

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 504 520**

51 Int. Cl.:

G01S 13/87 (2006.01)

G01S 13/72 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **08.06.2007 E 07733105 (6)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **20.08.2014 EP 2027489**

54 Título: **Mejoras en relación con el seguimiento de un objetivo**

30 Prioridad:

13.06.2006 GB 0611572
13.06.2006 EP 06270058

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
08.10.2014

73 Titular/es:

BAE SYSTEMS PLC (100.0%)
6 CARLTON GARDENS
LONDON SW1Y 5AD, GB

72 Inventor/es:

NETTLETON, ERIC WILLIAM y
LLOYD, CHRISTOPHER MARK

74 Agente/Representante:

CARPINTERO LÓPEZ, Mario

ES 2 504 520 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

Mejoras en relación con el seguimiento de un objetivo

5 Campo de la invención

La presente invención se refiere a un método para el seguimiento de un objetivo. Más en particular, la presente invención se refiere a dicho método aplicado a una red descentralizada que comprende una pluralidad de nodos. Cada nodo en la red tiene como función comunicarse con otros nodos seleccionados y efectuar observaciones del objetivo. La invención se refiere, además, a medios para efectuar dicho método.

Antecedentes de la invención

Varios métodos de seguimiento de objetivo conocidos se describen en la obra titulada "Diseño y análisis de sistemas de seguimiento modernos" por Samuel Blackman y Robert Popoli, publicada por Artech House (1999). Una clase particular de métodos de seguimiento utiliza algoritmos de modelos múltiples. Estos algoritmos de seguimiento avanzados son adecuados cuando la dinámica del objetivo puede variar entre varios regímenes de dinámica. A modo de ejemplo, el objetivo puede ser una aeronave que puede volar en línea recta o realizar maniobras con altas cargas G. Las técnicas de modelos múltiples permiten el seguimiento preciso de la aeronave cuando efectúa transiciones entre estos dos regímenes de dinámica y puede ampliarse para permitir cualquier número de regímenes de dinámica. Esencialmente, varios algoritmos de seguimiento, aplicando cada uno un modelo de dinámica diferente para el seguimiento del objetivo se hacen funcionar en paralelo y el resultado proporcionado por los algoritmos de modelos múltiples en una combinación de las predicciones de cada algoritmo de seguimiento. Una realización, a modo de ejemplo, conocida de un algoritmo de seguimiento de modelos múltiples es el algoritmo de modelos múltiples interactivos (IMM), descrito por Blackman y Popoli. El algoritmo IMM es un algoritmo de seguimiento de modelos múltiples particularmente eficiente.

El documento de Lang Rong et al titulado: "Fusion multisensora de múltiples plataformas con comunicación de datos de tasa adaptativa", IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS, IEEE SERVICE CENTER, PISCATAWAY, NJ, ESTADOS UNIDOS. Vol. 33, nº 1, 1 de enero de 1997, páginas 274-281, XP011201095, ISSN: 0018-9251 da a conocer el uso de un seguimiento de IMM a través de sensores múltiples.

Con frecuencia es deseable efectuar el seguimiento de un objetivo utilizando varios sensores, de modo que el objetivo pueda ser objeto de seguimiento a través de un área más amplia o de modo que puedan utilizarse varios sensores de tipo diferente. Con el fin de conseguir un seguimiento óptimo en dichas situaciones, es necesaria la fusión de los datos procedentes de todos los sensores. Varias arquitecturas de red adecuadas para dicha fusión son conocidas en la técnica anterior. Estas arquitecturas pueden clasificarse como centralizada, distribuida o descentralizada.

La mayoría de los métodos de seguimiento se ponen en práctica utilizando una arquitectura centralizada o distribuida. Las arquitecturas centralizadas son aquellas en las que los datos, que son objeto de fusión, se envían a una instalación de procesamiento central para su fusión. La instalación central procesa todos los datos con el fin de obtener un resultado del seguimiento del objetivo. Las arquitecturas distribuidas difieren en cuanto que el proceso de fusión central puede colocar alguna carga de cálculo informático en las unidades distantes. Sin embargo, una instalación de procesamiento central debe existir también en el sistema para que se puedan combinar los resultados del procesamiento distribuido. Ambas arquitecturas centralizadas y distribuidas son, por lo tanto, vulnerables a la pérdida de la instalación de procesamiento central, puesto que dicha pérdida da lugar inevitablemente a un fallo operativo catastrófico del sistema completo. Además, ni las arquitecturas centralizadas ni las arquitecturas distribuidas son escalables, en primer lugar porque, a medida que crece la magnitud de la red, la carga de cálculo informático colocada sobre la instalación de procesamiento central aumenta con rapidez y en segundo lugar, porque la cantidad de datos que deben comunicarse a y desde la instalación de procesamiento central aumenta rápidamente con la magnitud de la red. La magnitud de la red está, de este modo, limitada por el ancho de banda disponible para la comunicación y la capacidad de cálculo de la instalación de procesamiento central.

Arquitecturas descentralizadas son conocidas, a modo de ejemplo, a partir del documento titulado "Fusión de datos en redes de detección descentralizadas" por Hugh Durrant-Whyte y Mike Sterns, publicado en el Proceedings de la 4ª Conferencia Internacional sobre fusión de información, Canadá 2001. No existe ninguna instalación de procesamiento central en una red descentralizada. Cada nodo es capaz de formar una estimación global basada en las observaciones de sensores locales y la información que se le comunica mediante otros nodos seleccionados en la red. En condiciones normales, estos otros nodos serán adyacentes o próximos a los nodos cercanos. A diferencia de las arquitecturas centralizadas y distribuidas, ningún componente de detección, procesamiento o comunicación es crítico para la operación de una red que tenga una arquitectura descentralizada. De este modo, el fallo operativo de cualquier elemento único da lugar solamente a una disminución incremental en el rendimiento, y no a un fallo catastrófico del sistema como sucedería en una red que tenga una arquitectura distribuida o centralizada. Además, ningún nodo requiere el conocimiento de la topología de red global y por lo tanto, el sistema puede escalarse simplemente conectando nuevos nodos sensores al sistema. A diferencia de los sistemas distribuidos y

centralizados, los requisitos de ancho de banda y de cálculo informático no aumentan con la magnitud creciente de la red. La comunicación se gestiona sobre una base de nodo a nodo, en lugar de requerir uno o más nodos para la difusión a través de la red.

5 Una red descentralizada está caracterizada por no ser una instalación de procesamiento central, no existiendo ningún requerimiento para cualquier nodo en la red de tener conocimiento de la topología de red completa (los nodos necesitan solamente tener conocimiento sobre los otros nodos seleccionados) y no existiendo ningún requerimiento para una instalación de comunicación común. Estas características aseguran que las arquitecturas descentralizadas sean más operativamente sólidas, más escalables y más modulares que los sistemas centralizados o distribuidos.

15 El documento de Ridley M et al titulado "Seguimiento de objetivo desde el suelo descentralizado con otros nodos sensores heterogéneos en UAVs múltiples" – INFORMATION PROCESSING IN SENSOR NETWORKS, SECOND INTERNATIONAL WORKSHOP, IPSN 2003. PROCEEDINGS (LECTURE NOTES IN COMPUTER SERVICE VOL. 2634) SPRINGER-VERLAG BERLIN, ALEMANIA, 2003, páginas 545-565, XP002407864 ISBN: 3-540-02111-6 – presenta resultados en tiempo real de un sistema de fusión de datos aéreo descentralizado que efectúa el seguimiento de objetivos múltiples con base en el suelo. Estas estimaciones de objetivos se utilizan luego para elaborar un mapa del entorno. Se utiliza una estrategia de comunicación de descentralización que es operativamente sólida para las latencias de comunicaciones y los abandonos operativos y da lugar a que cada nodo sensor tenga una estimación local que utiliza información global.

25 Lamentablemente, los sistemas de seguimiento descentralizados, hasta la fecha, solamente han sido capaces de poner en práctica algoritmos de seguimiento simples. Dichos sistemas son, por lo tanto, incapaces de un seguimiento eficiente de objetivos que ejecutan maniobras complejas. Las arquitecturas de redes distribuidas que ponen en práctica algoritmos de IMM son conocidas, a modo de ejemplo, a partir del informe titulado "Algoritmos de IMM centralizados y descentralizados para fusión de seguimiento de sensores múltiples" por T. Ito y M. Farooq, publicada en los Proceedings of The Workshop sobre estimación, seguimiento y fusión: un tributo a Taakob Bar - Shalom, Monterrey, California, 2001 que, de hecho, no da a conocer un algoritmo IMM que esté descentralizado en el sentido de la solución de patente presente, sino un algoritmo IMM distribuido que tiene un proceso centralizado para estimaciones de fusión procedente de nodos sensores distantes. Cada nodo realiza un procedimiento IMM sobre solamente datos generados a nivel local y una unidad de fusión central combina estas estimaciones resultantes. Cada nodo realiza un procedimiento de IMM sobre solamente datos generados a nivel local y una unidad de fusión central combina estas estimaciones resultantes. Dicho proceso no está descentralizado en el sentido de la presente invención y por lo tanto, todavía presente los problemas e inconvenientes anteriormente descritos.

Objetivos y sumario de la invención

40 Con respecto a los antecedentes anteriormente descritos, la presente invención tiene como objetivo superar, o al menos mitigar parcialmente, algunos de los problemas anteriormente identificados. Es otro objetivo de la presente invención dar a conocer un sistema de seguimiento descentralizado que pueda efectuar un seguimiento más efectivo de un objetivo en maniobras y que sea más escalable, más operativamente sólido y más modular que los sistemas de seguimiento actualmente conocidos.

45 En términos más amplios, la presente invención tiene como objetivo dar a conocer una red descentralizada de sensores que tienen como función el seguimiento de un objetivo utilizando técnicas de seguimiento de modelos múltiples y superar los problemas asociados con la puesta en práctica de un algoritmo de seguimiento de modelos múltiples en una red descentralizada.

50 En conformidad con un primer aspecto de la idea inventiva, se da a conocer un método de seguimiento de un objetivo, siendo dicho método aplicado a una red descentralizada que comprende una pluralidad de nodos, comprendiendo dicho método las etapas según se describen en la reivindicación 1.

55 Cada nodo puede comprender un sensor utilizable para obtener observaciones del objetivo, un medio de comunicación utilizable para transmitir y recibir información de seguimiento y un medio de memorización utilizable para memorizar la información del seguimiento y el método puede comprender, además, la realización, en un nodo local, de las etapas de:

- 60 (i) proporcionar un conjunto de modelos de dinámica del objetivo;
- (ii) proporcionar un conjunto de probabilidades de modelos iniciales, estando cada probabilidad de modelo inicial asociada con uno del conjunto de modelos de dinámica del objetivo y estando cada probabilidad de modelo inicial relacionada con la probabilidad de que la dinámica del objetivo esté conforme a su modelo de dinámica de objetivo asociado;
- 65 (iii) proporcionar un conjunto de estimaciones de estados de objetivos de modelos iniciales, estando cada

estimación de estado del objetivo de modelo inicial asociado con uno del conjunto de modelos de dinámica del objetivo;

5 (iv) calcular un conjunto de estimaciones de estados de objetivos de modelos de predicción aplicando cada modelo de dinámica de objetivo a su estimación de estado del objetivo de modelo inicial asociada;

(v) en respuesta a una observación de objetivo efectuada en el nodo local, realizar un primer procedimiento de seguimiento para actualizar así la información de seguimiento memorizada en el nodo local;

10 (vi) en respuesta a la recepción de la información de seguimiento en el nodo local procedente de un nodo distante, efectuar un segundo procedimiento de seguimiento del objetivo actualizando así la información de seguimiento memorizada en el nodo local y

15 (vii) comunicar la información de seguimiento actualizada a otros nodos seleccionados en la red;

en donde el primer procedimiento de seguimiento comprende las etapas de:

20 (a) calcular las probabilidades de modelos actualizados en función de una diferencia entre la observación del objetivo y la estimación de estado del objetivo de modelo objeto de predicción;

(b) calcular las estimaciones de estados del objetivo de modelo actualizadas en función de la estimación de estado del objetivo de modelo objeto de predicción y de la observación del objetivo y

25 (c) calcular una estimación de estado del objetivo prevista compuesta combinando las estimaciones de estados de objetivos de modelos previstos utilizando una ponderación ligada a las probabilidades de modelos actualizadas;

y el segundo procedimiento de seguimiento comprende la etapa de:

30 (a) fusionar, de manera conservativa, la información de seguimiento recibida con la información de seguimiento memorizada en el nodo local con el fin de obtener información de seguimiento fusionada;

35 y en donde la información de seguimiento comprende una o más de: la estimación de estados del objetivo compuesta actualizada, las estimaciones de estados de objetivos de modelos actualizadas y las probabilidades de modelos actualizadas. El método puede comprender, además, las etapas de repetir las etapas (i) a (vii) anteriores en cada nodo en la red y luego, efectuar la iteración de las etapas (iv) a (vii) en cada nodo en la red utilizando, en lugar de las probabilidades de modelos iniciales y de las estimaciones de estado del objetivo de modelos iniciales, las probabilidades de modelos actualizadas y las estimaciones de estado del objetivo de modelos actualizadas procedentes de la iteración inmediatamente precedente.

40 Métodos conformes a la presente invención pueden ponerse en práctica en redes descentralizadas porque la estructura algorítmica del método de seguimiento es la misma en cada nodo en la red. En consecuencia, las ventajas asociadas con las redes descentralizadas son también inherentes en la presente invención; es decir, los métodos conformes a la presente invención son escalables, operativamente sólidos y modulares. El ancho de banda requerido para la comunicación dentro de las redes que materializan los métodos conformes con la presente invención no aumentan con la magnitud creciente de la red y de este modo, cualquier número de nodos pueden incorporarse en dichas redes. La pérdida de cualquier nodo en dicha red dará lugar solamente a una pérdida incremental del rendimiento de la red completa, haciendo caso omiso de qué nodo sea objeto de pérdida. Sin embargo, poniendo en práctica el algoritmo de seguimiento de modelos múltiples, los métodos conformes a la presente invención presentan mucho mejor rendimiento de seguimiento que los métodos de seguimiento descentralizados anteriormente conocidos. Una forma de realización particular de la invención, descrita en detalle a continuación, presenta una mejora en el error de posición de seguimiento de entre 130 m y 360 m para anchos de banda en el margen de 10 a 1000 seguimientos por segundo (según se ilustra en la Figura 3 de los dibujos adjuntos). Se deducirá, por lo tanto, que la invención es adecuada, en particular, para su uso en bajos anchos de banda de comunicación.

55 La invención permite, ventajosamente, a una red de nodos funcionar utilizando una arquitectura de red descentralizada, mientras que se comunica solamente una pequeña cantidad de datos (a modo de ejemplo, solamente sus estimaciones de estados del objetivo compuestas). El algoritmo no impone ninguna restricción sobre la topología de la red y es completamente autónomo en cualquier red aplicable. Además, la fusión de información de seguimiento procedente de nodos distantes con la memorizada en el nodo local mejora la calidad de las estimaciones locales. Esta calidad de estimación mejorada se consigue a pesar de la comunicación de solamente una pequeña cantidad de datos a través de la red. Por lo tanto, será fácilmente evidente que la invención mejora la calidad de estimaciones de estados del objetivo, al mismo tiempo que mantiene las ventajas de utilizar solamente un ancho de banda muy bajo de la red.

65 El método puede comprender, además, la etapa de mezclar la estimación de estado del objetivo de modelo inicial

combinando, con una primera estimación de estado del objetivo de modelo inicial, una proporción de cada una de las otras estimaciones de estado del objetivo del modelo inicial, estando la proporción relacionada con la probabilidad de que, durante la iteración inmediatamente precedente, la dinámica del objetivo objeto de transición desde estar conforme con el modelo de dinámica del objetivo asociado con dicha otra estimación de estado del objetivo de modelo inicial, estar en conformidad con el modelo de dinámica del objetivo asociada con la primera estimación de estado del objetivo de modelo inicial y repetir el procedimiento de combinación para cada estimación de estado del objetivo de modelo inicial.

El primer procedimiento de seguimiento puede comprender, además, la etapa de asociar la observación del objetivo con la información de seguimiento memorizada en el nodo local. El segundo procedimiento de seguimiento puede comprender, además, la etapa de asociar la información de seguimiento recibida con la información de seguimiento memorizada en el nodo local. La etapa de asociar la observación del objetivo o, según pueda ser el caso, la información de seguimiento recibida, con la información de seguimiento memorizada en el nodo local, permite que los procedimientos de seguimiento funcionen, de forma operativamente sólida, en la presencia de ruido y señales de agrupamientos. Además, esta etapa de asociación de datos permite el seguimiento de objetivos múltiples por la red de forma simultánea.

La etapa de fusión, de manera conservativa, de la información de seguimiento recibida por la información de seguimiento memorizada en el nodo local puede comprender la aplicación de un algoritmo de intersección de covarianza. El algoritmo de intersección de covarianza es una realización, a modo de ejemplo, conveniente de un algoritmo conservativo para fusionar datos.

El segundo procedimiento de seguimiento puede comprender la etapa de actualizar las probabilidades de modelos iniciales mediante la aplicación de una red Bayesiana. Una red Bayesiana es capaz de tener en cuenta una amplia diversidad de datos contextuales cuando se actualizan las probabilidades de modelos, tales como, a modo de ejemplo, si se han detectado, o no, señales de obstrucción.

Según una forma de realización, a modo de ejemplo, de la invención, la información de seguimiento puede comprender la estimación de estado del objetivo compuesta actualizada. De este modo, cada nodo transmite y recibe solamente las estimaciones de estado del objetivo compuestas y el ancho de banda requerido es bajo. La pluralidad de nodos puede comprender, entonces, al menos un primer nodo y un segundo nodo y el conjunto de modelos de dinámica del objetivo, que se proporciona en el primer nodo, puede ser diferente del conjunto de modelos de dinámica del objetivo proporcionado en el segundo nodo. En una forma de realización preferida, la red es entonces más adaptable a la adición de nodos adicionales, puesto que no existe ningún requerimiento para cada nodo de operar con los mismos modelos de dinámica del objetivo.

Como alternativa, según otra forma de realización, a modo de ejemplo, de la invención, la información de seguimiento puede comprender las estimaciones de estados del objetivo de modelos actualizadas y las probabilidades de modelos actualizadas. El mismo conjunto de modelos de dinámica del objetivo pueden proporcionarse luego a cada nodo en la red. La comunicación de más información de seguimiento permite a cada nodo conseguir una mejor estimación de estado del objetivo, a expensas de requerir un mayor ancho de banda que se requiere cuando solamente la estimación de estado del objetivo compuesta se comunica entre los nodos de la red. El segundo procedimiento de seguimiento puede comprender, entonces, la fusión conservativa de cada estimación de estado del objetivo del modelo actualizada recibida con su estimación de estado del objetivo de modelo local correspondiente y fusionar, de manera conservativa, cada probabilidad de modelo actualizada recibida con su probabilidad local correspondiente.

Según otra forma de realización, a modo de ejemplo, de la invención, las etapas (i) a (vii) del método de la invención pueden realizarse en cada nodo en la red.

En una forma de realización preferida, el algoritmo de modelos múltiples es un algoritmo de modelos múltiples en interacción. El algoritmo de modelos múltiples de interacción es un algoritmo de modelos múltiples particularmente eficiente.

La invención se extiende a una red descentralizada de nodos adaptados para realizar un método según se describió con anterioridad. La invención se extiende, además, a un programa informático que, cuando se ejecuta, es utilizable para efectuar un método según se describió con anterioridad.

Las características anteriores y otras adicionales de la invención se evidencian con particularidad en las reivindicaciones adjuntas y se describirán en detalle, a continuación, haciendo referencia a los dibujos adjuntos.

Breve descripción de los dibujos

La Figura 1 es una ilustración esquemática de una red descentralizada de nodos;

La Figura 2 es un diagrama de flujo que ilustra un método de seguimiento según formas de realización de la

invención y

La Figura 3 es una representación gráfica que ilustra la variación de error de posición de seguimiento con el ancho de banda de la red para varios métodos de seguimiento.

Descripción detallada de la invención

Una red descentralizada, común a todas las formas de realización aquí descritas, se ilustra en la Figura 1. La red 100 comprende los nodos 110, 120, 130, 140, 150, 160 y 170. Cada uno de los nodos comprende medios de procesamiento y de comunicación y un sensor. A modo de ejemplo, el nodo 110 comprende el sensor 112 y los medios de procesamiento y comunicación 114. El sensor 112 puede, a modo de ejemplo, ser un sensor de radar. Los componentes de los nodos restantes no han sido etiquetados para mayor claridad, pero se entenderá que los nodos 120, 130, 140, 150, 160 y 170 pueden comprender sensores del mismo tipo que el nodo 110 o de un tipo distinto. Cuando la red está en uso para el seguimiento de un objetivo, cada nodo proporciona información de seguimiento que incluye detalles de estados del objetivo. Esta información puede incluir detalles de la posición del objetivo, velocidad, otros atributos, tales como tipo de objetivo, o una mezcla de dichos detalles. Nodos individuales, que comprenden medios para realizar estas funciones, se ilustran en la Figura 1 mediante líneas de trazos.

La red es una red descentralizada. Cada nodo está en comunicación solamente con otros nodos seleccionados. A modo de ejemplo, el nodo 170 está en comunicación con los nodos 130, 140 y 160 y se indica esquemáticamente por flechas 190. En la práctica, cada nodo está en comunicación con sus nodos más cercanos, aunque esta circunstancia no sea inmediatamente evidente a partir de la ilustración esquemática en la Figura 1. Además, cada nodo es utilizable para procesar información de seguimiento generada a nivel local e información de seguimiento que se le comunica desde otros nodos, con el fin de obtener una estimación de estados del objetivo. Por lo tanto, se entenderá que la estimación de estado del objetivo proporcionada, a modo de ejemplo, en el nodo 140, estará basada en la información de seguimiento generada a través de la red 100, incluyendo, a modo de ejemplo, la información de seguimiento generada en el nodo 160. Esto es así, porque, aunque el nodo 140 no está en comunicación directa con el nodo 160, está en comunicación directa con el nodo 150 que está, a su vez, en comunicación directa con el nodo 160. La información de seguimiento generada en el nodo 160 influirá, por lo tanto, en la estimación de estados del objetivo en el nodo 140 mediante su efecto sobre la estimación de estado del objetivo en el nodo 150. De esta manera, cada nodo en la red 100 proporciona una estimación de estados del objetivo sobre la base de la información de seguimiento global.

La Figura 2 es un diagrama de flujo que ilustra las etapas realizadas por cada nodo en la obtención de una estimación de estados del objetivo utilizando un método en conformidad con una primera forma de realización de la invención. esencialmente, cada nodo pone en práctica un algoritmo de modelos múltiples interactivos (IMM) sobre la base de la información de seguimiento que está a su disposición, con los datos de sensores generados a nivel local siendo tratados en prácticamente la misma manera que con las puestas en práctica del algoritmo IMM conocidas y los datos recibidos desde otros nodos en la red son incorporados en la información de seguimiento memorizada a nivel local mediante el uso de técnicas de fusión conservativa. El algoritmo IMM es una realización, a modo de ejemplo, de un algoritmo de modelos múltiples. Utiliza un modelo de Markov para combinar las estimaciones y covarianzas procedentes de los múltiples modelos con el fin de tener en cuenta la transición de objetivos entre los diversos regímenes de dinámica.

En conformidad con la primera forma de realización de la invención, los nodos 110, 120, 130, 140, 150, 160 y 170 pueden poner en práctica algoritmos IMM utilizando los mismos o diferentes modelos de dinámica del objetivo. En primer lugar, cada nodo se inicializa de manera que cada modelo de dinámica del objetivo utilizado en su puesta en práctica del algoritmo IMM local esté provisto de una estimación de estado del objetivo del modelo inicial y una probabilidad de modelo inicial. Cada estimación de estados del objetivo de modelo inicial está asociada con una covarianza inicial, que cuantifica la incertidumbre en su estimación de estado del objetivo de modelo inicial asociada. Una vez así inicializado, el nodo es utilizable para ejecutar las etapas ilustradas de forma interactiva, con las probabilidades de modelos y las estimaciones de estado del objetivo de modelos, procedentes de la interacción inmediatamente anterior, utilizándose como las estimaciones de estado del objetivo del modelo inicial y las probabilidades de los modelos iniciales para cada iteración. Para mayor claridad, por lo tanto, la etiqueta "inicial" se elimina en la descripción dada a continuación. Conviene señalar que las estimaciones de estados del objetivo de modelo inicial pueden elegirse con relativa libertad, puesto que el algoritmo es insensible a los errores.

La estructura ilustrada en el diagrama de flujo mostrado en la Figura 2 puede describirse, en términos generales, como sigue. Las etapas 201 y 202 son etapas de mezcla y de predicción. Estas etapas mezclan las diversas estimaciones de modelos y luego, utilizan, las estimaciones de modelos mezcladas para predecir el estado del objetivo actual. La etapa de mezcla asegura que las estimaciones de estados del objetivo de modelos iniciales no sean divergentes entre sí. En respuesta a los datos que llegan en la etapa 203, el nodo en el caso de que los datos se generen a nivel local, ejecuta un algoritmo de modelos múltiples en interacción estándar (etapas 211 a 213) o, en el caso de que los datos se reciban desde otro nodo, los fusiona con datos a través de las etapas 221 a 223. Este proceso da lugar a un conjunto de estimaciones de estado del objetivo de modelos actualizadas con covarianzas actualizadas asociadas y un conjunto de probabilidades de modelos actualizadas. Estas magnitudes actualizadas,

obtenidas a través del canal que comprende las etapas 211 a 213 o que comprende las etapas 221 a 223 se utilizan en la siguiente iteración del algoritmo IMM. La salida, que incluye una combinación de las diversas estimaciones de estado del objetivo del modelo o simplemente la estimación de estado del objetivo de modelo que tenga la más alta probabilidad de modelos asociada, se comunica a un usuario en la etapa 204 y luego, la información de seguimiento actualizada se envía a otros nodos seleccionados en la red en la etapa 205.

Una iteración del algoritmo ilustrada, de forma esquemática, por el diagrama de flujo representado en la Figura 2, en una etapa temporal k , se describirá ahora en detalle. El nodo en el que se realiza el algoritmo se refiere, en la descripción siguiente, como el nodo local, mientras que los otros nodos en la red se refieren como nodos distantes. Se apreciará por los expertos en esta técnica que, debido a la arquitectura descentralizada de la red 100, el nodo local podría ser cualquiera de los nodos 110, 120, 130, 140, 150, 160 o 170 incluidos en la red 100 y que las mismas etapas descritas a continuación se realizarán en cada nodo.

La etapa 201 se inicia inmediatamente después de que las estimaciones de estado del objetivo de modelos y su covarianzas asociadas y las probabilidades de modelos hayan sido calculadas para la etapa temporal $(k-1)$. La etapa 202 es la etapa de mezcla, en donde las estimaciones de estado del objetivo de modelos procedentes de cada modelo de dinámica del objetivo en el tiempo $(k-1)$ se mezclan juntas, con lo que se tiene en cuenta la posibilidad de que la transición de dinámica del objetivo entre los modelos de dinámica del objetivo en el intervalo de tiempo entre la etapa temporal $(k-1)$ y la etapa temporal k , y asegurar las diversas estimaciones de estados de objetivos de modelos no sean divergentes en gran medida. En la presente forma de realización, el algoritmo de modelos múltiples en interacción puesto en práctica en el nodo local comprende modelos de dinámica del objetivo $1, \dots, i, j, \dots, r$ y se definen las magnitudes siguientes:

$x_i(k-1|k-1)$ es la estimación de estado del objetivo de modelo del modelo de dinámica del objetivo i en el tiempo $k-1$ sobre la base de todas las mediciones hasta el tiempo $k-1$;

$P_i(k-1|k-1)$ es la covarianza asociada con $x_i(k-1|k-1)$;

$u_i(k-1)$ es la probabilidad de que la dinámica del objetivo esté en conformidad con el modelo de dinámica del objetivo i en el tiempo $k-1$;

$u_{ij}(k-1)$ es la probabilidad condicional, habida cuenta que el objetivo está en un estado en el que su dinámica está en conformidad con el modelo j , que el objetivo es objeto de transición a ese estado desde otro en el que su dinámica estaba en conformidad con el modelo de dinámica del objetivo i en la etapa temporal $k-1$ y

P_{ij} es la probabilidad condicional, habida cuenta que el objetivo está inicialmente en un estado en el que su dinámica está en conformidad con el modelo de dinámica del objetivo i , que el objetivo efectúa una transición a un estado en el que su dinámica está conforme con el modelo de dinámica del objetivo j .

Teniendo en cuenta las definiciones anteriores, puede deducirse que:

$$u_{ij}(k-1) = P_{ij} u_i(k-1) / C_j(k-1),$$

En donde $C_j(k-1)$ es la probabilidad de que, después de que se haya concluido la etapa de mezcla 201, la dinámica del objetivo esté en conformidad con el modelo de dinámica del objetivo j , y se calcula aplicando:

$$C_j(k-1) = \sum_{i=1}^r P_{ij} u_i(k-1).$$

Las estimaciones de estado del objetivo de modelos mezclados y sus covarianzas asociadas se calculan, por lo tanto, para cada modelo j utilizando:

$$x_j^0(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r u_{ij}(k-1) x_i(k-1|k-1)$$

$$P_j^0(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r u_{ij}(k-1) [P_i(k-1|k-1) + DP_{ij}(k-1)],$$

en donde el término $DP_{ij}(k-1)$ se utiliza para tener en cuenta las diferencias entre las estimaciones de estados de los

modelos de dinámica del objetivo i y j. Es un incremento aplicado a la covarianza $P_j^0(k-1|k-1)$ lo que asegura la coherencia en la propagación de incertidumbres a través del procedimiento de seguimiento en el caso de que no se solapen las covarianzas asociadas con las estimaciones de estado del objetivo de modos i y j (es decir, cuando las estimaciones de estado del objetivo de modelos para los modelos i y j aparecerían, en primera instancia, como siendo incoherentes). El término se define por:

$$DP_{ij}(k-1|k-1) = Dx_{ij}(k-1)Dx_{ij}^T(k-1),$$

en donde

$$Dx_{ij}(k-1) = x_i(k-1|k-1) - x_j^0(k-1|k-1).$$

Por lo tanto, puede deducirse que las estimaciones mezcladas, en el tiempo k-1, para cada modelo j son una combinación lineal de $x_i(k-1|k-1)$ para todos los modelos de dinámica del objetivo i = 1...r, utilizando, como una ponderación, la probabilidad condicional u_{ij} anteriormente definida.

Una vez que las estimaciones mezcladas y sus covarianzas se calculen para cada modelo j se realiza la etapa 202. La etapa 203 es una etapa de predicción de Kalman estándar para la siguiente etapa temporal, realizada para cada modelo i y da lugar a las magnitudes $x_i(k|k-1)$ y $P_i(k|k-1)$ que son, respectivamente, la estimación de estados del objetivo de modelo para el modelo i en el tiempo k, basada en las mediciones hasta el tiempo (k-1) y la covarianza asociada en el tiempo k, sobre la base de las mediciones hasta el tiempo (k-1). Esta etapa de predicción comprende la aplicación de cada modelo de dinámica del objetivo a su estimación de estado del objetivo de modelos asociado – a modo de ejemplo, en el caso de un modelo de dinámica del objetivo que especifique que el objetivo se desplazó en línea recta a una velocidad constante, la etapa de predicción simplemente desplazaría la posición del objetivo hacia delante, en el sentido de desplazamiento, en una distancia igual a la velocidad multiplicada por el intervalo de tiempo. La covarianza asociada con la estimación de estado del objetivo de modelo se propaga, de forma similar, hacia delante en una etapa temporal mediante la aplicación del modelo de dinámica del objetivo adecuado.

Una estimación de estado compuesta y una covarianza compuesta pueden calcularse entonces utilizando:

$$x(k|k-1) = \sum_{j=1}^r C_j(k-1) x_j(k|k-1)$$

$$P(k|k-1) = \sum_{j=1}^r C_j(k-1) P_j(k|k-1).$$

Estas magnitudes compuestas son combinaciones lineales de las magnitudes $x_i(k|k-1)$ anteriormente definidas, que utilizan, como una ponderación, las probabilidades $C_i(k-1)$. Las probabilidades $C_i(k-1)$ anteriormente descritas, son las probabilidades de que la dinámica del objetivo esté en conformidad con el modelo de dinámica del objetivo i, según se calcula inmediatamente después de la etapa de mezcla 201. Las magnitudes compuestas $x(k|k-1)$ pueden utilizarse para las etapas de asociación 211, 221, una vez que nuevos datos lleguen a 204. Nuevos datos pueden llegar como nuevos datos de sensores, generados por el sensor local o como información de seguimiento comunicada desde otro nodo. Estos tipos de datos diferentes se tratan de forma distinta en la arquitectura del nodo, según se indica esquemáticamente por la división, en la etapa 204, en el diagrama de flujo ilustrado en la Figura 2 y sus tratamientos se describen a continuación por separado.

En el caso de que los nuevos datos sean datos de sensor generados en el nodo local, se sigue un procedimiento de actualización de IMM. En la etapa 211, la asociación de datos se realiza utilizando las magnitudes compuestas $x_i(k|k-1)$ y $P_i(k|k-1)$. Cualquier técnica de asociación de datos conocida puede utilizarse a este respecto; varias de dichas técnicas se describen por Blackman y Popoli. En la etapa 212, las probabilidades de modelos se actualizan utilizando la innovación del filtro de Kalman $v_i(k)$ y la covarianza de innovación $S_i(k)$ para cada modelo de dinámica del objetivo i. La innovación se relaciona con la discrepancia entre la estimación de estado del objetivo de modelo objeto de predicción $x_i(k|k-1)$ y la observación realizada por el sensor local. Para cada modelo i, un error escalar

normalizado $d_i^2(k)$ se calcula luego utilizando:

$$d_i^2(k) = v_i^T(k) S_i^{-1}(k) v_i(k)$$

Con el empleo de los supuestos de tipo Gaussiano y una observación de dimensión m, la probabilidad para la observación que utiliza el modelo i se calcula aplicando:

5

$$\Lambda_i(k) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} d_i^2(k)\right)}{\sqrt{(2\pi)^m |S_i(k)|}}$$

Las probabilidades de modelos se actualizan utilizando la regla de Bayes, que proporciona:

10

$$u_i(k) = \Lambda_i(k) C_i(k-1) / C$$

en donde C es una constante de normalización, calculada utilizando:

15

$$C = \sum_{j=1}^r \Lambda_j(k) C_j(k-1)$$

20

Estas probabilidades de modelos actualizadas se memorizan luego y utilizan en la siguiente iteración del procedimiento de seguimiento, en la etapa de mezcla 202. Los datos de sensores se utilizan luego para actualizar las estimaciones de estado del objetivo para cada modelo i en la etapa 213. Esta etapa es una etapa de actualización de Kalman estándar, que da lugar a las magnitudes $x_i(k|k)$ y $P_i(k|k)$ que representan, respectivamente, la estimación de estado del objetivo de modelo para el modelo i en el tiempo k sobre la base de las mediciones realizadas hasta el tiempo k y su covarianza asociada. Esta estimación de estado del objetivo de modelo se obtiene utilizando una suma ponderada de la estimación de estados del objetivo de modelos objeto de predicción y la innovación para el modelo de dinámica del objetivo pertinente, calculándose la ponderación para minimizar la covarianza $P_i(k|k)$.

25

Se genera una salida para el usuario en la etapa 204. La salida del usuario está en la forma de las magnitudes $x(k|k)$ y $P(k|k)$ que representan una estimación de estado del objetivo compuesta y su covarianza asociada respectivamente y que se calculan utilizando una combinación lineal de las estimaciones de estado del objetivo de modelos individuales y ponderada utilizando las probabilidades de modelos actualizadas y una combinación lineal de la covarianza de modelos individuales, ponderadas utilizando las probabilidades de modelos actualizadas:

30

$$x(k|k) = \sum_{j=1}^r C_j x_j(k|k-1)$$

$$P(k|k) = \sum_{j=1}^r C_j P_j(k|k-1)$$

35

En la etapa 205, la información de seguimiento actualizada se comunica a otros nodos seleccionados en la red. En conformidad con la primera forma de realización de la invención, la información de seguimiento actualizada comprende las magnitudes compuestas anteriores $x(k|k)$ y $P(k|k)$ solamente.

40

Volviendo a la etapa 204, en el caso de que los datos que llegan no se generen a nivel local, sino que se reciban procedentes de un nodo distante, se realizan las etapas 221, 222 y 223. Los datos que llegan procedentes del nodo distante comprenden información de seguimiento que, en la presente forma de realización, comprenden magnitudes compuestas $x(k|k)$ y $P(k|k)$ que se calculan por el nodo distante, sobre la base de la información de seguimiento memorizada en el nodo distante. La etapa 221 es una etapa de asociación de datos análoga a la etapa 211 anteriormente descrita y puede realizarse utilizando cualquier técnica de asociación de datos conocida, tal como las que se describen por Blackman y Popoli.

45

La estimación compuesta recibida no puede tratarse de la misma manera que los datos de sensores generados a nivel local. Puesto que la red es una red descentralizada de la que ningún nodo tiene un procedimiento local, pueden

existir correlaciones entre la información de seguimiento recibida y la información ya memorizada en el nodo. Por el contrario, los datos generados a nivel local a través de las observaciones realizadas por el sensor en el nodo local se conoce que no están en correlación con los datos ya memorizados. La información de seguimiento recibida se fusiona, por lo tanto, con la información de seguimiento local en la etapa 222 utilizando un algoritmo de fusión conservativa que preserva la coherencia cuando se efectúa la fusión de datos correlacionados, en lugar de la actualización de Kalman utilizada para los datos generados a nivel local. En el caso de que la información de seguimiento recibida desde el nodo distante estuviera en correlación con la información de seguimiento ya memorizada en el nodo local, la actualización de Kalman daría lugar a una estimación demasiado optimista de la incertidumbre de la estimación de estado del objetivo. Por el contrario, las técnicas de fusión conservativa permiten la existencia de correlaciones y evitan realizar estimaciones demasiado optimistas.

Una realización, a modo de ejemplo, de dicho algoritmo es el algoritmo de intersección de covarianzas (CI), descrito por los autores S. Julier y J. Uhlmann en el documento titulado "Fusión de datos descentralizada general con intersección de covarianza", publicado en "Handbook of Data Fusion", editado por D. Hall y J. Llinas y publicado por CRC Press (2001). Se utiliza el algoritmo de intersección de covarianzas, en la presente forma de realización, para efectuar la fusión de una estimación compuesta A recibida desde un nodo distante en el tiempo k con las estimaciones de estado del objetivo de modelos actuales de cada modelo i utilizado en el algoritmo de modelos múltiples en interacción puesto en práctica en el nodo local. De este modo, para las estimaciones que tengan medios y covarianzas

$$\begin{aligned} x_A(k|k), & \quad P_A(k|k), \\ x_i(k|k), & \quad P_i(k|k), \end{aligned}$$

en donde las magnitudes que tengan el sufijo A se refieren a la estimación compuesta recibida desde el nodo distante y las magnitudes que tengan el sufijo i se refieren a la estimación de estado del objetivo de modelo para el modelo i en el nodo local, siendo la actualización de intersección de covarianzas expresada como:

$$P_C(k|k) = [\omega P_A^{-1}(k|k) + (1 - \omega) P_i^{-1}(k|k)]^{-1}$$

$$x_C(k|k) = P_C(k|k) [\omega P_A^{-1}(k|k) x_A(k|k) + (1 - \omega) P_i^{-1}(k|k) x_i(k|k)],$$

en donde ω se selecciona para minimizar el determinante de la matriz de covarianza resultante $P_C(k|k)$. Como se apreciará por los expertos en esta técnica, el valor de ω podría elegirse también para minimizar algunos otros elementos heurísticos, tales como la traza de la matriz de covarianza resultante $P_C(k|k)$. Cuando se formula el mismo problema en el espacio de información, las estimaciones pueden expresarse como:

$$Y_A(k|k) = P_A^{-1}(k|k) x_A(k|k), \quad Y_i(k|k) = P_i^{-1}(k|k) x_i(k|k),$$

$$Y_i(k|k) = P_i^{-1}(k|k) x_i(k|k), \quad Y_i(k|k) = P_i^{-1}(k|k) x_i(k|k),$$

y la actualización de CI adopta una forma más simple:

$$Y_C(k|k) = \omega Y_A(k|k) + (1 - \omega) Y_i(k|k)$$

$$y_C(k|k) = \omega y_A(k|k) + (1 - \omega) y_i(k|k).$$

Este proceso se repite para cada modelo de dinámica del objetivo i en el nodo local, actualizando así cada modelo con la información de seguimiento procedente del nodo distante.

5 A continuación se realiza la etapa de actualización de probabilidad del modelo 223. Cuando se procesan datos de sensores generados a nivel local, esta operación se realiza mediante una actualización Bayesiana que utiliza la información de innovación. Sin embargo, esto no suele ser posible cuando se realiza la fusión de la información de seguimiento recibida, debido a la posibilidad de que se trate de información común. En la presente forma de realización, por lo tanto, se pone en práctica una formulación de red Bayesiana más general. Esta formulación puede utilizar una amplia diversidad de datos para inferir la intención del seguimiento y por lo tanto, puede actualizar directamente las probabilidades de modelos. Los datos contextuales pueden incluir datos procedentes de medidas de vigilancia electrónica, detección de señales de atascamiento operativo, información de sistemas de IFF (identificación de amigo-enemigo) o datos relacionados con el tiempo de plataforma que es objeto de seguimiento. A modo de ejemplo, grandes planos de transporte pueden considerarse menos probable que realicen maniobras con altas cargas G que una aeronave más pequeña. A modo de otro ejemplo, en el caso de que se detectaran señales de atascamiento operativo, podría inferirse una mayor probabilidad de la ocurrencia de maniobras. De este modo, la probabilidad de modelos para un modelo de dinámica del objetivo, que describa un movimiento de velocidad constante, sería reducida, mientras que se podría aumentar la de un modelo de dinámica del objetivo que describa maniobras con altas cargas G . La formulación de red Bayesiana permite que toda dicha información sea combinada de una manera eficiente con el fin de actualizar directamente las probabilidades de modelos. Esta formulación de red Bayesiana sustituye a la actualización basada en la innovación de observación en el canal de fusión de datos (que comprende las etapas 221, 222 y 223 en el diagrama de flujo ilustrado en la Figura 2), mientras que la actualización tradicional se conserva para el canal de datos local (que comprende las etapas 211, 212 y 213 según se ilustra en el diagrama de flujo representado en la Figura 2).

Conviene señalar que la puesta en práctica de un método en conformidad con la primera forma de realización de la presente invención no impone ninguna restricción sobre la topología de la red y es completamente compatible en redes arbitrarias. El método de seguimiento de la primera forma de realización es así adaptable para ponerse en práctica en cualquier red.

Una segunda forma de realización de la invención se describirá a continuación. La segunda forma de realización es muy similar a la primera forma de realización anteriormente descrita, con la excepción de que la información de seguimiento, en lugar de comprender solamente la estimación de estado del objetivo compuesta y su covarianza asociada comprende cada una de las estimaciones de estado del objetivo de modelo y sus covarianzas asociadas. De este modo, en conformidad con la segunda forma de realización, la totalidad de los nodos deben poner en práctica algoritmos IMM utilizando los mismos modelos de dinámica del objetivo. Los datos generados a nivel local se tratan de la misma manera que la anteriormente descrita con referencia a la primera forma de realización.

40 La comunicación del conjunto completo de estimaciones de estado del objetivo de modelo individual, en lugar de solamente la estimación de estados del objetivo compuesta, desde los nodos distantes al nodo local, permite al nodo local conseguir un mejor resultado, a expensas del ancho de banda extra requerido para enviar la mayor cantidad de datos. Haciendo referencia de nuevo a la Figura 2, en la recepción de la información de seguimiento desde el nodo distante en la etapa 204, el nodo local realiza la etapa de asociación de datos 221, según se describió anteriormente con referencia a la primera forma de realización y luego, utiliza el algoritmo de intersección de covarianzas para la fusión de cada una de las estimaciones de estado del objetivo de modelos recibidas con su estimación de estado del objetivo de modelo local correspondiente en la etapa 222. La puesta en práctica del algoritmo de intersección de covarianzas para la segunda forma de realización es similar a la descrita para la primera forma de realización y por ello, se describe solamente en el sumario. Las ecuaciones de actualización parra cada modelo de dinámica del objetivo i se expresan como:

$$Y_i = \omega Y_i + (1 - \omega) Y_{Ai}$$

$$y_i = \omega y_i + (1 - \omega) y_{Ai}$$

5 en donde Y_i y y_i son los estados de información locales para el modo i y Y_{Ai} e y_{Ai} son los estados de información para el modelo i según se comunican desde un nodo distante. Como en el caso de la primera forma de realización, el valor de ω se selecciona para minimizar el determinante de la matriz de covarianza resultante o algún otro elemento heurístico conveniente. El proceso se repite para cada modelo i .

10 La etapa de actualización de probabilidad de modelos 223 puede realizarse también utilizando un proceso de fusión conservativa, con cada probabilidad de modelo local objeto de fusión con su probabilidad de modelo correspondiente según se comunica desde el nodo distante. A modo de ejemplo, un algoritmo de intersección de covarianzas, análogo al anteriormente descrito para las estimaciones de estados del objetivo, se pueden utilizar a este respecto. El valor de ω puede ser cualquier valor heurístico derivado de la distribución de probabilidad de modelos. Como alternativa, el valor de ω utilizado para la actualización de estados en la etapa 223 puede utilizarse y las probabilidades de modelos renormalizarse adecuadamente después de la etapa de actualización. También es posible utilizar una formulación de red Bayesiana para actualizar directamente las probabilidades de modelos, según se describió con anterioridad con referencia a la primera forma de realización.

20 La segunda forma de realización de la invención requiere un uso más intensivo de ancho de banda que la primera forma de realización, puesto que requiere la comunicación de i estimaciones de estado diferentes y sus probabilidades de modelos asociadas, en lugar de la comunicación de solamente una estimación compuesta, como es el caso de la primera forma de realización. Conviene señalar que, como en el caso de la primera forma de realización de la invención, la puesta en práctica de un método en conformidad con la segunda forma de realización de la invención no impone ninguna restricción sobre la topología de la red y es completamente compatible en redes arbitrarias.

25 Una serie de pruebas se realizaron con el fin de evaluar el rendimiento de las formas de realización de la invención con respecto a patrones de referencia pertinentes. El escenario operativo de las pruebas implicaba el vuelo de la aeronave objetivo 100 en una zona de 8 nodos detectores. Los nodos estaban espacialmente separados de modo que múltiples sensores fueran capaces de ver cada objetivo. Sin embargo, ningún sensor fue capaz de detectar todos los 100 objetivos en cualquier momento. La aeronave objetivo volaba en trayectorias que incluían maniobras de hasta 7 cargas G.

30 Una selección, a modo de ejemplo, de los resultados de estas pruebas se ilustra en la Figura 3. La Figura 3 es una representación gráfica que ilustra la variación del error de suscripción de seguimiento (medido en metros) con el ancho de banda de la red (medido en el número de seguimientos comunicados por segundo). La línea 310 ilustra los resultados conseguidos utilizando un sistema de selección de seguimiento. En este sistema, un procesador centralizado recibe información de seguimiento desde todos los nodos detectores y simplemente selecciona el mejor seguimiento, que se elige para que tenga la matriz de covarianzas con la más baja determinación. El patrón de referencia fue elegido puesto que es similar a numerosos sistemas de seguimiento de sensores múltiples que se utilizan actualmente. La línea 320 ilustra los resultados conseguidos utilizando una puesta en práctica estándar de una red descentralizada de nodos sensores que utiliza el algoritmo de intersección de covarianzas para la fusión de datos procedentes de nodos distantes y un filtro de Kalman simple para el seguimiento del objetivo en cada nodo. La línea 330 ilustra los resultados conseguidos utilizando una red de nodos detectores que ponen en práctica un proceso de IMM descentralizado en conformidad con una forma de realización de la invención. El proceso IMM utiliza tres modelos de dinámica del objetivo. Los modelos utilizados eran esencialmente el mismo, pero con parámetros adecuados modificados de modo que diferentes niveles de aceleración del objetivo pudieran admitirse por los modelos distintos. La línea de trazos etiquetada con la referencia numérica 340 representa el límite más bajo en el rendimiento cuando se utiliza el algoritmo IMM y es el resultado conseguido utilizando un algoritmo de IMM centralizado, que recibe datos de sensores brutos procedentes de todos los sensores presentes en la red. Sin embargo, aunque representa el mejor resultado conseguible para el algoritmo IMM es, en la práctica, no factible debido a las muy grandes cantidades de datos que deben comunicarse a través de la red y el requerimiento de un ancho de banda alto correspondiente.

55 El número de seguimientos que cada nodo sensor puede transmitir cada segundo – esto es, el ancho de banda disponible para la red – se utilizó como uno de los parámetros de prueba debido a que una de las principales ventajas de la presente invención es su capacidad para funcionar de forma eficiente al mismo tiempo que se restringe el uso de comunicaciones de ancho de banda bajo. Los resultados ilustrados en la Figura 3 demuestran que el rendimiento de la red es mejor, en todos los anchos de banda, cuando se pone en práctica el método de seguimiento según una forma de realización de la invención. El rendimiento del método de seguimiento según una

5 forma de realización de la invención se aproxima, de hecho, al límite más bajo (indicado por la línea de trazos 340), una vez que el ancho de banda de la red aumenta por encima de 100 seguimientos por segundo. El algoritmo de selección de seguimiento es el más desfavorable en todos los anchos de banda, mientras que el rendimiento del algoritmo DDF estándar es intermedio entre el algoritmo de selección de seguimientos y el del método de seguimiento según una forma de realización de la invención. conviene señalar que el rendimiento del método de seguimiento según una forma de realización de la invención es el mejor, en un margen significativo, a través de la gama completa de anchos de banda objeto de prueba.

10 Habiendo descrito la invención con referencia a diferentes formas de realización específicas, conviene señalar que estas formas de realización son simplemente a modo de ejemplo, variaciones y modificaciones son posibles sin desviarse por ello del alcance de protección de la invención, que se define en las reivindicaciones adjuntas. Dichas variaciones y modificaciones serán inmediatamente obvias para los expertos en esta técnica. A modo de ejemplo, mientras, en lo que antecede, se describen varios posibles métodos a través de los cuales se reciba información de seguimiento desde nodos distantes, o datos contextuales, pueden utilizarse para actualizar las probabilidades de modelos iniciales en la etapa 223 (ilustrada en la Figura 2), se entenderá por los expertos en esta técnica que es también posible actualizar las probabilidades de modelos solamente en la etapa 212 (ilustrada en la Figura 2), de modo que las probabilidades de modelos en un nodo local se actualicen solamente con datos de sensores generados a nivel local y no con información de seguimiento recibida desde nodos distantes. Además, aunque, en lo que antecede, una red comprende solamente nodos sensores, según se describe, se entenderá que la red puede comprender, además, nodos no sensores. Dichos nodos no sensores pueden utilizarse para la finalidad de retransmitir la información de seguimiento entre nodos sensores. Como alternativa, dicho nodo no sensores puede proporcionarse en una localización de mando, en donde puede ser conveniente conservar las instalaciones de procesamiento de seguimiento, pero en donde puede no existir una necesidad de un sensor. La red puede comprender, además, nodos que tengan más de un sensor.

25 Por último, conviene señalar que ha de entenderse claramente que cualquier característica anteriormente descrita en relación con cualquier forma de realización puede utilizarse sola o en combinación con otras características descritas y pueden utilizarse también en combinación con una o más características de cualquier otra de las formas de realización o cualquier combinación de cualesquiera otras de las formas de realización.

30

REIVINDICACIONES

1. Un método de seguimiento de un objetivo, cuyo método se aplica a una red descentralizada que comprende una pluralidad de nodos, comprendiendo cada nodo (110, 120, 130, 140, 150, 160, 170) un sensor (112) que tiene por función efectuar observaciones de objetivos, un medio de comunicación (114) que tiene por función transmitir y recibir información de seguimiento y un medio de almacenamiento que tiene por función memorizar la información de seguimiento caracterizado por cuanto que: el método comprende, además, efectuar, en un nodo local, las etapas de:
- (i) proporcionar un conjunto de modelos de dinámica del objetivo;
 - (ii) proporcionar un conjunto de probabilidades de modelos iniciales, estando cada probabilidad de modelo inicial asociada con uno del conjunto de modelos de dinámica del objetivo y estando cada probabilidad de modelo inicial relacionada con la probabilidad de que la dinámica del objetivo esté conforme a su modelo de dinámica de objetivo asociado;
 - (iii) proporcionar un conjunto de estimaciones de estados de objetivos de modelos iniciales, estando cada estimación de estado del objetivo de modelo inicial asociado con uno del conjunto de modelos de dinámica del objetivo;
 - (iv) calcular un conjunto de estimaciones de estados de objetivos de modelos de previsión aplicando cada modelo de dinámica de objetivo a su estimación de estado del objetivo de modelo inicial asociada;
 - (v) en respuesta a una observación de objetivo efectuada en el nodo local, realizar un primer procedimiento de seguimiento (211, 212, 213) para actualizar así la información de seguimiento memorizada en el nodo local;
 - (vi) en respuesta a la recepción de la información de seguimiento en el nodo local procedente de un nodo distante, efectuar un segundo procedimiento de seguimiento del objetivo (221, 222, 223) actualizando así la información de seguimiento memorizada en el nodo local y
 - (vii) comunicar la información de seguimiento actualizada a otros nodos seleccionados (110, 120, 130, 140, 150, 160, 170) en la red (100);
- y en donde el primer procedimiento de seguimiento comprende las etapas de:
- (a) calcular las probabilidades de modelos actualizadas en función de una diferencia entre la observación del objetivo y la estimación de estado del objetivo de modelo de predicción;
 - (b) calcular las estimaciones de estados del objetivo de modelos actualizadas en función de la estimación de estados del objetivo de modelos de predicción y de la observación del objetivo; y
 - (c) calcular una estimación de estado del objetivo prevista compuesta combinando las estimaciones de estados de objetivos de modelos previstas utilizando una ponderación relacionada con las probabilidades de modelos actualizadas;
- y el segundo procedimiento de seguimiento comprende la etapa de fusionar, de manera conservativa, la información de seguimiento recibida con la información de seguimiento memorizada en el nodo local con el fin de obtener información de seguimiento fusionada y en donde la información de seguimiento comprende una o más de: la estimación de estados del objetivo compuesta actualizada, las estimaciones de estados de objetivos de modelos actualizadas y las probabilidades de modelos actualizadas.
2. Un método según la reivindicación 1, que comprende, además, las etapas de repetir las etapas (i) a (vii) según se definen en la reivindicación 1, en cada nodo (110, 120, 130, 140, 150, 160, 170) en la red (100) y luego, efectuar una iteración de las etapas (iv) a (vii) según la reivindicación 1, en cada nodo (110, 120, 130, 140, 150, 160, 170) en la red (100) utilizando, en lugar de las probabilidades de modelos iniciales y de las estimaciones de estados de objetivos de modelos iniciales, las probabilidades de modelos actualizadas y las estimaciones de estados de objetivos de modelos actualizadas procedentes de la iteración inmediatamente precedente.
3. Un método según la reivindicación 1 o la reivindicación 2, que comprende, además, la etapa de mezclar la estimación de estados del objetivo del modelo inicial combinando, con una primera estimación de estado del objetivo de modelo inicial, una proporción de cada una de las otras estimaciones de estados de objetivos de modelos iniciales, estando dicha proporción relacionada con la probabilidad de que, durante la iteración inmediatamente precedente, la dinámica del objetivo que ha efectuado una transición desde un estado conforme al modelo de dinámica del objetivo asociada con dicha otra estimación de estado del objetivo de modelo inicial, a un estado conforme al modelo de dinámica del objetivo asociada con la primera estimación de estado del objetivo de modelo inicial y repetir el proceso de combinación para cada estimación de estado del objetivo de modelo inicial.

- 5 4. Un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 3, en donde el primer procedimiento de seguimiento comprende, además, la etapa de asociar la observación del objetivo con la información de seguimiento memorizada en el nodo local.
- 5 5. Un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 4, en donde el segundo procedimiento de seguimiento comprende, además, la etapa de asociar la información de seguimiento recibida con la información de seguimiento memorizada en el nodo local.
- 10 6. Un método según cualquiera de las reivindicaciones precedentes en donde la etapa de fusionar, de forma conservativa, la información de seguimiento recibida con la información de seguimiento memorizada en el nodo local comprende la aplicación de un algoritmo de intersección de covarianzas.
- 15 7. Un método según cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en donde la información de seguimiento comprende la estimación de estados del objetivo compuesta actualizada.
- 20 8. Un método según la reivindicación 7, en donde la pluralidad de nodos (110, 120, 130, 140, 150, 160, 170) comprende al menos un primer nodo y un segundo nodo y en donde el conjunto de modelos de dinámica del objetivo proporcionado en el primer nodo es diferente al conjunto de modelos de dinámica del objetivo proporcionado en el segundo nodo.
- 25 9. Un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 6, en donde la información de seguimiento comprende las estimaciones de estados de objetivos de modelos actualizadas y las probabilidades de modelos actualizadas.
- 30 10. Un método según la reivindicación 9, en donde el mismo conjunto de modelos de dinámica del objetivo se proporciona a cada nodo (110, 120, 130, 140, 150, 160, 170) en la red (100).
- 35 11. Un método según cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en donde el segundo procedimiento de seguimiento comprende la etapa de actualizar las probabilidades de modelos iniciales mediante la aplicación de una red Bayesiana.
- 40 12. Un método según la reivindicación 10, en donde el segundo procedimiento de seguimiento comprende fusionar, de forma conservativa, cada estimación de estado del objetivo del modelo actualizada recibida con su correspondiente estimación de estado del objetivo del modelo local correspondiente y fusionar, de forma conservativa, cada probabilidad del modelo actualizada recibida con su probabilidad local correspondiente.
- 45 13. Un método según cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en donde las etapas (i) a (vii), según se define en la reivindicación 1, se realizan en cada nodo en la red.
14. Un método según la reivindicación 13, en donde el algoritmo de seguimiento de modelos múltiples es un algoritmo interactivo de seguimiento de modelos múltiples.
15. Una red de nodos descentralizada adaptada para realizar un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 14.
16. Un programa informático que, cuando se ejecuta, tiene por función efectuar un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 14.

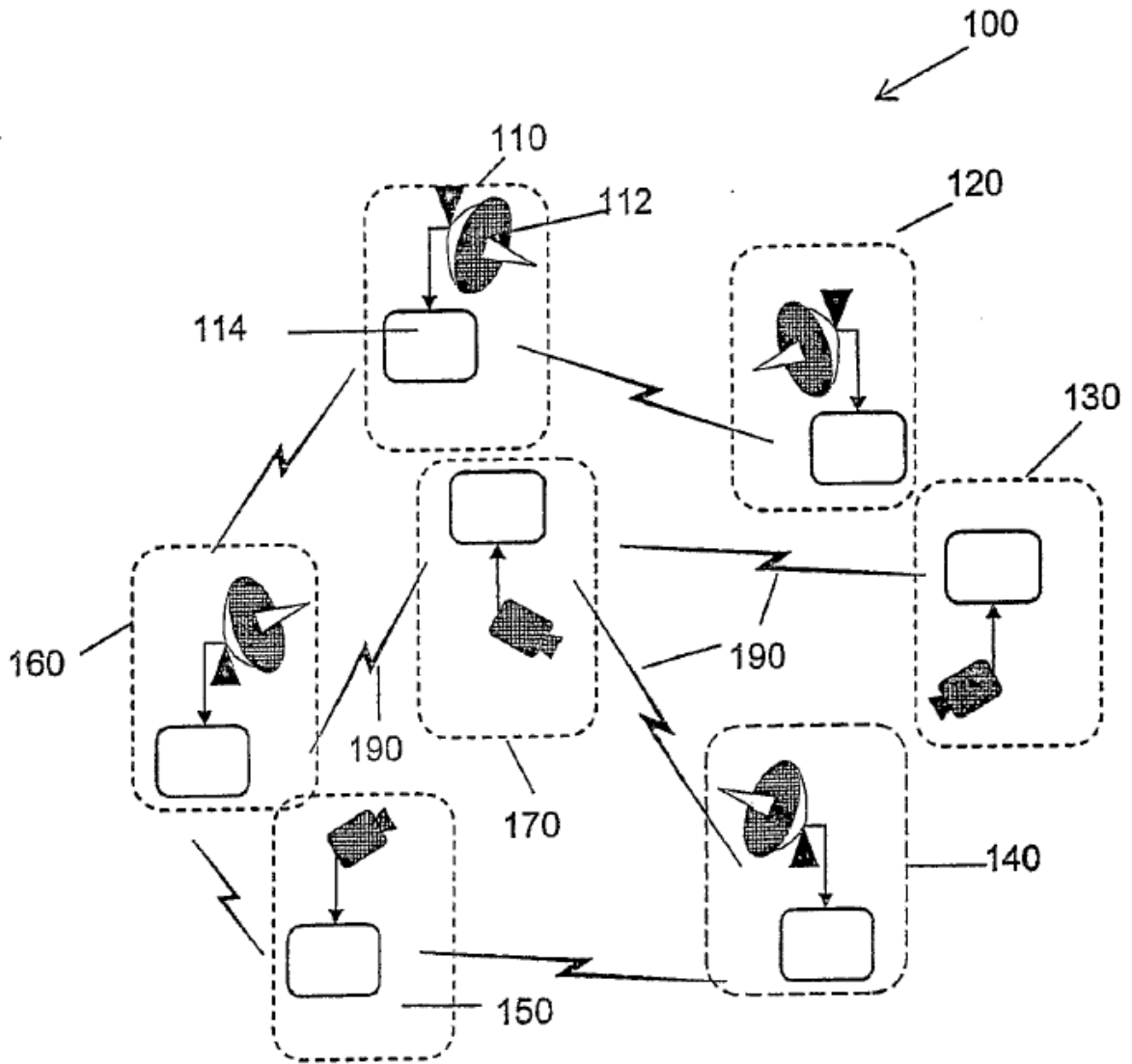


Figura 1

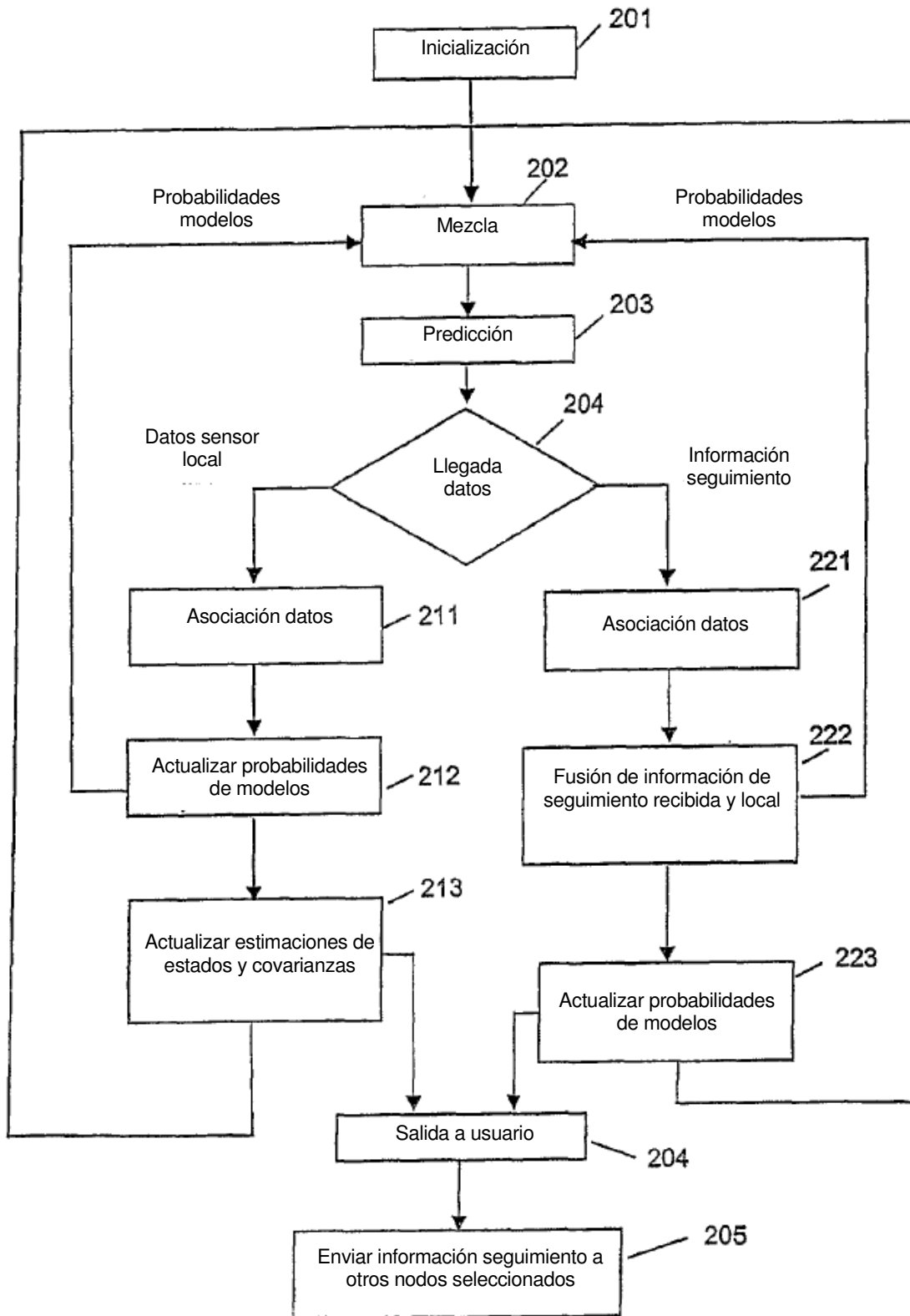


Figura 2

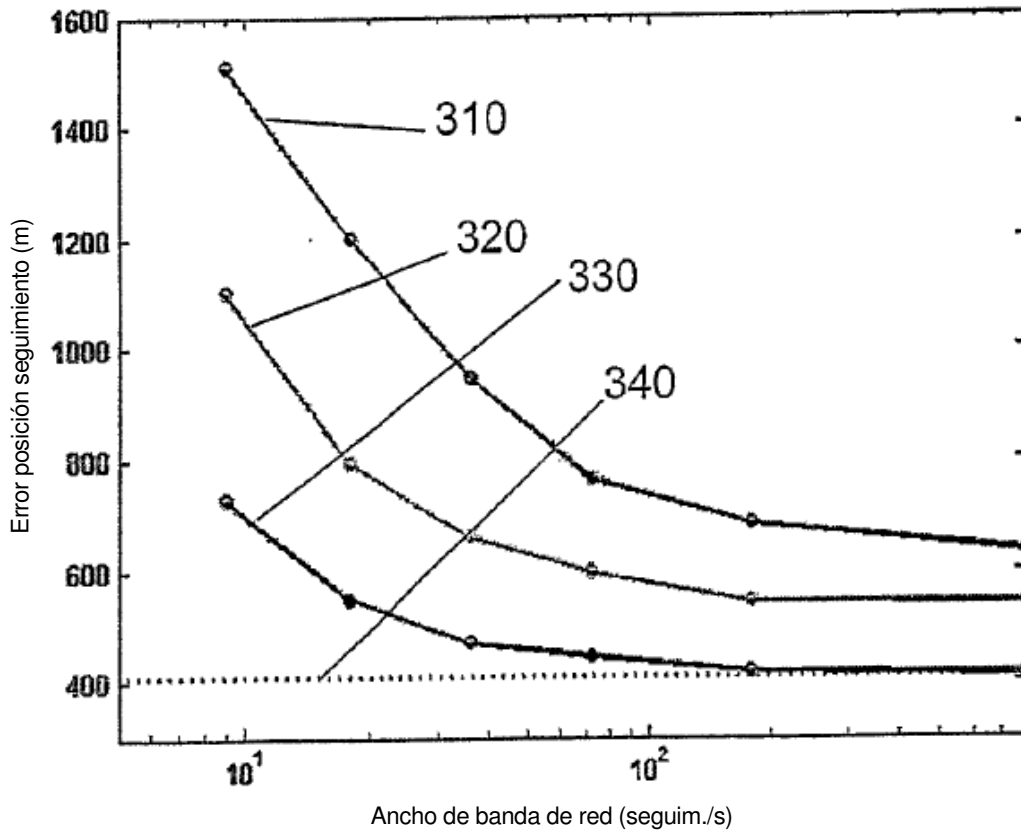


Figura 3