1 - p_d)^{k_2 - k_1 - 1} \delta_{j_2 k_1} \quad (3)$$

5 Como se ha mencionado anteriormente, la medición de la ubicación de características está sujeta a un error de medición. Por tanto, en cualquier estado particular, se genera una variable aleatoria que representa la diferencia en ubicación de las dos características con variación aleatoria debida a error de medición. Dejar que el error de medición para la ubicación de cada característica sea idéntico y venga dado por σ y dejar que la ubicación de cada característica venga dada por x_j ; a continuación una variable aleatoria δ generada para el estado $q = (j, k)$ es normalmente distribuida como sigue ($N(\mu, \sigma^2)$ representa una variable aleatoria distribuida normalmente con una media μ y una varianza σ^2):

$$10 \quad \delta_q = \delta_{(j,k)} \sim N(x_k - x_j, 2\sigma^2) \quad (4)$$

Las variables aleatorias generadas por un HMM en diferentes estados son independientes, si no hay correlación entre ellas; así, para $q_1 \neq q_2$:

$$\text{cov}(\delta_{q_1}, \delta_{q_2}) = 0 \quad (5)$$

Aquí, $\text{cov}(x, y) = E(xy) - E(x)E(y)$ para cualesquiera dos variables aleatorias y $E()$ es el valor esperado.

15 Considerando el modelo de firma principal esquematizado anteriormente, se ha observado que pueden ser correlacionadas realmente diferencias de ubicación o, más precisamente, anti-correlacionadas. Considerando pares adyacentes (j_1, k_1) y (j_2, k_2) tales que $j_2 = k_1$; entonces debido a la variable aleatoria común $x_{k_1} = x_{j_2}$, la covarianza de las diferencias viene dada por:

$$\text{cov}(\delta_{q_1}, \delta_{q_2}) = -\sigma^2 \quad (6)$$

20 Esto implica que el HMM puede ser considerado solamente como una aproximación al modelo de firma principal. Sin embargo, el HMM parece ser efectivo en la clasificación de perfiles de rango generados de acuerdo con el modelo principal (200).

25 Con referencia a la fig. 2c, en una técnica preferida (210) para clasificar un perfil de rango dado, en la ETAPA 260 el proceso comienza ubicando eventos de retrodispersión en el perfil y, en la ETAPA 265, determinando una secuencia de distancias - diferencias de rango - entre eventos de retrodispersión ubicados sucesivos en el perfil. En la ETAPA 270, se proporciona una etapa opcional para estimar la orientación de un objeto representado por el perfil de rango dado, por medio de una técnica conocida, tal que solamente aquellos HMM en el modelo probabilístico secundario que representan objetos sustancialmente en la misma orientación estimada pueden ser seleccionados para el análisis. En la ETAPA 275, cualquiera de los HMM seleccionado o la totalidad de los HMM generados por el proceso 205 son considerados a su vez con la secuencia de distancias derivada desde la ETAPA 265 para proporcionar estimaciones de la probabilidad de que las secuencias observadas en el perfil puedan ser generadas por el HMM. Una técnica para el cálculo de tales probabilidades está descrita por ejemplo en L.R. Rabiner "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proc. IEEE, vol 77, N° 2, págs.. 257-286, Febrero de 1989. Una vez calculadas, las probabilidades con respecto a cada HMM son comparadas, en la ETAPA 280, y el perfil de rango dado es clasificado de acuerdo a cuál de los HMM puede generar la secuencia observada con la mayor probabilidad.

35 Además de la clasificación, los HMM pueden también ser utilizados para generar ejemplos de perfiles a partir de los modelos, de modo que, para un conjunto de modelos dados, puede utilizarse la simulación de Monte Carlo para generar resultados de clasificación para un conjunto particular de modelos. La capacidad para predecir el rendimiento potencial a partir de un conjunto de modelos sin el uso de mediciones es una propiedad muy valiosa que puede ser utilizada para ayudar a definir cómo se aplica el clasificador.

40 Los HMM son un tipo particular de modelos gráficos probabilísticos que pueden ser expresados un gráfico matemático que indica la dependencia condicional entre un conjunto de variables aleatorias. Pueden aplicarse modelos gráficos más generales para conseguir la clasificación de objetos dentro del alcance de la presente invención, como resultaría evidente para una persona experta en la técnica relevante.

45

REIVINDICACIONES

1 Un método para clasificar un perfil de rango dado, que comprende:

(i) recibir el perfil de rango dado que ha de ser clasificado;

5 (ii) agrupar fuentes de información que dan detalles estructurales de objetos de interés, en donde las fuentes de información son fuentes distintas de las mediciones directas de sensor;

(iii) seleccionar a partir de dichas fuentes de información las características que probablemente aparecen de forma más destacada como picos de retrodispersión en datos de rango de los objetos de interés;

10 (iv) generar para cada objeto en el conjunto de objetos de interés, un modelo probabilístico que representa, para una o más orientaciones diferentes del objeto, posibles secuencias de distancias entre características del objeto seleccionadas como que probablemente producen como resultado distintos picos en datos de rango del objeto, en donde las posibles secuencias de distancias son derivadas de una primera representación probabilística de cada característica seleccionada; y

15 (v) clasificar un perfil de rango dado derivando una secuencia de distancias observadas a partir de la separación de distintos picos en un perfil de rango dado y calculando, para cada uno o más modelos probabilísticos generados en la etapa (iii), la probabilidad de que el modelo genere la secuencia de distancias observada, estando el objeto cuyo modelo genera la secuencia observada con la mayor probabilidad asociado con el perfil de rango dado,

en donde dichos datos de rango y el perfil de rango dado se relacionan y son mediciones directas de sensor generadas por un radar de resolución de rango elevado, un lidar, o un sonar,

20 en donde dichos distintos picos corresponden a picos de retrodispersión procedentes del objeto, y

en donde dichos objetos de interés comprenden al menos un vehículo, barco, y/o aeronave.

2. El método según la reivindicación 1, en donde, en la etapa (iv), generar el modelo probabilístico comprende las etapas de:

25 a) generar una primera representación probabilística que define la incertidumbre en la ubicación de cada una de las características seleccionadas del objeto y la incertidumbre de si se ha observado o no cada una de las características,

b) derivar, para una o más orientaciones del objeto, secuencias deducidas de las características que pueden ser observadas como distintos picos en los datos de rango para el objeto, y las posibles secuencias de distancias entre dichas características en cada secuencia deducida; y

30 c) generar, a partir de la primera representación probabilística y de las posibles secuencias de distancias, un modelo probabilístico para el objeto a partir del cual se puede calcular la probabilidad de que una secuencia de distancias observada corresponda a una posible secuencia derivada de la primera representación probabilística.

3. El método según la reivindicación 1 o la reivindicación 2, en donde, en la etapa (iv), el modelo probabilístico para el objeto comprende un conjunto de uno o más Modelos Ocultos de Markov – HMM, definiendo cada HMM, para una orientación diferente del objeto, probabilidades de las posibles secuencias de distancias entre dichas características seleccionadas del objeto.

4. El método según la reivindicación 3, en donde la operación (v) comprende además estimar la orientación de un objeto representado en el perfil de rango dado y en donde dicho uno o más modelos probabilísticos comprenden HMM generados para objetos que tienen sustancialmente dicha orientación estimada.

40 5. El método según la reivindicación 3 o la reivindicación 4, que comprende además la etapa de:

(vi) generar una pluralidad de ejemplos de un perfil de rango para uno o más de los objetos de interés a partir de sus HMM respectivos y utilizar una técnica de simulación para generar resultados de clasificación para un conjunto particular de HMM de modo que predigan el rendimiento potencial de un clasificador.

6. Un aparato para clasificar un perfil de rango dado, que comprende:

45 una entrada para recibir el perfil de rango dado que ha de ser clasificado;

medios de agrupación para agrupar fuentes de información que dan detalles estructurales de objetos de interés, en donde las fuentes de información son fuentes distintas de las mediciones directas de sensor;

medios de selección para seleccionar a partir de dichas fuentes de información las características que es probable que aparezcan de manera más destacada como picos de retrodispersión en datos de rango de los objetos de interés;

5 medios de generación para generar, para cada objeto del conjunto de objetos de interés, un modelo probabilístico que representa, para una o más orientaciones diferentes del objeto, posibles secuencias de distancias entre características del objeto seleccionado como que probablemente producen como resultado picos distintos en datos de rango para el objeto, en donde las posibles secuencias de distancia son derivadas a partir de una primera representación probabilística de cada una de dichas características seleccionadas; y

10 medios de clasificación para clasificar un perfil de rango dado derivando una secuencia de distancias observada a partir de la separación de distintos picos en el perfil de rango dado y calculando, para cada uno o más modelos probabilísticos generados por los medios de generación, la probabilidad de que el modelo genere la secuencia de distancias observada, estando el objeto cuyo modelo genera la secuencia observada con la mayor probabilidad asociado con el perfil de rango dado,

15 en donde dichos datos de rango y el perfil de rango dado se relacionan con y son mediciones directas de sensor generadas por un radar de resolución de elevado rango, un lidar, o un sonar,

en donde dichos picos distintos corresponden a picos de retrodispersión procedentes del objeto, y

en donde dichos objetos de interés comprenden al menos un vehículo, barco, y/o aeronave.

20 7. El aparato según la reivindicación 6, en donde el modelo probabilístico comprende un conjunto de uno o más HMM, definiendo cada uno, para una orientación diferente del objeto, probabilidades para las posibles secuencias de distancias entre dichas características seleccionadas del objeto.

8. Un programa de ordenador, que cuando es cargado en un ordenador de propósito general y ejecutado, implementa el método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 5.

25 9. Un producto de programa de ordenador que comprende un soporte de datos que tiene almacenados en él, medios de código de software que, cuando son cargados en un ordenador de propósito general y ejecutados, implementa el método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 5.

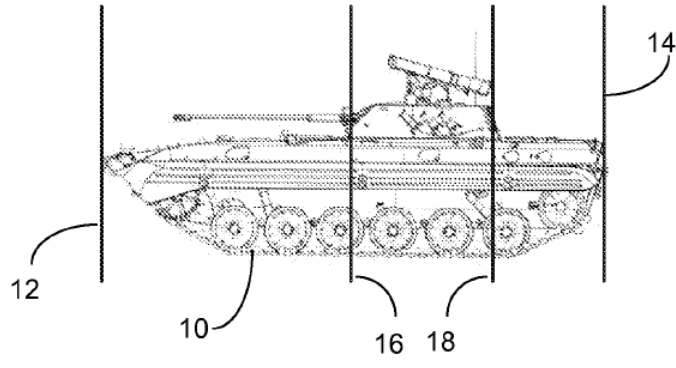


Figura 1a

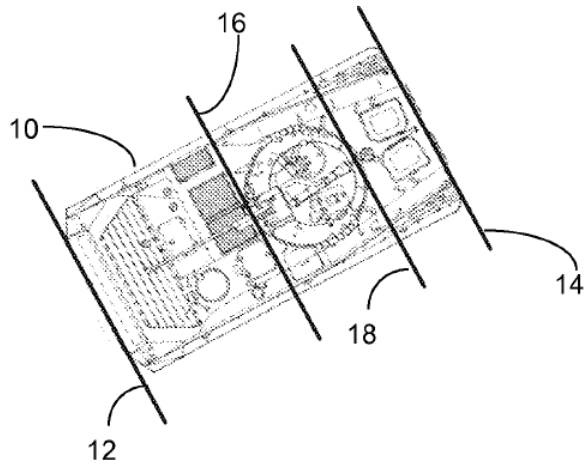


Figura 1b

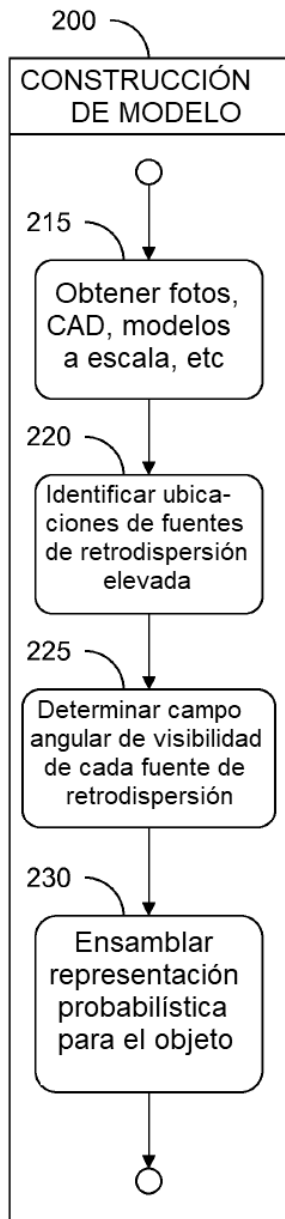


Figura 2a

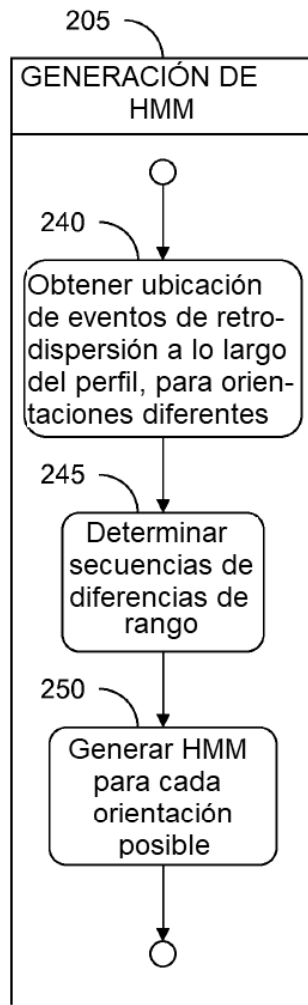


Figura 2b

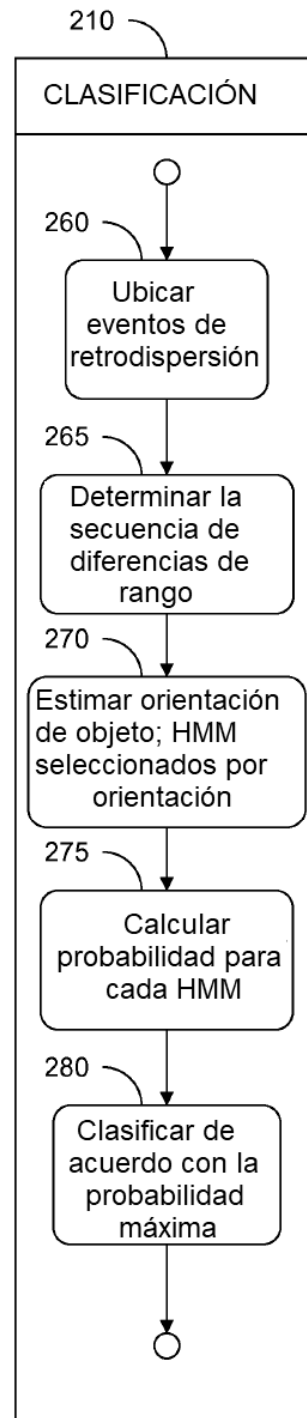


Figura 2c