

# Posicionamiento 3D de robots móviles en un espacio inteligente mediante cámaras fijas

Cristina Losada, Manuel Mazo, Sira Palazuelos, Daniel Pizarro, Marta Marrón

**Abstract**—En este trabajo se plantea una solución para la segmentación, identificación y posicionamiento de un número variable de robots móviles en un espacio inteligente. Todo ello a partir de las imágenes captadas un conjunto de cámaras fijas en el entorno en el que se desplazan los robots. Para la segmentación y el posicionamiento se propone una solución basada en la minimización de una función objetivo en la que se incorpora la información de múltiples cámaras. De forma previa a la minimización es necesario inicializar las diferentes variables implicadas (los contornos que definen los bordes de la segmentación en el plano imagen de cada cámara y la profundidad). Por otro lado, tras la obtención de la posición 3D, la identificación de los robots móviles se lleva a cabo comparando las componentes de velocidad estimadas por el algoritmo con las medidas de los sensores odométricos a bordo de los mismos. El sistema se completa con una etapa de seguimiento basada en un filtro de partículas extendido con proceso de clasificación (XPFCP) cuya salida se realimenta a la etapa de inicialización de variables. Esta realimentación permite reducir el tiempo consumido por el algoritmo. Las diferentes propuestas han sido validadas mediante múltiples pruebas experimentales realizadas en el ISPACE-UAH con diversos robots móviles.

**Index Terms**—espacios inteligentes, redes de cámaras, posicionamiento 3D.

## I. INTRODUCCIÓN

Las últimas décadas ha permitido que las tecnologías de la información se instauren en diferentes ámbitos de la vida cotidiana. En esta línea, una parte importante de los esfuerzos de los investigadores en los últimos años se ha centrado en la creación de “entornos inteligentes” [1] en los que los usuarios pueden interactuar de manera natural con los diferentes sistemas y servicios computacionales que les facilitan la realización de sus tareas diarias.

Las aplicaciones de los espacios inteligentes son numerosas y se encuentran en auge en la actualidad, abarcando diferentes ámbitos tales como la robótica de servicios, tareas de vigilancia automática, ayudas a personas con discapacidad o los servicios domóticos.

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación con los proyectos VISNÚ (ref. TIN2009-08984) y SDTEAM-UAH (ref. TIN2008-06856-C05-05).

C. Losada, M. Mazo, S. E. Palazuelos, D. Pizarro, M. Marrón. Departamento de Electrónica. Universidad de Alcalá. 28805 Madrid, Spain (phone: +34 918856592; fax: +34 918856591; e-mail: {losada, mazo, sira, pizarro, marta}@depeca.uah.es).

En este trabajo, se considera un espacio inteligente a un área física dotada de sensores, ubicados en posiciones fijas, que son controlados por un sistema de supervisión dotado de capacidad de análisis y toma de decisiones. Estos sensores pueden ser de diferentes tipos: micrófonos, ultrasonidos, etc. En el caso bajo estudio, el sistema sensorial está formado por un array de cámaras calibradas. El espacio inteligente dispone, además, de un conjunto de actuadores que permiten la interacción con los usuarios, entre los que destacan los robots móviles controlados por el sistema de supervisión.

Una de las tareas esenciales en los espacios inteligentes, cuando la actuación se realiza mediante robots, es la localización de los mismos, así como la de los posibles obstáculos y usuarios dentro del espacio inteligente.

Existen diferentes alternativas que permiten la localización de los robots móviles usando cámaras externas. Las propuestas más importantes pueden dividirse en dos grupos dependiendo del conocimiento a priori de los robots que requieren. El primer grupo incluye las técnicas que precisan de un gran conocimiento previo de los robots, y usan marcas artificiales a bordo de los mismos [2], [3]. Por otro lado, el segundo grupo en el que se encuadra este trabajo, incluye las alternativas que emplean únicamente la apariencia natural de los robots y la geometría de las cámaras para el posicionamiento.

La solución propuesta para segmentación y posicionamiento está basada en la minimización de una función objetivo. Son varios los trabajos que emplean una función objetivo [4], [5], [6] sin embargo estas propuestas presentan algunas desventajas, tales como un alto coste computacional, gran dependencia de los valores iniciales de las variables implicadas, y baja robustez, ya que emplean información de una única cámara.

A continuación, en el apartado II se describe brevemente el sistema sensorial del espacio inteligente. El sistema propuesto se presenta en el apartado III para, posteriormente, en el apartado IV mostrar algunos de los resultados experimentales obtenidos. Finalmente, en el apartado V se enumeran las principales conclusiones de este trabajo.

## II. ESPACIO INTELIGENTE

El sistema sensorial del espacio inteligente considerado en este trabajo (al que denominamos ISPACE-UAH) está formado por un conjunto de  $n_c$  cámaras calibradas, ubicadas estratégicamente en posiciones fijas del entorno de forma que

sea posible cubrir toda el área de movimiento de los robots con el mínimo número de cámaras.

Cada una de las cámaras se conecta a un nodo de adquisición. Todos los nodos se encuentran interconectados entre sí mediante una red de comunicaciones de forma que, la adquisición de todas las cámaras se realiza de forma sincronizada, y controlada por el sistema de supervisión.

El sistema de supervisión controla además un conjunto de actuadores (en este caso robots móviles) que le permiten interactuar con los usuarios. Los robots utilizados cuentan con sensores odométricos a bordo, cuyas medidas son enviadas, de forma periódica, al sistema de supervisión. La comunicación entre el sistema de supervisión y los robots se lleva a cabo mediante una red inalámbrica (Wi-Fi).

Es necesario considerar que además de los robots móviles, en el espacio inteligente también pueden desplazarse usuarios potenciales del espacio u obstáculos móviles.

La Fig. 1 muestra de forma esquemática la estructura general del ISPACE-UAH.

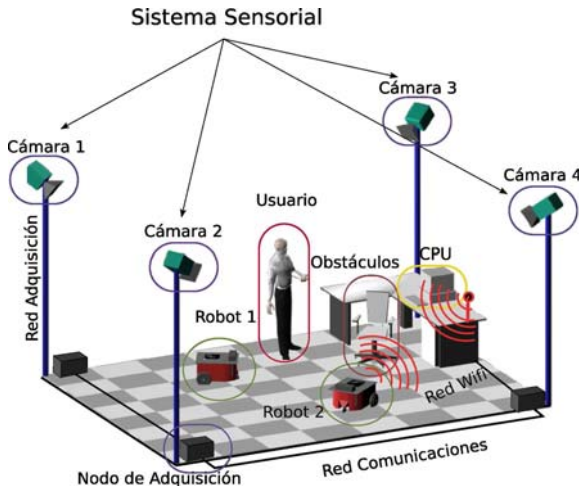


Fig. 1. Estructura general de ISPACE-UAH en el que se muestran los diferentes elementos del mismo.

### III. SISTEMA PROPUESTO

El sistema propuesto está formado por varias etapas (Fig. 2), siendo la etapa de obtención de la posición 3D de los robots móviles en el espacio inteligente, la que tiene un mayor protagonismo. Esta etapa está basada en la minimización de una función objetivo (1), propuesta en [7], y que depende de tres grupos de variables: los contornos  $\{\gamma_{ki}\}_{k=1, \dots, N-1}^{i=1, \dots, n_c}$  que definen la segmentación sobre el plano imagen de cada cámara, las componentes de velocidad 3D, lineal y angular de cada robot móvil  $\{\mathbf{v}_{wk}, \boldsymbol{\omega}_{wk}\}_{k=1}^N$  y la profundidad  $\{Z_{ci}\}_{i=1}^{n_c}$  (distancia de cada punto perteneciente a un robot móvil a cada una de las cámaras).

$$E\left[\left\{\gamma_{ki}\right\}_{k=1, \dots, N-1}^{i=1, \dots, n_c}, \left\{\mathbf{v}_{wk}\right\}_{k=1}^N, \left\{\boldsymbol{\omega}_{wk}\right\}_{k=1}^N, \left\{Z_{ci}\right\}_{i=1}^{n_c}\right] = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^{n_k} \int_{\Omega_{ki}} \psi^2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \mu \int_{\Omega_{ci}} g(\|\nabla Z_{ci}\|) d\mathbf{x} + \sum_{k=1}^{N-1} \sum_{i=1}^{n_k} \lambda \oint_{\gamma_{ki}} ds \quad (1)$$

$$\lambda, \mu \in \mathfrak{R} \text{ y } \lambda, \mu > 0$$

donde,  $\mathbf{x}$  representa las coordenadas  $(x,y)$  de cada píxel en el plano imagen,  $\Psi_{ki}(x)$  es la restricción de brillo constante 3D para objetos rígidos [7] y  $g(a)$  es una función de preservación de bordes [8]. Por simplicidad, en este trabajo se ha elegido la función cuadrática  $g(a)=a^2$ .

La función objetivo (1) alcanza un mínimo cuando las curvas que definen la segmentación coinciden con los contornos de los objetos móviles presentes en las imágenes.

La principal diferencia de la función objetivo planteada en [6], y la considerada en este trabajo (1) es que, la segunda incorpora la información de todas las cámaras disponibles, en lugar de utilizar las imágenes de una única cámara. De este modo es posible mejorar los resultados del posicionamiento e incrementar la robustez de la solución propuesta.

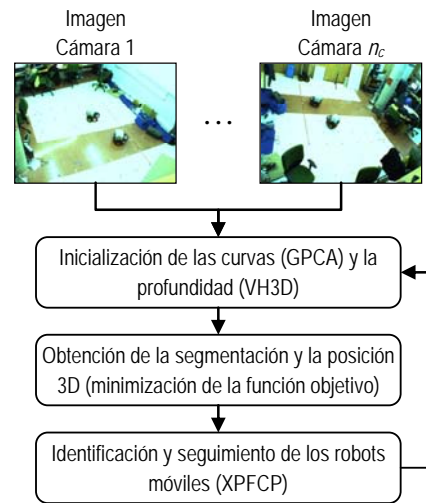


Fig. 2. Diagrama de bloques general del sistema propuesto para el posicionamiento 3D de múltiples robots móviles en un espacio inteligente.

#### A. Inicialización de las curvas y la profundidad

Tal como se puede observar en el diagrama de bloques de la Fig. 2, de forma previa a la minimización de la función objetivo es necesario inicializar las curvas y la profundidad de cada punto. El proceso de inicialización es muy importante debido a que tanto el tiempo de procesamiento de la minimización de la función objetivo, como la precisión de los resultados obtenidos dependen fuertemente de los valores iniciales de las variables implicadas.

Las curvas iniciales se obtienen comparando cada imagen de entrada con un modelo del fondo de la escena que ha sido obtenido previamente. Esto es posible debido a que las cámaras se encuentran en posiciones fijas. Tanto para la obtención del modelo de fondo, como para la comparación de las imágenes de entrada con dicho modelo se emplea el análisis de componentes principales generalizado (GPCA) [9], tal como se explica en [6]. El proceso de inicialización de las curvas se realiza por cada una de las cámaras disponibles. Cabe destacar que, con objeto de reducir el efecto de los cambios en la iluminación sobre las curvas iniciales, para la comparación de la imagen de entrada con el modelo del fondo

se emplea un umbral adaptativo [10].

En el caso de la inicialización de la profundidad, en primer lugar se aplica Visual Hull 3D (VH3D) [11], a partir de las curvas iniciales para las distintas cámaras obtenidas mediante GPCA. Esto permite relacionar la información de todas las cámaras disponibles, obteniendo una rejilla de ocupación 3D del espacio. La coordenada Z de las posiciones ocupadas proporciona una buena estimación inicial de la profundidad.

La rejilla de ocupación obtenida mediante VH3D está formada por un conjunto de cubos de dimensión  $\Delta l$ . El tamaño de los cubos determina la precisión de la estimación de la profundidad inicial de forma que, a medida que  $\Delta l$  disminuye, la precisión es mayor. Sin embargo, con el decremento de  $\Delta l$ , se produce un incremento del tiempo de procesamiento. Por este motivo es importante llegar a una solución de compromiso entre la precisión y el tiempo de procesamiento necesario.

El sistema propuesto requiere una estimación del número de robots presentes en la escena en cada imagen. Esto se obtiene aplicando una versión extendida de la técnica de clasificación  $k$ -medias [12] a las posiciones ocupadas de la rejilla obtenida mediante VH3D. El uso de  $k$ -medias permite también clasificar las muestras 3D y clasificar las curvas iniciales en función del objeto al que pertenecen.

#### B. Obtención de la segmentación y la posición 3D de los robots móviles

Como ya se ha comentado en la introducción, tanto la segmentación como la estimación de la posición 3D de los robots móviles se obtienen mediante la minimización de la función objetivo para múltiples cámaras (1).

La minimización se lleva a cabo mediante un algoritmo *greedy* e iterativo en tres etapas, tal como se describe en [7]. En cada una de las etapas, dos de los grupos de variables de los que depende la función objetivo se suponen fijos y conocidos, y se realiza la minimización en función del tercer parámetro.

En la primera etapa se fijan las curvas que definen los contornos de la segmentación y la profundidad, y se resuelve la ecuación para obtener las componentes de velocidad. Debido a que la función objetivo depende linealmente de la velocidad, ésta se obtiene resolviendo un sistema de ecuaciones lineales.

A continuación se fijan las curvas y las componentes de velocidad, y se minimiza la función objetivo mediante descenso por el gradiente para actualizar el valor de la profundidad.

Finalmente, en la tercera etapa se realiza la actualización de las curvas mediante descenso por curvas de nivel suponiendo conocidas la profundidad y las componentes de velocidad.

Las tres etapas anteriores se repiten hasta que las variables implicadas dejen de evolucionar de forma significativa.

El resultado de la minimización es un conjunto de curvas que definen los contornos de los robots móviles en la imagen de cada cámara, una estimación de las componentes de la velocidad lineal y angular de cada uno de los robots móviles,

y la profundidad (distancia a cada cámara) de cada uno de los puntos que pertenecen a los robots. A partir de esta información es posible estimar la posición 3D así como obtener una reconstrucción 3D aproximada de cada robot.

#### C. Identificación y seguimiento de los robots móviles

Tras la minimización de la función objetivo se tiene la segmentación y la posición 3D de todos los objetos móviles presentes en la imagen. Los objetos segmentados pueden ser tanto robots móviles, como obstáculos o posibles usuarios del ISPACE-UAH.

El objetivo de la etapa de identificación es determinar qué grupos de muestras se corresponden con robots móviles y cuáles pertenecen a otros elementos móviles presentes en la imagen. Así como identificar a qué robot pertenece cada grupo de muestras. Esto es posible porque los robots móviles son controlados por el sistema de supervisión del espacio inteligente, y es posible disponer de las medidas de sus sensores odométricos.

La identificación se lleva a cabo comparando las componentes de velocidad lineal, medidas por los sensores odométricos de cada robot, con las velocidades estimadas a partir de la minimización de la función objetivo (2).

$$\mathbf{G}_j \in Robot_i \Leftrightarrow j = \arg \min_{j=1,2,\dots,N-1} \left\{ \sqrt{(v_{mx}^i - v_{ex}^j)^2 + (v_{my}^i - v_{ey}^j)^2} \right\} \quad (2)$$

$i = 1, 2, \dots, n_r$

Únicamente las muestras pertenecientes a robots móviles se tienen en cuenta en la etapa de seguimiento, en la que se obtiene una estimación de la posición de los robots en la siguiente imagen.

Para el seguimiento se emplea un filtro de partículas extendido con proceso de clasificación (XPFCP) [13]. Se ha elegido el XPFCP propuesto en [13] en lugar del filtro de partículas clásico debido a la multimodalidad del primero que permite el seguimiento de un número variable de robots móviles empleando un único estimador.

El XPFCP incorpora al filtro de partículas extendido (XPF) dos procesos de clasificación. El clasificador de medidas, a la entrada, permite separar las muestras en función del objeto al que pertenecen. Debido a que en este trabajo, los datos de entrada han sido clasificados previamente en las etapas de segmentación e identificación de los robots móviles, el XPFCP implementado no incorpora esta etapa.

Por otro lado, la clasificación de partículas permite obtener una solución determinística a la salida del XPFCP. En el caso de este trabajo, la salida del XPFCP proporciona una buena estimación de la posición de los robots móviles en la siguiente imagen de la secuencia.

#### D. Realimentación a la etapa de inicialización

Como ya se ha comentado anteriormente, la etapa de inicialización de variables es muy importante ya que los valores iniciales influyen notablemente tanto en el número de iteraciones hasta la convergencia (y consecuentemente en el tiempo de procesamiento) del proceso de minimización como

en la calidad de los resultados obtenidos.

El uso de VH3D para la inicialización de la profundidad presenta un alto coste computacional, siendo este coste mayor a medida que se decreta el tamaño de los cubos ( $\Delta l$ ) en que se divide el espacio 3D.

Con el objetivo de disminuir el coste computacional del proceso de inicialización, la estimación de la posición de los robots móviles en la siguiente imagen obtenida a la salida del XPFCP se realimenta a la etapa de inicialización. Esta información permite determinar en qué áreas existe una mayor probabilidad de que se encuentren los robots. Dichas áreas se definen mediante un cubo cuyo tamaño es tal que incluye todas las medidas pertenecientes a un determinado robot. En la Fig. 3 se muestra un ejemplo en el que se tienen dos robots móviles.

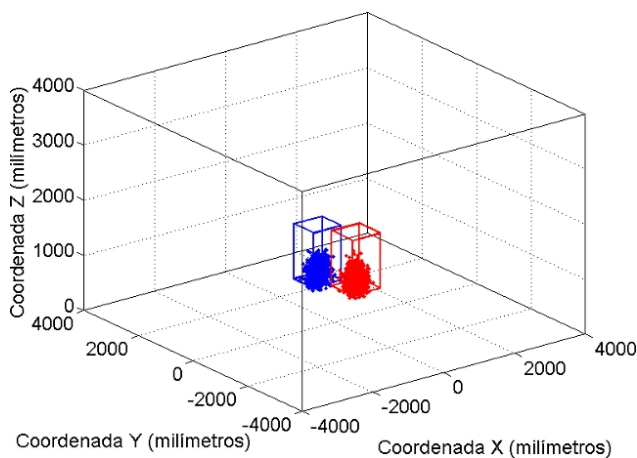


Fig. 3. Cubos obtenidos a partir de los grupos de partículas a la salida del XPFCP. El interior de estos cubos define la zona donde existe una mayor probabilidad de encontrar robots móviles en la siguiente imagen de la secuencia.

Los cubos 3D definidos anteriormente se proyectan sobre el plano imagen de cada cámara, obteniendo las zonas de la imagen en que tenemos una mayor probabilidad de que se encuentren los robots móviles. Para las curvas iniciales incluidas en esas zonas se realiza el cálculo del VH3D utilizando un tamaño de cubo  $\Delta l$  pequeño, de forma que se tenga una precisión elevada en la estimación de la profundidad inicial. Para el resto de curvas obtenidas en las imágenes se ejecuta de nuevo el VH3D, utilizando en el segundo caso un tamaño de cubo mayor.

El resultado de este proceso es una rejilla de ocupación con una gran precisión en la zona de interés y una precisión inferior en el resto del espacio, sin un incremento importante del tiempo de procesamiento.

#### IV. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Con objeto de validar la solución propuesta para el posicionamiento 3D de múltiples robots móviles en un espacio inteligente se han realizado múltiples pruebas experimentales. Todas las pruebas han sido realizadas utilizando Matlab® en un equipo Intel Core 2 CPU 6600 a 2.40GHz con 3.50 Gb de memoria RAM

En este trabajo se presentan los resultados obtenidos para dos secuencias de imágenes adquiridas en el ISPACE-UAH. La Fig. 4 muestra, a modo de ejemplo, las imágenes adquiridas por tres cámaras, en un instante  $t$ , para cada una de las secuencias consideradas. En esta figura se puede observar que la secuencia 1 contiene dos robots mientras que la secuencia 2 es una secuencia más compleja que incluye: un robot, un usuario y múltiples obstáculos (papeleras) sobre un fondo azul uniforme. Es importante que la solución propuesta detecte esos obstáculos, incrementando el número de objetos a segmentar.

Destacar que se han realizado experimentos con secuencias imágenes adquiridas en diferentes condiciones (diferente color del suelo) para demostrar el correcto funcionamiento del sistema propuesto en distintas circunstancias, obteniéndose resultados similares a pesar de los cambios en el fondo.



Fig. 4. Imágenes pertenecientes a las secuencias de prueba adquiridas en el ISPACE-UAH. (a) Secuencia 1. (b) Secuencia 2.

Para comenzar, en la Fig. 5(a) se presenta el resultado de la segmentación para tres imágenes adquiridas en instantes temporales diferentes, que pertenecen a la secuencia 1 (Fig. 4(a)). Destacar que, aunque únicamente se muestra el resultado sobre el plano imagen de la cámara 1, la segmentación se calcula para las imágenes adquiridas por todas las cámaras disponibles. Sobre las imágenes mostradas en la Fig. 5 (a) se ha representado además la trayectoria estimada para cada uno de los robots desde la primera imagen de la secuencia hasta la imagen mostrada, así como la trayectoria medida por los sensores odométricos a bordo de cada robot. En estas imágenes se puede observar cómo tanto el resultado de la segmentación, como la posición estimada por el sistema propuesto se encuentra próxima a la real.

Aplicando de nuevo VH3D a las curvas que definen los contornos de la segmentación es posible obtener la reconstrucción 3D de la escena. La Fig. 5 (b) muestra el resultado de esta reconstrucción para las imágenes mostradas en la Fig. 5 (a). Además, igual que en el caso del plano imagen, se ha incluido la trayectoria estimada de los robots sobre el plano del suelo del ISPACE-UAH. Esta reconstrucción se ha obtenido a partir de las imágenes adquiridas por tres cámaras.

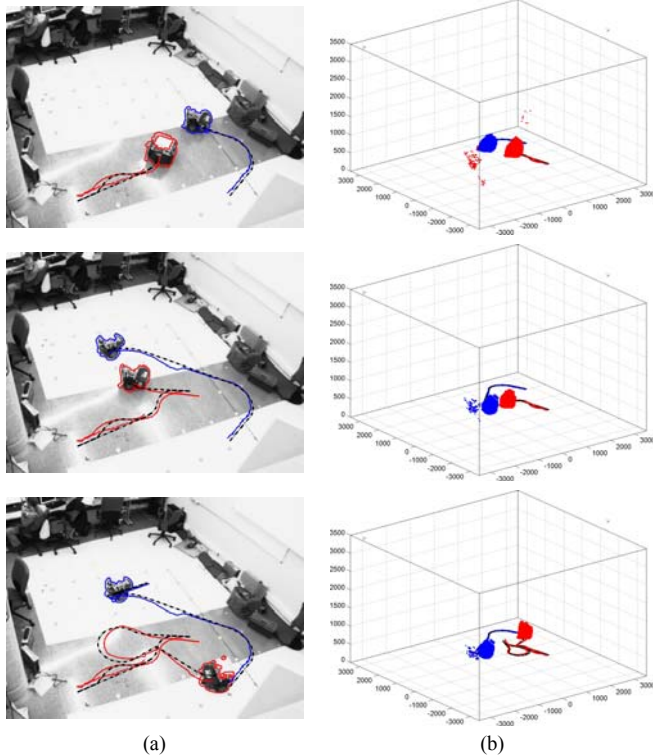


Fig. 5. (a) Resultado de la segmentación sobre el plano imagen de la cámara 1 para tres imágenes pertenecientes a la secuencia 1. (b) Reconstrucción 3D obtenida a partir de la segmentación para las tres imágenes presentadas en (a).

En la Fig. 6 se muestran los resultados de la segmentación (Fig. 6 (a)), representando cada objeto detectado en un color diferente, y la reconstrucción 3D (Fig. 6 (b)) para tres imágenes pertenecientes a la secuencia 2 (Fig. 4(b)). En estas imágenes se puede apreciar cómo, a pesar de que se trata de una secuencia de imágenes complejas, tanto el usuario que entra en la escena, como los diferentes obstáculos que va colocando sobre el suelo del ISPACE-UAH son correctamente detectados y segmentados por el algoritmo propuesto.

La realimentación de la estimación proporcionada por el XPFCP a la etapa de inicialización permite reducir el tiempo de procesamiento de la solución propuesta. Este efecto puede observarse en la Fig. 7, en la que se ha representado el tiempo de procesamiento (en segundos) calculado para 100 imágenes pertenecientes a la secuencia 1 (Fig. 4(a)) sin realimentar la salida del XPFCP a la etapa de inicialización (en rojo) e incluyendo la realimentación (en azul). En esta figura se puede observar que, el tiempo necesario para la segmentación y estimación de la posición 3D se reduce de 10 a 7 segundos por imagen al introducir el XPFCP y la realimentación a la etapa de inicialización. A pesar de esta reducción, el sistema

no funciona en tiempo real, debido a que todos los algoritmos han sido implementados en Matlab, sin embargo, con la implementación en C de los algoritmos, con lo que se espera lograr el funcionamiento en tiempo real.

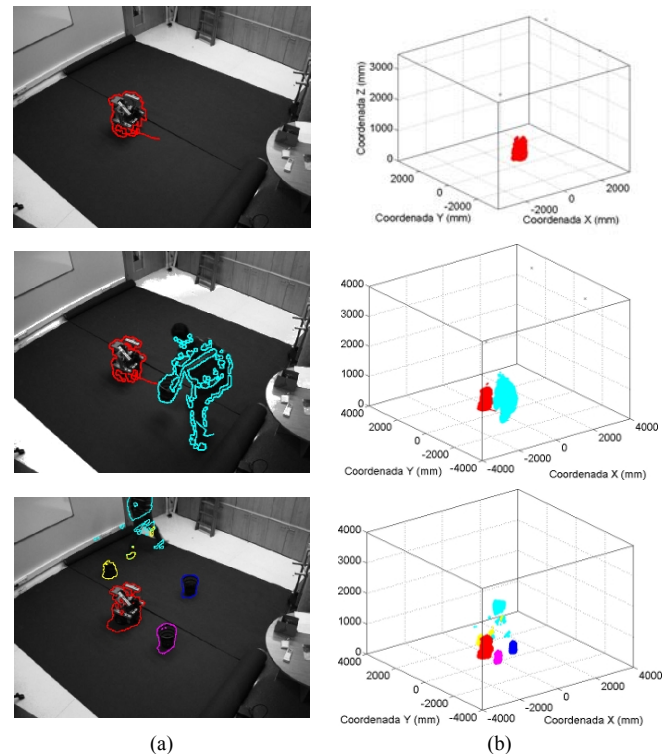


Fig. 6. (a) Resultado de la segmentación sobre el plano imagen de la cámara 1 para tres imágenes pertenecientes a la secuencia 1. (b) Reconstrucción 3D obtenida a partir de la segmentación para las tres imágenes presentadas en (a).

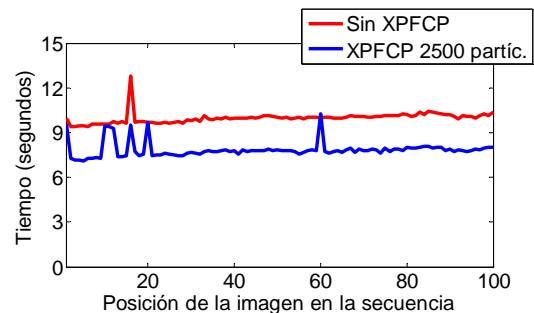


Fig. 7. Tiempo de cómputo (en segundos) calculado para 100 imágenes pertenecientes a la secuencia 1, con y sin XPFCP.

Respecto al error de posicionamiento (calculado como la diferencia cuadrática entre la posición estimada por la solución propuesta y la medida por los sensores odométricos a bordo de los robots), en la Fig. 8 se puede observar que, al incorporar el XPFCP al sistema, el valor del error es muy similar, siendo incluso menor para algunas de las imágenes de la secuencia.

Para finalizar, en la Fig. 9 se muestran las trayectorias estimadas para cada uno de los robots a lo largo de 500 imágenes pertenecientes a la secuencia 1. Además, se ha representado con líneas azul y negra discontinuas, las trayectorias medidas por los sensores odométricos a bordo de los robots.

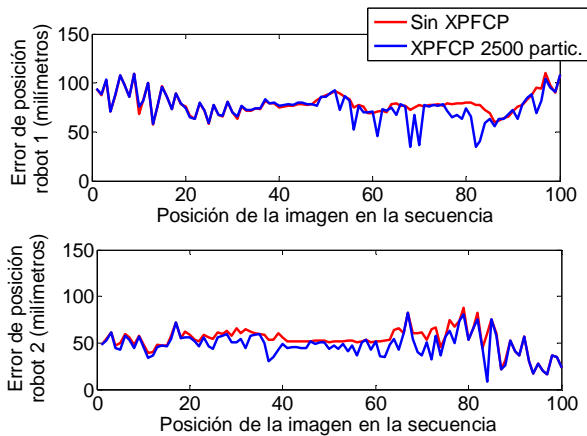


Fig. 8. Error de posicionamiento (en milímetros) calculado para 100 imágenes pertenecientes a la secuencia 1, con y sin XPFCP. Se muestra tanto el error para el robot 1 (gráfica superior) como para el robot 2 (gráfica inferior).

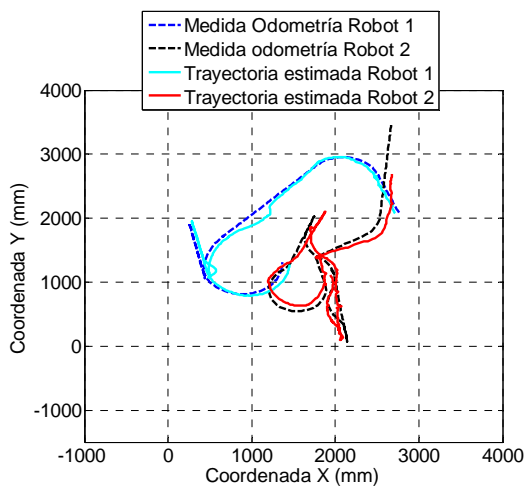


Fig. 9. Trayectoria estimada por el algoritmo, y medida por los sensores odométricos a bordo de cada robot móvil obtenidas para 500 imágenes pertenecientes a la secuencia 1.

## V. CONCLUSIONES

En este trabajo se presenta una solución para la segmentación, posicionamiento e identificación de un número variable de robots móviles en un espacio inteligente. Todo ello a partir de las imágenes adquiridas por un conjunto de cámaras calibradas, ubicadas en posiciones fijas del entorno en que se desplazan los robots.

Tanto la segmentación como la estimación de la posición 3D se obtienen mediante la minimización de una función objetivo en la que se incorpora la información de todas las cámaras disponibles.

El proceso de minimización requiere la inicialización de un conjunto de curvas, así como de la profundidad. La correcta inicialización de estas variables es muy importante ya que sus valores iniciales determinan, en gran medida, el número de iteraciones necesarias hasta la convergencia del algoritmo de minimización, y la precisión de los resultados obtenidos. Para la inicialización de las curvas se emplea el análisis de

componentes principales generalizado (GPCA) mientras que, en el caso de la profundidad, la rejilla de ocupación obtenida mediante VH3D permite obtener una buena estimación inicial de la profundidad.

Tras la obtención de la posición 3D, la identificación de los robots móviles se lleva a cabo comparando las componentes de velocidad estimadas por el algoritmo con las medidas de los sensores odométricos a bordo de los mismos. El sistema se completa con una etapa de seguimiento basada en un filtro de partículas extendido con proceso de clasificación (XPFCP) cuya salida se realimenta a la etapa de inicialización de variables. Dicha realimentación permite reducir el tiempo consumido por el algoritmo. Las diferentes propuestas han sido validadas mediante múltiples pruebas experimentales realizadas en el ISPACE-UAH con diversos robots móviles.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación con los proyectos VISNÚ (ref. TIN2009-08984) y SDTEAM-UAH (ref. TIN2008-06856-C05-05).

## REFERENCIAS

- [1] Weiser, M. The computer for the twenty-first century. *Scientific American*, Vol. 265. Issue. 3 pp. 94–104. 1991.
- [2] S. Sogo, T.; Ishiguro, H.; Ishida, T. Acquisition of qualitative spatial representation by visual observation. *Proceedings of IJCAI*, Stockholm, Sweden, 1999; pp.1054-1060. 6.
- [3] Fernandez, I.; Mazo, M.; Lázaro, J.L.; Pizarro, D.; Santiso, E; Martín, P.; Losada, C. Guidance of a mobile robot using an array of static cameras located in the environment. *Auton. Robots*. 2007, 23, 305-324.
- [4] Sekkati, H.; Mitiche, A. Concurrent 3D Motion Segmentation and 3D Interpretation of Temporal Sequences of Monocular Images. *IEEE Trans. Image Proc.* 2006, 15, 641-653. 8.
- [5] Sekkati, H.; Mitiche, A. Joint Optical Flow Estimation, Segmentation, and Interpretation with Level Sets. *Comput. Vis. Image Understand.* 2006, 103, 89-100.
- [6] Losada, C.; Mazo, M.; Palazuelos, S.; Redondo, F. Segmentación robots móviles en espacios inteligentes utilizando técnicas GPCA y minimización de funciones de energía. *Actas del XV seminario anual de automática, electrónica industrial e instrumentación. (SAAEI 08)*.
- [7] Losada, C.; Mazo, M.; Palazuelos, S.; Pizarro, D.; Marron, M.; Redondo, F.; 3D motion segmentation and 3D localization of mobile robots using an array of static cameras and objective function minimization. *Proc. of the IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing*, 2009. WISP 2009. pp.299-304. 2009
- [8] Aubert, G.; Deriche, R. and Kornprobst. P. Computing optical flow via variational techniques. *SIAM Journal on Applied Mathematics* 1999. Vol. 60, Issue 1, pp. 156-182. 1999
- [9] Jieping, Y.; Janardan, R; Li Q. (2004) GPCA: an efficient dimension reduction scheme for image compression and retrieval. *Proc. 10th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. 354-363
- [10] Losada, C.; Mazo, M.; Palazuelos, S.; Redondo, F. Adaptive threshold for robust segmentation of mobile robots from visual information of their own movement. *Proc. of the IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing*, 2009. WISP 2009. pp.299-304. 2009
- [11] Laurentini, A. The Visual Hull: a new tool for contour-based image understanding. In *Proc. of 7th Scandinavian Conference on Image Processing*, pp. 993-1002. 2001.
- [12] Kanungo, T.; Mount, D.; Netanyahu, N.; Piatko, C.; Silverman, R.; Wu, A. An Efficient k-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int.* 2002, 24, 881-892.
- [13] Marron, M. Seguimiento de múltiples objetos en entornos interiores muy poblados basado en la combinación de métodos probabilísticos y determinísticos. *PhD. Thesis. Universidad de Alcalá*, 2008.