

Sevilla
2011

XXX
Jornadas de
Automática

Sevilla 7 al 9 de Septiembre 2011
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla



[Página principal](#)

[Presentación](#)

[Comités](#)

[Comunicaciones](#)

[Programa](#)

[Patrocinadores](#)

[Contacto](#)



Las Jornadas de Automática constituyen un punto de encuentro para la comunidad de Automática en España tanto en el ámbito de la investigación, la docencia o la empresa. Las Jornadas vienen realizándose anualmente desde el año 1977, promovidas por el Comité Español de Automática (CEA), y organizadas por distintas Universidades o Centros de Investigación de nuestro país. Este año 2011 celebrarán su XXXII edición en la Universidad de Sevilla, durante los días 7, 8 y 9 de septiembre en la Escuela Técnica Superior de Ingeniería, siendo ésta la segunda ocasión en la que se desarrollará en Sevilla.

Sevilla
JA
2011

Actas de las XXXII Jornadas de Automática
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla
Sevilla, 7 al 9 de septiembre de 2011

ISBN-978-84-694-6454-0

Página principal

Presentación

Comités

Comunicaciones

Programa

Patrocinadores

Contacto

Comunicaciones aceptadas en Robótica

ID.	TÍTULO	AUTOR/ES
P12	DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE PLATAFORMAS MÓVILES PARA TRABAJO COOPERATIVO EN UN ENTORNO CONOCIDO.	Edwin Andrés Beltrán González, Willson Infante Moreno
P15	ESTUDIO DEL PROCESO DE FUSIÓN DE MAPAS VISUALES CREADOS CON FASTSLAM EN UN ENTORNO MULTI-ROBOT	Mónica Ballesta, Arturo Gil, Miguel Juliá, Lorenzo Fernández, Óscar Reinoso
P21	CINEMÁTICA DIRECTA E INVERSA ROBOT PARALELO	Enrique Martínez Bertí, Antonio Sánchez
P22	DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE UN PROTOTIPO DE ROBOT AUTÓNOMO DE TIPO SERPIENTE TELEOPERADO POR CONTROL REMOTO	Andrés San Millán, Vicente Feliu
P23	ENFOQUE HOLÓNICO BASADO EN AGENTES PARA EL CONTROL DE ORGANIZACIONES DE ROBOTS MOVILES	Adrián Cervera, Ángel Soriano, Javier Gómez, Ángel Valera, Marina Vallés, Adriana Giret
P30	A TOOLKIT FOR ROBOT GRASPING SIMULATION	Beatriz León, Gustavo Puche, Higinio Martí, Antonio Morales
P32	IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE NAVEGACIÓN EN ENTORNOS ESTRUCTURADOS CONOCIDOS, EN UNA PLATAFORMA MÓVIL TIPO LEGO	Willson Infante, Paola Parra
P33	DISEÑO DE UN DIRIGIBLE HÍBRIDO E IMPLEMENTACIÓN EN LA AVIÓNICA	Kristel Solange Novoa Roldán, Julio Cesar Prada Guzmán, José Miguel Benavidez Castro
P42	DISEÑO Y ANÁLISIS DE PINZAS ROBÓTICAS SIMPLES Y GENÉRICAS CON ESLABONES FLEXIBLES	Jonathan Becedas, Andrés S. Vázquez, Ismael Payo
P44	ODOMETRÍA VISUAL Y CONSTRUCCIÓN DE UN MAPA TOPOLÓGICO A PARTIR DE LA APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES	Lorenzo Fernández, Luis Payá, Mónica Ballesta, Francisco Amorós, Oscar Reinoso
P54	MÉTODO BASADO EN EL ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD PARA LA EVALUACIÓN DE CONFIGURACIONES DEL CONTROL DE PAR COMPUTADO EXTENDIDO EN LA PLATAFORMA GOUGH-STEWART	Asier Zubizarreta, Eva Portillo, Darío Orive, Itziar Cabanes, Marga Marcos
P58	PROTOTIPO DE DEDO Y PULGAR PARA UNA MANO ANTROPOMÓRFICA ACCIONADA POR SERVOMOTORES	Damián Mira Martínez, Santiago T. Puente Méndez, Fernando Torres Medina
P62	APLICACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN INDIRECTO A LA LOCALIZACIÓN DE ROBOTS MÓVILES	Ramón González, Francisco Rodríguez, José Luis Guzmán, Manuel Berenguel
P66	EMPTYING THE BOX USING BLIND HAPTIC MANIPULATION PRIMITIVES	Javier Felip, José Antonio Bernabé, Antonio Morales
P77	APLICACIÓN DEL CONTROL LINEAL CUADRÁTICO A UNA TORRETA OPRÓNICA GIROESTABILIZADA DE 4 EJES	Alberto Puras, José Ramón Llata
P82	REAJUSTE DE TAREAS DE MANIPULACIÓN ROBÓTICA MEDIANTE INFORMACIÓN TÁCTIL	Juan Antonio Corrales Ramón, Fernando Torres Medina, Gabriel Jesús García Gómez, Pablo Gil Vázquez
P89	MEJORA EN LA NAVEGACIÓN DE ROBOTS CON RECURSOS LIMITADOS MEDIANTE FUSIÓN DE DATOS DE DISTINTOS SENSORES	Leonardo Marín Paniagua, Marina Vallés Miquel, Ángel Valera Fernández, Pedro Albertos Pérez
P91	TRANSPORTE DE PERSONAS CON VEHÍCULOS AUTÓNOMOS EN ENTORNOS URBANOS	Luis Merino, Francisco Real, Pablo Soriano, Anibal Ollero
P96	IMPLEMENTACIÓN DE CONTROLADORES DINÁMICOS PARA UN MANIPULADOR PARALELO DE 3DOF	José I. Cazalilla, Marina Vallés Miquel, Miguel Díaz-Rodríguez, Ángel Valera, Vicente Mata, Álvaro Page
P100	ESTUDIO SOBRE ALGORITMOS DE MAPEO PARA ROBOTS MÓVILES	Ángela Baldán, Juan Pazos
P104	AVANCES EN LA ESPECIFICACIÓN Y EJECUCIÓN DE TAREAS AUTÓNOMAS DE MANIPULACIÓN SUBMARINA	Juan Carlos García Sánchez, J. Javier Fernández Fresneda, Mario Prats Sánchez, Raúl Marín Prades, Pedro J. Sanz Valero
P119	APLICACIÓN DEL CONTROL PREDICTIVO AL CONTROL DE UN ROBOT MANIPULADOR EN ENTORNOS RESTRINGIDOS	Jesús De la Casa Cárdenas, Juan Gómez Ortega, Javier Gámez García
P123	MONITORIZACIÓN Y MEDICIÓN AUTOMÁTICAS DEL TRÁFICO MEDIANTE REDES INALÁMBRICAS DE SENSORES	Alberto De San Bernabé, José Ramiro Martínez de Dios, Karim Lferd
P127	IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS Y ESTIMACIÓN DEL ESTADO EN HELICÓPTEROS AUTÓNOMOS MEDIANTE EL FILTRO UKF.	Luis A. Sandino, Manuel Béjar, Anibal Ollero
P130	TESTBED INTEGRADO PARA LA COOPERACIÓN ENTRE ROBOTS Y REDES INALÁMBRICAS DE SENSORES	Adrián Jiménez González, José Ramiro Martínez de Dios, Gabriel Núñez Guerrero, Anibal Ollero Baturone
P132	PLANIFICACIÓN DE TRAYECTORIAS SUAVES EN ENTORNOS URBANOS UTILIZANDO CLOTÓIDES	Larissa Labakhua, Diego López, Fernando Gómez-Bravo
P138	APERTURA DE UNA PUERTA UTILIZANDO UN BRAZO ROBÓTICO HUMANOIDE Y REALIMENTACIÓN SENSORIAL DE VISIÓN Y FUERZA	Julio Beltrán Ortega, Alejandro Sánchez García, Jesús De la Casa Cárdenas, Javier Gámez García, Juan Gómez Ortega
P140	SISTEMA INALÁMBRICO PARA VEHÍCULOS MARINOS	Eloy López, Emiliano Moyano, Francisco J. Velasco, Elías Revestido, Tomás José



		Hombreiro, Isabel Zamanillo, José M ^º Zamanillo
P157	COOPER (COupled OPEration Robot): CONTROL DE UNA ESTRUCTURA ARTICULAR RRR ACOPLADA A UN MANIPULADOR	Iván Perea, Gabriel J. García, Carlos A. Jara, Jorge Pomares, Francisco A. Candelas, Fernando Torres
P159	ANÁLISIS CINEMÁTICO DE ROBOT CUADRÚPEDO UTILIZANDO SCREWS	Pedro Cárdenas, Héctor Moreno, Lisandro Puglisi, Cesar Peña, Roque Sataren
P166	PLATAFORMA PARA EXPERIMENTACIÓN DE CONTROLADORES BASADA EN SISTEMA AEROPROPULSADO DE CUATRO ROTORES COPLANARIOS	Ramón A. García, Jesús G. Villagómez, Guilherme V. Raffo, Manuel Vargas, Manuel G. Ortega, Francisco R. Rubio

ESTUDIO DEL PROCESO DE FUSIÓN DE MAPAS VISUALES CREADOS CON FASTSLAM EN UN ENTORNO MULTI-ROBOT

Mónica Ballesta, Arturo Gil, Miguel Juliá, Lorenzo Fernández, Óscar Reinoso
Dept. Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad Miguel Hernández
Av. Universidad s/n, Edificio Quorum V, 03202 Elche
{m.ballesta||arturo.gil||mjulia||l.fernandez||o.reinoso}@umh.es

Resumen

En un contexto multi-robot, la creación de mapas se puede abordar de forma que cada robot del equipo construya su propio mapa independientemente de las medidas realizadas por el resto de robots. A continuación, el mapa global se obtiene como resultado de la fusión de los distintos mapas locales, que previamente han sido alineados. En este trabajo se propone el filtro de Kalman Estacionario Multivariable para resolver la fusión de las marcas visuales teniendo en cuenta la incertidumbre en su estimación. Por otro lado, se realiza un estudio relacionando el comportamiento del filtro FastSLAM y los resultados del proceso de fusión.

Palabras clave: SLAM multi-robot, FastSLAM, marcas visuales, alineamiento, fusión.

1 INTRODUCCIÓN

La idea básica de la que se parte en este trabajo es de un contexto de SLAM multi-robot en el que los robots construyen mapas locales de forma independiente. Es decir, cada robot construye su propio mapa local sin tener noción de las observaciones realizadas por otros robots. En un determinado instante, existirá un conjunto de mapas locales que pueden ser alineados y fusionados para obtener un único mapa global.

Algunos autores resuelven esta situación estableciendo un punto de encuentro para los robots [4, 7]. De este modo los robots calculan su posición relativa. Otra posibilidad es la presentada en [6]. En este caso se calcula la transformación existente entre los mapas mediante una búsqueda de marcas comunes entre dichos mapas. En el primer caso, si los robots han llegado a encontrarse en un punto, tenemos la certeza de que sus mapas locales comparten una zona común. En el segundo caso, dependerá de las correspondencias que se encuentren entre los mapas.

En anteriores trabajos nos centramos en el problema del alineamiento de mapas visuales, realizando un estudio comparativo de diferentes

métodos de alineamiento [1, 2]. Como resultado, se obtuvo que RANSAC es el método más recomendable para obtener el alineamiento de mapas visuales. En este caso, el objetivo es estudiar la etapa de fusión.

Si bien el alineamiento de mapas se encarga de encontrar un sistema de referencia común que relacione los mapas creados de forma independiente o en diferentes instantes de tiempo, la fusión de mapas constituye la segunda etapa que completa el proceso de unir los mapas locales en un único mapa. Es decir, una vez alineados los mapas, se habrán encontrado las correspondencias existentes entre las marcas de los distintos mapas y la transformación que permite pasar de un sistema de referencia a otro será conocida. El siguiente paso es la construcción de un único mapa global en lo que se conoce como el proceso de fusión y que es el objeto de estudio del presente trabajo.

Los experimentos realizados se pueden aplicar a cualquier caso en el que se dispongan de diversos mapas visuales de características tridimensionales con diferentes sistemas de referencia. Por ejemplo, se puede pretender crear el mapa de una zona muy amplia dividiendo el espacio. A continuación, se puede llevar a cabo bien por un equipo de robots o bien con un único agente distribuyendo la tarea en el tiempo, de modo que se pueden ir almacenando mapas locales que luego puedan ser alineados y fusionados.

Para llevar a cabo la fusión de estos mapas es preciso tener en cuenta la naturaleza de los mismos. Cabe recordar que se trata de mapas de características tridimensionales con un descriptor visual asociado que define su apariencia visual y que además tienen asociada una incertidumbre consecuencia del error cometido en la estimación de las mismas.

2 FUSIÓN

Una vez realizado el alineamiento de los mapas locales, las características de dichos mapas estarán expresadas en el mismo sistema de referencia. Llegados a este punto, es posible realizar la fusión de estos mapas locales y obtener un mapa global. Es

importante destacar que para realizar la fusión se ha de tener en cuenta la incertidumbre asociada a cada marca. Para ello en este trabajo, se propone un filtro de Kalman Estacionario Multivariable, cuya formulación se presenta a continuación:

$$K_{\{i\}} = \Sigma_{1\{i\}} \cdot (\Sigma_{1\{i\}} + \Sigma_{2\{i\}})^{-1} \quad (1)$$

$$C_{G\{i\}} = C_{1\{i\}} + K_{\{i\}} \cdot (C_{1\{i\}} - C_{2\{i\}}) \quad (2)$$

$$\Sigma_{G\{i\}} = (I - K_{\{i\}}) \cdot \Sigma_{1\{i\}} \quad (3)$$

donde i es un índice ($i \in \{1, M\}$, M : número total de correspondencias) que denota cada par de correspondencias entre los mapas (1 y 2). El subíndice G hace referencia a los datos del mapa global ($mapa_G$) y los índices 1 y 2 al $mapa_1$ y $mapa_2$ respectivamente. En consecuencia, $C_{G\{i\}}$ son las coordenadas 3D de la marca i en el mapa global. C_2 son las coordenadas 3D del $mapa_2$ en el sistema de referencia del $mapa_1$. Finalmente, $\Sigma_{G/1/2}$ son las matrices de covarianza 3×3 , que representan la incertidumbre de las marcas en $mapa_G$, $mapa_1$ y $mapa_2$ respectivamente. Las matrices de covarianza del $mapa_2$ (Σ_2) se transforman también al sistema de referencia del $mapa_1$. Cabe mencionar el hecho de que en el proceso de alineamiento, no solo se transforma la posición de la marca, sino también la elipse de error. Esto se realiza por medio de la matriz de rotación tal y como se muestra a continuación:

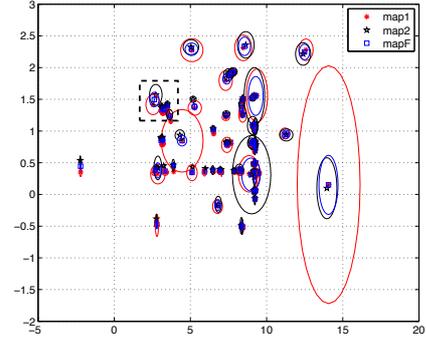
$$\Sigma_2 = R^T \cdot \Sigma_{20} \cdot R \quad (4)$$

donde Σ_{20} es la matriz de covarianza del $mapa_2$ antes del alineamiento y R es la siguiente matriz de rotación:

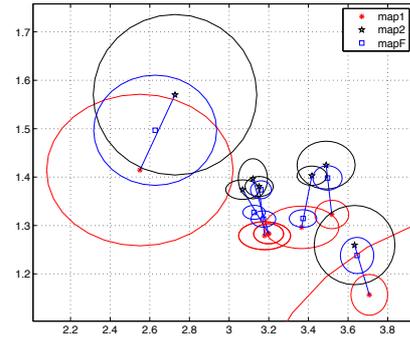
$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

En cuanto al descriptor asociado a cada marca, tras el proceso de fusión, el nuevo descriptor de la marca global será la media de los descriptores de las marcas locales.

La figura 1 presenta un ejemplo la fusión teniendo en cuenta la incertidumbre de las marcas. Concretamente, se muestra la posición de un conjunto de marcas alineadas pertenecientes a los mapas $mapa_1$ (marcas indicadas con asteriscos) y $mapa_2$ (marcas indicadas con estrellas), expresadas en el mismo sistema de referencia. Además, se representa la incertidumbre de las marcas mediante una elipse de error. En la figura aparece también el mapa fusionado obtenido (marcas indicadas con cuadrados). Para una mejor visualización, se ha destacado una zona de la figura con un recuadro



(a)



(b)

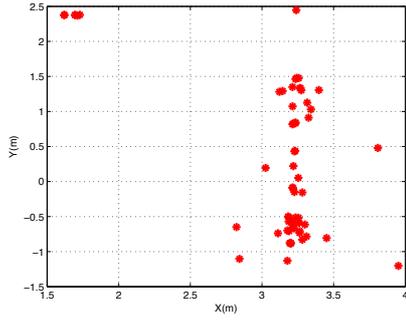
Figura 1: (a) Posición e incertidumbre de un conjunto de marcas alineadas y fusionadas. Con asteriscos y estrellas se representan respectivamente las marcas de los mapas 1 y 2, mientras que el mapa resultante fusionado se indica con marcas en forma de cuadrados. La incertidumbre en cada caso está representada por elipses. (b) Ampliación de la zona seleccionada en la figura superior con un recuadro discontinuo.

de línea discontinua que aparece ampliado en la figura 1(b). En este caso, se puede observar con mayor claridad las marcas resultantes del proceso de fusión mediante el Filtro de Kalman Estacionario Multivariable con las ecuaciones (1), (2) y (3). Es destacable que la incertidumbre de las marcas resultantes es menor que la de las marcas de los mapas locales.

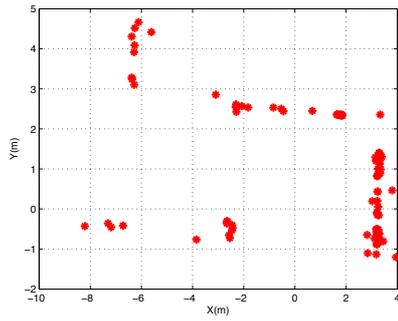
3 EXPERIMENTOS

En este apartado se presenta un estudio realizado con distintos mapas de características con el fin de ver la relación que existe entre el peso de las partículas, es decir, su probabilidad y el error cometido en la estimación del mapa.

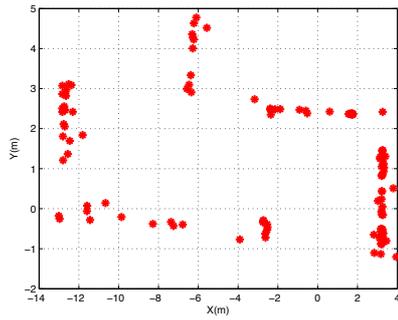
En primer lugar, se presenta los datos de entrada utilizados para llevar a cabo este estudio. Se trata



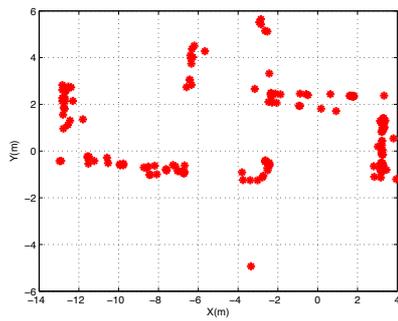
(a)



(b)

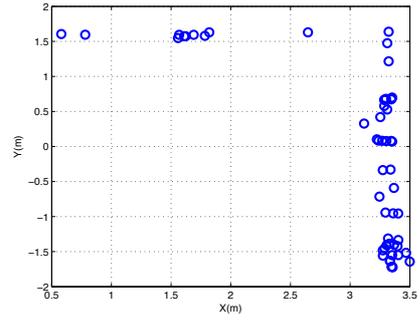


(c)

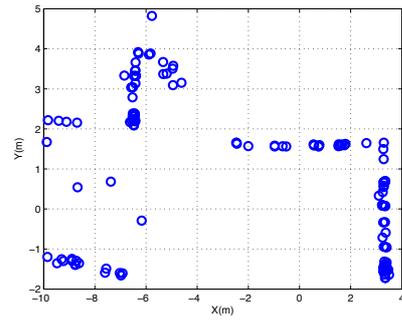


(d)

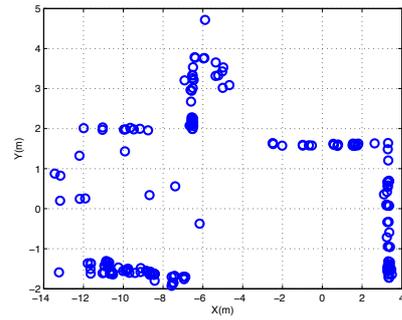
Figura 2: Mapa obtenido por el robot R1 a lo largo de diferentes iteraciones del algoritmo FastSLAM (Experimento *Exp1*). (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (c) Iteración $K=700$.



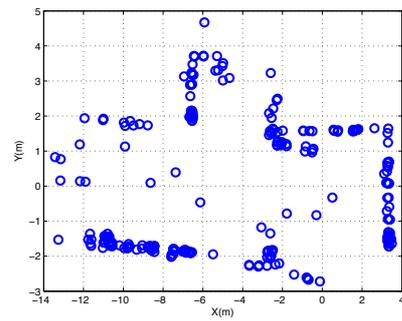
(a)



(b)

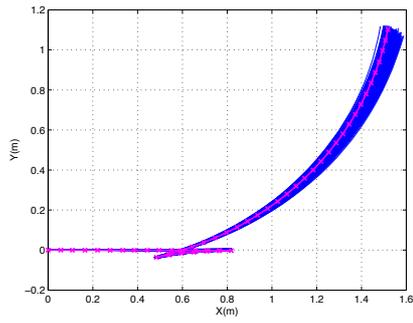


(c)

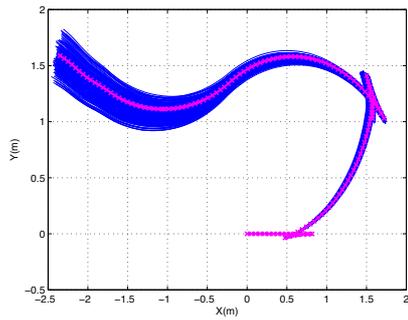


(d)

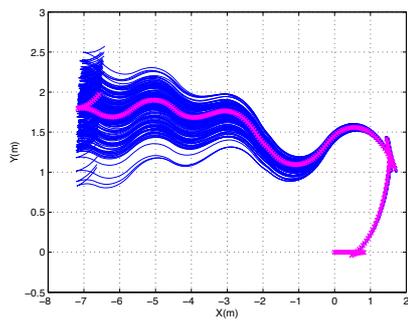
Figura 3: Mapa obtenido por el robot R2 a lo largo de diferentes iteraciones del algoritmo FastSLAM (Experimento *Exp1*). (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (c) Iteración $K=700$.



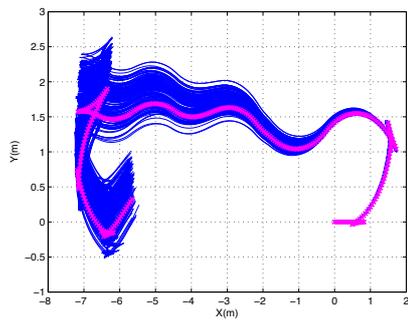
(a)



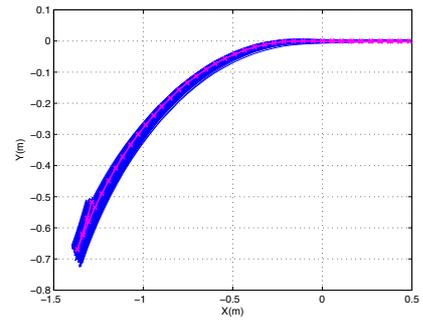
(b)



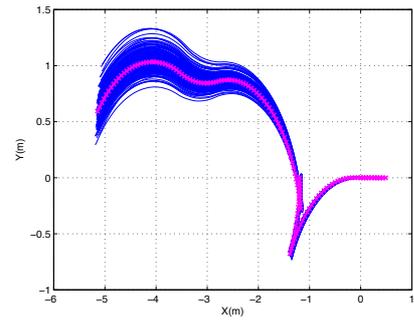
(c)



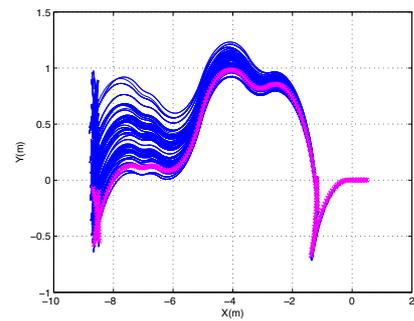
(d)



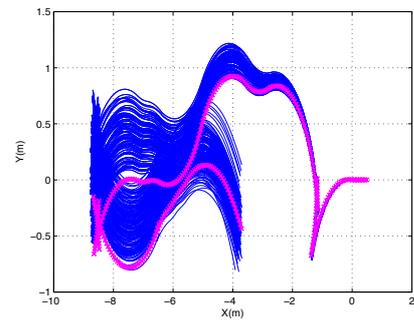
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 4: Evolución del camino seguido por el robot R1 a lo largo de diferentes iteraciones del algoritmo FastSLAM (Experimento *Exp1*). (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (d) Iteración $K=700$.

Figura 5: Evolución del camino seguido por el robot R2 a lo largo de diferentes iteraciones del algoritmo FastSLAM (Experimento *Exp1*). (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (d) Iteración $K=700$.

de un total de seis mapas de características, contruídos por dos robots (R1 y R2) en tres experimentos diferentes (*Exp1*, *Exp2* y *Exp3*). Dichos mapas han sido creado mediante el algoritmo FastSLAM [5, 3].

A modo de ejemplo, se incluyen las figuras 2, 3, 4, 5, que muestran la progresión del filtro FastSLAM para el caso concreto del experimento *Exp1* (el resto de experimentos muestran condiciones similares variando las trayectorias realizadas por los robots). Concretamente, las figuras 2 y 3, muestran la evolución del mapa local creado por el robot R1 y el robot R2 respectivamente. Cabe recordar, que cada mapa es creado de forma independiente. Los mapas presentados, corresponden al mapa asociado con la partícula más probable del filtro. Se trata de la partícula considerada como la mejor estimación de la pose del robot y del mapa. Paralelamente, las figuras 4 y 5 muestran el camino seguido por cada robot durante el proceso de creación de los mapas mostrados en las figuras 2 y 3. Concretamente, se ha dibujado el camino seguido por cada partícula del filtro. Cada una de estas partículas se considera una hipótesis sobre la pose del robot. En la figura, se aprecia cómo varía la dispersión de partículas del filtro FastSLAM. Además, se ha destacado (línea de asteriscos) la trayectoria seguida por la partícula más probable. Los experimentos han sido realizados con un total de 200 partículas.

Cabe comentar que los mapas han sido creados de forma independiente, de modo que, aunque los robots R1 y R2 hayan compartido espacios comunes en el espacio, cada uno ha realizado una trayectoria diferente creando un mapa local independientemente de las observaciones realizadas por el otro robot. En este trabajo en particular no se pretende evaluar el alineamiento de los mapas. Es por ello, por lo que en estos experimentos los parámetros de alineamiento son conocidos, dado que se sabe la posición inicial de cada robot.

Como se ha comentado anteriormente, el objetivo de este estudio es comprobar la relación entre el peso de las partículas y la estimación del mapa. En el filtro FastSLAM se le asigna un peso a cada partícula en función del error cometido en la estimación de las marcas. Así, cada partícula representa una hipótesis del mapa y del camino seguido por el robot. A lo largo del proceso de SLAM, se realiza un proceso de muestreo en el que se eliminan aquellas partículas menos probables.

Para llevar a cabo este estudio, se propone ordenar las partículas atendiendo a su peso y fusionar los mapas asociados según el procedimiento explicado en el apartado 2. Las pruebas se han realizado con tres conjuntos de datos distintos, diferencia-

dos como experimentos *Exp1*, *Exp2* y *Exp3*. En cada experimento, dos robots R1 y R2 han navegado por un espacio común, y, como resultado, han obtenido un mapa de dicho entorno.

Como evaluación de los resultados, se propone calcular el error cuadrático medio (E_{CM}) de las marcas asociadas entre cada par de mapas fusionado:

$$E_{CM} = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^N (m_i - n_i)^2}}{N}, \quad (6)$$

donde m_i es la posición de las marcas del mapa del robot R1 cuya correspondencia se ha establecido con las marcas n_i del mapa del robot R2. N indica el número de correspondencias encontradas. El cálculo de E_{CM} se realiza con los mapas alineados, en consecuencia, las marcas están expresadas en el mismo sistema de referencia.

En cuanto a qué mapas fusionar, en primera instancia, se pensó en unir los mapas asociados a partículas de mismo orden según su peso. Es decir, para cada experimento, se fusionaría el mapa de la partícula más probable del robot R1 con el mapa de la partícula más probable del R2. A continuación, se fusionaría el mapa de la segunda partícula más probable del robot R1 con el mapa de la segunda partícula más probable del R2, y así sucesivamente siguiendo el orden de las partículas en cuanto a su peso en el filtro. El inconveniente de este procedimiento, es que al calcular el E_{CM} estaríamos obteniendo una medida relativa que no permite hacer una comparativa según el orden de las partículas. Es decir, si comparamos los mapas de las 5^{as} partículas más probables, obtenemos un error de las distancias entre las marcas asociadas entre esos dos mapas, del mismo modo que si comparamos el de las 2^{as} partículas más probables. Sin embargo, dado que no contamos con un *ground-truth* de la posición real de las marcas en el entorno, no sabremos en qué caso la estimación es mejor.

Sin un mapa real del entorno, se propone el procedimiento que se describe a continuación. Para realizar este estudio, se fusiona el mapa de la partícula más probable del R1 con la sucesión de mapas correspondientes a las partículas del filtro del R2 ordenadas de mayor a menor probabilidad. Es decir, se fusiona el mapa de la partícula más probable del robot R1 con el mapa de la partícula más probable del R2. A continuación, se fusiona el mapa de la partícula más probable del robot R1 con el mapa de la segunda partícula más probable del R2. Seguidamente, con el mapa de la tercera partícula más probable del R2 y así sucesivamente hasta la partícula menos probable del R2. De este modo, aunque no se pueda establecer

el error cometido en la fusión respecto a un mapa real, sí que se espera que la fusión entre la primera partícula del R1 y la primera partícula del robot R2 sea mejor, en términos de E_{CM} (expresión 6), que la fusión entre el mapa de esa primera partícula con el mapa de la partícula menos probable del robot R2.

Las figuras 6, 7 y 8 muestran los resultados obtenidos en los experimentos *Exp1*, *Exp2* y *Exp3* respectivamente. Centrándonos en la figura 6(a), se observan dos gráficas. La gráfica superior muestra el error E_{CM} al fusionar el mapa de la partícula más probable del robot R1 con todos y cada uno de los mapas asociados a las partículas del filtro del robot R2, ordenadas de mayor a menor probabilidad. Así en el eje X se muestra el orden de la partícula del filtro asociado al robot R2. Por ejemplo, el valor 1 en el eje X corresponde a la partícula más probable del robot R2, es decir, se fusionan los mapas de las dos partículas más probables. Por otro lado, el valor 200 corresponde a la partícula menos probable del filtro de R2, es decir, se fusiona el mapa más probable del robot R1 con el menos probable del robot R2. A continuación, en la gráfica inferior se muestra el número de correspondencias encontradas entre los mapas fusionados, es decir, el valor N en la expresión 6. En el eje X se muestra igualmente el orden de las partículas, correspondiéndose con los casos de la gráfica superior.

De forma general, la figuras 6, 7 y 8 están compuestas por cuatro gráficas (a), (b), (c) y (d) correspondientes a cuatro iteraciones diferentes del algoritmo FastSLAM, concretamente $K=\{100, 300, 500, 700\}$. En general, se observa que el número de correspondencias encontradas aumenta conforme transcurren iteraciones del algoritmo FastSLAM. Este hecho es indicativo de que la zona común que comparten los robots es mayor. También se observa que el error en la estimación del mapa aumenta ligeramente según aumenta el número de iteraciones.

Adicionalmente, se muestra la figura 9 que muestra la variación en el número de marcas de los mapas creados por el robot R1 y el robot R2 en el experimento *Exp1*. Estos datos se corresponden con los mapas presentados en las figuras 2 y 3. Además, en la figura 9 se muestra también la evolución en el número de correspondencias encontradas entre ambos mapas al realizar la fusión. Los datos presentados corresponden a la partícula más probable del filtro en cada caso.

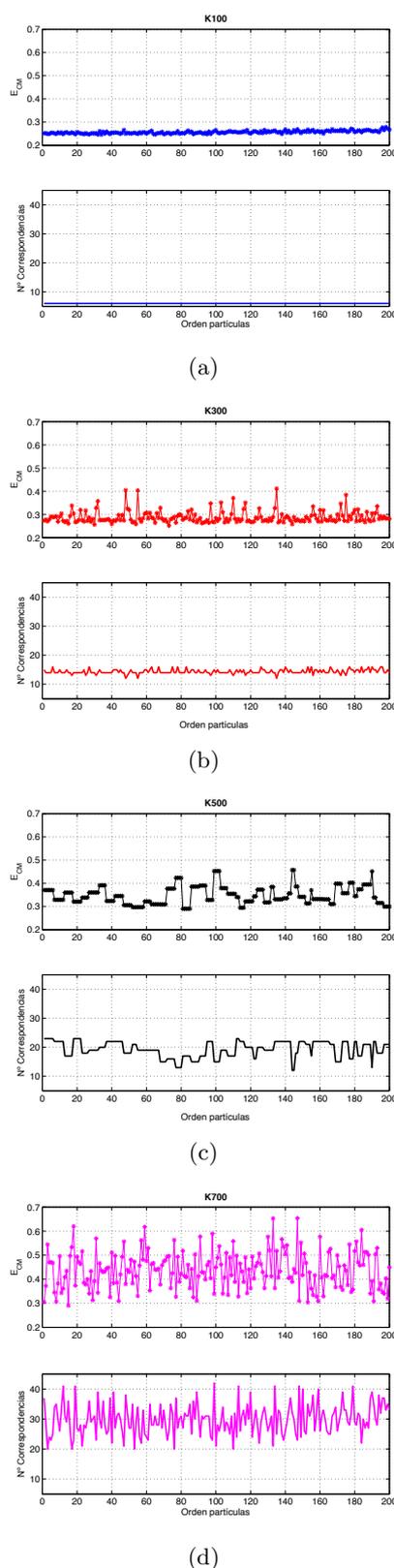
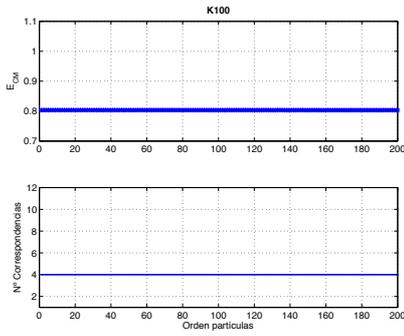
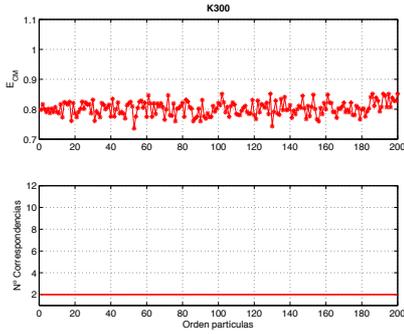


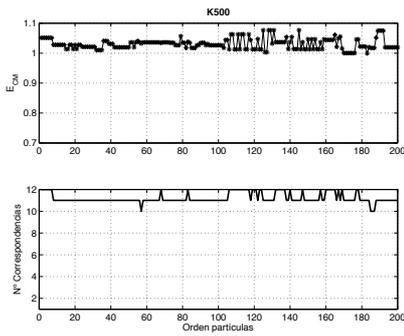
Figura 6: Experimento *Exp1*. Error E_{CM} y correspondencias encontradas en la estimación del mapa fusionado, estableciendo un *ranking* de partículas según su probabilidad. Las figuras muestran los resultados obtenidos en diferentes instantes del algoritmo FastSLAM. (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (d) Iteración $K=700$.



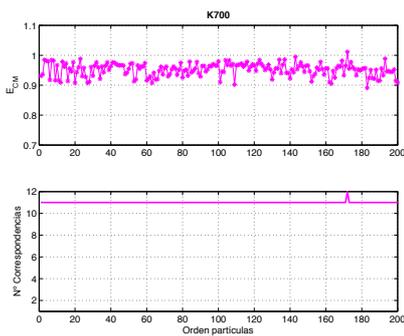
(a)



(b)

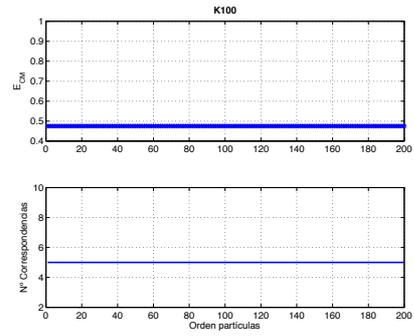


(c)

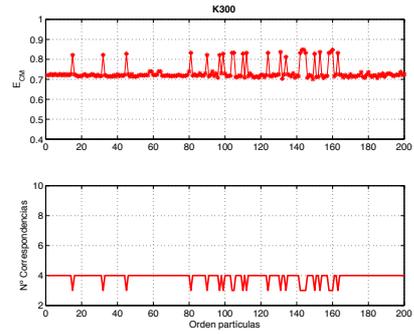


(d)

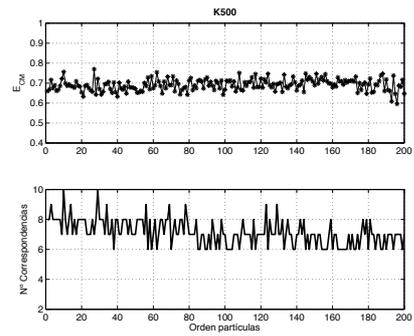
Figura 7: Experimento *Exp2*. Error E_{CM} y correspondencias encontradas en la estimación del mapa fusionado, estableciendo un *ranking* de partículas según su probabilidad. Las figuras muestran los resultados obtenidos en diferentes instantes del algoritmo FastSLAM. (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (d) Iteración $K=700$.



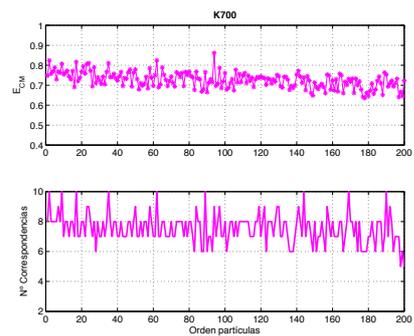
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 8: Experimento *Exp3*. Error E_{CM} y correspondencias encontradas en la estimación del mapa fusionado, estableciendo un *ranking* de partículas según su probabilidad. Las figuras muestran los resultados obtenidos en diferentes instantes del algoritmo FastSLAM. (a) Iteración $K=100$. (b) Iteración $K=300$. (c) Iteración $K=500$. (d) Iteración $K=700$.

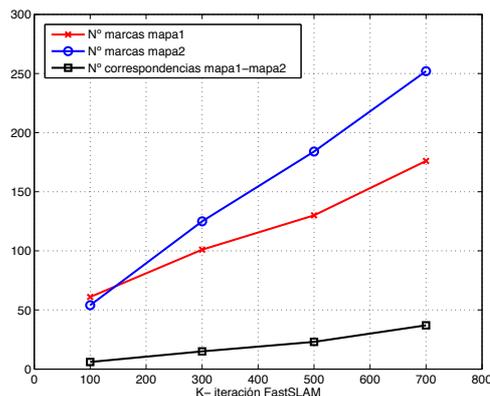


Figura 9: Evolución del número de marcas con las iteraciones del algoritmo FastSLAM.

4 CONCLUSIONES

El trabajo presentado se centra en el proceso de fusión de mapas de características visuales. El problema que se plantea es el de la construcción de un mapa global a partir de un conjunto de mapas locales creados de forma independiente por un equipo de robots. Estos mapas tendrían diferentes sistemas de referencia. Por tanto, es necesario alinear primeramente los mapas y, a continuación, realizar la fusión de los mismos.

En este trabajo se aborda la fusión entre pares de mapas visuales realizando una asociación de características en base a la similitud de sus descriptores visuales. A continuación, la propuesta realizada para llevar a cabo la fusión de estos mapas es un filtro de Kalman Estacionario Multivariable que tiene en cuenta la incertidumbre de las marcas, fruto del error en su estimación. Como resultado, se obtiene que el mapa fusionado estará formado por marcas con una incertidumbre menor.

Por otro lado, se ha realizado un estudio en el que se intenta relacionar el comportamiento de las partículas del filtro FastSLAM en relación a su peso con el error cometido en la fusión de los mapas. El estudio se ha realizado con los mapas obtenidos por dos robots de forma independiente en tres experimentos distintos. A continuación, se ha realizado un estudio consistente en fusionar diferentes combinaciones de mapas, escogiendo partículas de diferente probabilidad. Este estudio, se ha realizado en diferentes etapas del filtro FastSLAM (distinto número de iteraciones). En cuanto a la evolución del error según la probabilidad de la partícula asociada al mapa que fusionamos, realmente no se observa una tendencia clara. Sería de esperar que el error fuese mayor a medida que se fusiona con partículas de menos probabilidad. Sin embargo, el resultado obtenido,

con tres conjuntos de datos diferentes, no presenta una variación significativa. Por tanto, con los datos utilizados no podemos establecer ninguna relación entre la probabilidad de las partículas y la estimación del mapa fusionado.

Agradecimientos

Esta investigación está patrocinada por el Ministerio de Ciencia e Innovación (referencia del proyecto: CICYT DPI2010-15308, título *Exploración integrada de entornos mediante robots cooperativos para la creación de mapas 3D visuales y topológicos que puedan ser usados en navegación con 6 grados de libertad.*)

Referencias

- [1] M. Ballesta, O. Reinoso, A. Gil, M. Juliá, and Payá L. Métodos para el alineamiento de mapas de características visuales. In *XXIX Jornadas de Automática*, Tarragona, Spain, 3-5 Septiembre, 2008.
- [2] M. Ballesta, O. Reinoso, A. Gil, M. Juliá, and L. Paya. *Recent Advances in Control Systems, Robotics and Automation*, volume 1, chapter Aligning Methods for Visual Landmark-based maps, pages 98–103. InternationalSAR, 3rd Ed., 2009.
- [3] A. Gil, Ó. Reinoso, M. Ballesta, and M. Juliá. Multi-robot visual SLAM using a Rao-Blackwellized particle filter. *Robotics and Autonomous Systems Journal*, pages 68–80, 2010.
- [4] K. Konolige, D. Fox, B. Limketkai, J. Ko, and B. Stewart. Map merging for distributed robot navigation. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 212–217, 2003.
- [5] M. Montemerlo and S. Thrun. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation (ICRA)*, Taipei, Taiwan, 2003.
- [6] S. Se, D. Lowe, and J. Little. Vision-based global localization and mapping for mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(3):364–375, 2005.
- [7] Xun S. Zhou and Sergios I. Roumeliotis. Multi-robot slam with unknown initial correspondence: The robot rendezvous case. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1785–1792, Beijing, China, 2006.