

# EXPLORACIÓN INTEGRADA MULTIROBOT BASADA EN CAMPOS DE POTENCIAL

Miguel Juliá, Arturo Gil, Luis Payá y Óscar Reinoso

Universidad Miguel Hernández de Elche, Departamento de Ingeniería de Sistemas Industriales

Avda. Universidad s/n. Edif. Torreblanca, 03202 Elche-Alicante

{mjulia, arturo.gil, lpaya, o.reinoso}@umh.es

## Resumen

*En este artículo presentamos un método de exploración multi-robot cooperativo basado en el campo de potencial generado por varios comportamientos básicos. En un proceso de exploración, mientras se atraviesan zonas desconocidas, la incertidumbre en la localización normalmente aumenta, este hecho conduce a errores en el algoritmo de SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) construyendo por lo tanto mapas imprecisos y poco útiles. El algoritmo de exploración descrito aquí considera el conocimiento actual del entorno, la localización de los robots y la incertidumbre en sus posiciones haciendo regresar a los robots a zonas exploradas previamente cuando es necesario. Estas acciones ayudan al algoritmo de SLAM a construir un mapa preciso. Se presentan varias simulaciones que muestran la validez del método.*

**Palabras clave:** Exploración integrada, SPLAM, Campos de potencial, Robótica móvil cooperativa.

## 1 INTRODUCCIÓN

Exploración es la tarea por la cual un robot móvil recorre una zona desconocida, normalmente construyendo un modelo del entorno al mismo tiempo. Algunas aplicaciones podrían ser la vigilancia automática, las operaciones de búsqueda y rescate en entornos hostiles o la construcción de mapas en misiones planetarias.

La utilización de un equipo de robots móviles cooperativos [4] en este ámbito presenta varias ventajas como la reducción del tiempo de exploración o la mejora de los mapas adquiridos por la redundancia en la medidas.

Generalmente, para controlar los movimientos de los robots durante la exploración, se emplean algoritmos que dirigen a los robots hacia aquellas zonas donde se obtiene una gran ganancia de información que incorporar al modelo del entorno. Sin embargo, para poder incorporar la información al mapa tenemos que conocer en todo momento la posición del robot. Por este motivo, se emplean normalmente técnicas de SLAM (Simulta-

neous Localization and Mapping). Estas técnicas permiten construir el mapa del entorno empleando simultáneamente ese mapa para localizar a los robots. Los resultados obtenidos por los algoritmos de SLAM dependen grandemente de las trayectorias realizadas por los robots [12]. Cuando los robots circulan por entornos desconocidos, la incertidumbre en la pose de los robots normalmente va en aumento dificultando la construcción del mapa. Volver a zonas exploradas previamente reduce la incertidumbre en la pose de los robots mejorando el proceso de SLAM.

Los algoritmos de exploración clásicos no tienen en cuenta la incertidumbre en la localización y siempre dirigen la exploración buscando minimizar la distancia recorrida y maximizando la ganancia de información. Sin embargo, la solución que presentamos aquí permite explorar el entorno de una forma eficiente considerando al mismo tiempo los requisitos del algoritmo de SLAM. Nuestro algoritmo conduce a los robots a lugares explorados previamente cuando la incertidumbre en la pose de los robots es alta. Esta idea ha sido considerada ya por otros autores y se conoce con el nombre de *Exploración Integrada* o *SPLAM* (Simultaneous Planning Localization And Mapping).

La principal contribución de este artículo es una nueva técnica de Exploración Integrada para equipos multi-robot. La mayoría de técnicas de Exploración Integrada empleadas hasta el momento utilizaban métodos planificados, aquí exponemos como realizar Exploración Integrada con un algoritmo reactivo.

El resto de este artículo se ha estructurado de la siguiente forma. En la sección 2 se presenta el estado del arte en la materia. La sección 3 muestra el algoritmo de exploración basado en comportamientos y la sección 4 muestra la ampliación a exploración integrada. A continuación, en la sección 5, se muestran los experimentos realizados y los resultados obtenidos. Finalmente, concluimos en la sección 6 con las conclusiones y las futuras líneas de investigación.

## 2 TRABAJOS RELACIONADOS

Las técnicas de exploración trabajan fundamentalmente sobre el concepto de frontera introducido por Yamauchi [14]. Yamauchi divide el mapa en una cuadrícula regular donde se representa la probabilidad de ocupación. Al comienzo de la exploración todas las celdas se inicializan con una probabilidad de 0.5. Este valor se va actualizando con la información aportada por los sensores durante la exploración. Dependiendo de su valor cada celda se clasifica como libre, ocupada o desconocida. Las celdas de frontera se definen como las celdas libres que tienen una celda contigua desconocida.

Un primer grupo de métodos de exploración emplea técnicas de planificación de trayectorias para dirigir a los robots hacia las celdas de frontera [11, 3, 15]. Estos métodos se distinguen entre sí por la estrategia de coordinación que emplean para realizar la asignación de cada robot a una frontera. Los robots pueden ir a la frontera más cercana [14] o seguir un modelo coste-utilidad para realizar la asignación. Normalmente, se entiende por coste la distancia que el robot tiene que recorrer para alcanzar la celda mientras que la utilidad puede entenderse de diferentes formas: Simmons *et al.* [11] consideran la utilidad como el área visible esperada detrás de una frontera; Burgard *et al.* [3] consideran en el modelo la proximidad a fronteras ya asignadas a otros robots; Zlot *et al.* [15] sugiere un modelo de agentes basado en una economía de mercado donde los robots negocian las fronteras que tienen asignadas.

El segundo grupo de técnicas de exploración hace uso de métodos basados en campos de potencial [1, 7]. Los métodos de exploración basados en campos de potencial tienen en cuenta una serie de comportamientos para generar un campo de potencial global. Los comportamientos más empleados para exploración son atracción a fronteras, repulsión a obstáculos y repulsión a otros robots. Esto lleva a los robots a evitar colisiones al mismo tiempo que produce que los robots se dispersen en el entorno. El principal problema de esta técnica es la aparición de mínimos locales en el campo de potencial, estos mínimos pueden bloquear a los robots y por lo tanto el proceso de exploración. Una solución habitual a este problema es planificar una trayectoria hacia una celda de frontera para sacar al robot del mínimo local [7].

En los últimos años, algunos autores han empleado exploración integrada [5, 2, 8, 10, 12] teniendo en cuenta la calidad de la localización al decidir los movimientos de los robots. Feder *et al.* [5] decide el próximo movimiento del robot optimizando la

ganancia de información y minimizando la incertidumbre en la localización del robot. Bourgoult *et al.* [2] y Makarenko *et al.* [8] usan una idea similar incluyendo la incertidumbre en la localización como parte de la función de utilidad para realizar la asignación de destinos a los robots. En otra forma, cuando se detecta que la incertidumbre en la pose es muy alta, Sim *et al.* [10] recuperan la certeza en la pose haciendo regresar al robot a puntos conocidos, para ello emplean trayectorias que siguen una curva paramétrica. Con la misma idea, Stachniss *et al.* [12] reducen la incertidumbre cerrando bucles en las trayectorias de forma activa, para este fin crean un mapa topológico de la superficie explorada y buscan en el mismo oportunidades para cerrar bucles. Como podemos ver, existen dos enfoques principales al problema de la localización durante la exploración: elegir movimientos que eviten que la incertidumbre crezca demasiado o explorar con alguna de las técnicas de exploración habituales y hacer volver a los robots posteriormente cuando se considera la incertidumbre excesiva a puntos ya explorados para recuperar la localización.

## 3 ALGORITMO DE EXPLORACIÓN BASADO EN COMPORTAMIENTOS

En entornos típicos podemos encontrar elementos característicos que pueden ser extraídos fácilmente mediante los sensores de un robot. Estos elementos se conocen habitualmente como puntos característicos o *marcas*. En nuestra aplicación asumimos que los robots son capaces de detectar marcas visuales y obtener medidas relativas a las mismas mediante cámaras estereoscópicas. Estos puntos característicos se extraen como los puntos de interés encontrados en las imágenes capturadas del entorno [9]. El equipo de robots móviles es capaz de crear un mapa de marcas visuales mediante una técnica de SLAM consistente en un filtro de partículas que se conoce como FastSLAM [13].

Los mapas de marcas visuales no representan el espacio libre u ocupado del entorno. Por este motivo hacemos uso de un mapa auxiliar de probabilidad de ocupación donde indicamos si una celda está libre u ocupada a partir de la información suministrada por algún tipo de sensor de rango. Si una celda no ha sido aun explorada permanece como desconocida, además todas las celdas tendrán un valor asociado que indicará el grado de exploración de la celda y que se irá incrementando cada vez que caiga dentro del campo de visión del robot hasta alcanzar un valor máximo en el que se considera completamente explorada. Como la localización se realizará sobre el mapa de marcas visuales de ma-

nera precisa, este mapa auxiliar de ocupación, que solo se empleará para la navegación, no requerirá de mucha resolución, siendo por tanto suficiente un sensor de rango de bajas prestaciones como, por ejemplo, un anillo SONAR. La construcción de este mapa auxiliar de ocupación se realiza a partir de las posiciones devueltas por el algoritmo de SLAM. Sobre este mapa de ocupación definimos nuevamente las celdas de frontera como aquellas celdas libres con una celda desconocida contigua. Procederemos siempre a evaluar el SLAM partiendo de unas posiciones de los robots conocidas y con unas dimensiones fijas del entorno que deseamos explorar.

Nuestra propuesta al problema de la exploración multi-robot consiste en la combinación de cinco comportamientos básicos:

**Ir a zonas no exploradas:** El propósito de este comportamiento es atraer a los robots a aquellas áreas del mapa que permanecen sin explorar.

**Ir a fronteras:** Este comportamiento atrae a los robots hacía las celdas de frontera ya que estas celdas nos guían hacia las zonas de interés que permanecen sin explorar.

**Evitar otros robots:** Mediante este comportamiento consistente en una fuerza repulsiva entre los robots se pretende que los robots se dispersen en el entorno.

**Evitar obstáculos:** Cada celda identificada como perteneciente a un obstáculo, que se halle a una distancia inferior a una determinada distancia máxima de influencia de un robot, ejerce una fuerza repulsiva sobre dicho robot. Esta distancia máxima permite ajustar el sistema más fácilmente.

**Precisar marcas:** Este comportamiento trata de mejorar la calidad de la exploración en aquellas zonas donde se han detectado marcas pero la precisión de las medidas es baja.

La Tabla 1 muestra como se evalúan las fuerzas correspondientes a cada comportamiento. La fuerza resultante de la combinación de estos cinco comportamientos básicos es un vector que indica la dirección a seguir en la trayectoria efectuada por cada robot:

$$\vec{F}_k^A = k_1 \vec{F}_k^1 + k_2 \vec{F}_k^2 + k_3 \vec{F}_k^3 + k_4 \vec{F}_k^4 + k_5 \vec{F}_k^5. \quad (1)$$

La composición de comportamientos se realiza mediante un conjunto de pesos  $k_i$  que se deduce experimentalmente. La Figura 1 muestra la vista de pájaro de un ejemplo de exploración con tres robots.

Tabla 1: Fuerzas definidas para cada comportamiento

Ir a zonas no exploradas:
$\vec{F}_k^1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{\nu - e_i}{\nu} \frac{\vec{s}_i - \vec{p}_k}{r_{i,k}^3}$
Ir a fronteras:
$\vec{F}_k^2 = \frac{1}{M_F} \sum_{i=1}^{M_F} \frac{\vec{s}_i - \vec{p}_k}{r_{i,k}^3}$
Evitar otros robots:
$\vec{F}_k^3 = \frac{1}{X} \sum_{j=1}^X -\frac{\vec{p}_j - \vec{p}_k}{r_{j,k}^3}$
Evitar obstáculos:
$\vec{F}_k^4 = \frac{1}{M_O} \sum_{i=1}^{M_O} -\frac{\vec{s}_i - \vec{p}_k}{r_{i,k}^3}$
Precisar marcas:
$\vec{F}_k^5 = \frac{1}{n_t} \sum_{l=1}^{n_t} \sigma^l \frac{\vec{q}_l - \vec{p}_k}{r_{l,k}^3}$
$M$ : Número de celdas en el mapa.
$M_F$ : Número de celdas de frontera.
$M_O$ : Número de obstáculos en el rango.
$X$ : Número de robots.
$n_t$ : Número de marcas imprecisas.
$e_i$ : Grado de exploración de la celda $i$ .
$\nu$ : Máximo grado de exploración
$\sigma^l$ : Incertidumbre de la marca $l$ .
$\vec{s}_i$ : Vector de posición de la celda $i$ .
$\vec{p}_j$ : Vector de posición del robot $j$ .
$\vec{p}_k$ : Vector de posición del robot $k$ .
$\vec{q}_l$ : Vector de posición de la marca $l$
$r_{i,k}$ : Distancia de la celda $i$ al robot $k$ .
$r_{j,k}$ : Distancia del robot $j$ al robot $k$ .
$r_{l,k}$ : Distancia de la marca $l$ al robot $k$ .

Los métodos basados en campos de potencial tienen un problema: durante la exploración pueden aparecer mínimos locales en el campo de potencial que bloquean a los robots y detienen el proceso de exploración. Para resolver este problema emplearemos un detector de mínimos locales [6]. Cada vez que detectamos un mínimo local se activará un nuevo estado que forzará al robot a salir del mínimo planificando una trayectoria hacia la frontera más cercana.

## 4 EXPLORACIÓN INTEGRADA

A medida que un entorno desconocido es explorado la incertidumbre en la localización de los robots crece. Cuando la incertidumbre es alta es complicado crear un mapa del entorno correcto y por lo tanto el proceso de exploración es ineficiente. Si el error de localización es muy alto tanto fronteras como obstáculos podrían ser añadidos al mapa de ocupación de forma errónea pudiendo producir que algunas zonas permanezcan sin explorar. La información de los sensores de los robots en un momento dado puede entrar en conflicto con percepciones anteriores o con las percepciones de otros robots por causa de la mala

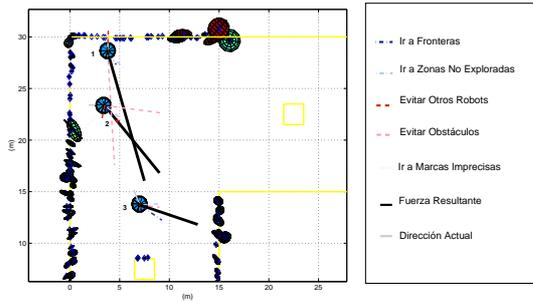


Figura 1: Salida ponderada de los comportamientos durante una situación de exploración. Se muestran sobre la posición estimada de los robots en mapa visual con las marcas detectadas hasta el momento.

localización.

La figura 2 muestra un ejemplo de exploración deficiente debido al considerable error que se comete en la localización. Como se puede ver la mala localización de algunos obstáculos sobre el mapa de ocupación obstruye el pasillo y parte del entorno permanece sin explorar. El error en el mapa de marcas visuales es también considerable, las marcas que deberían aparecer situadas sobre las paredes aparecen muy distantes. Por estas razones es importante incluir técnicas en la exploración que tengan en cuenta la localización.

En el método de SLAM que empleamos, consistente en un filtro de partículas, cada partícula tiene asociada una estimación de la trayectoria seguida por el robot y una estimación del conjunto de marcas condicionado a ese trayecto. Podemos medir la incertidumbre en la localización de un robot considerando la dispersión para todas las partículas en la posición del robot. Cuando se atraviesa una zona desconocida la dispersión de las posiciones de los robots en las partículas aumenta ya que cada una se localiza sobre su propio mapa local. Como empleamos un número finito de partículas para representar la pose de los robots, esta representación es peor a medida que la incertidumbre aumenta. En este caso, volver a zonas exploradas previamente reduce la incertidumbre. Esta idea ha sido empleada por varios autores [5, 2, 8, 10, 12]. Si evitamos largos periodos de tiempo de exploración con una dispersión alta conseguimos que el error acumulado en las trayectorias de los robots durante la exploración sea menor y por lo tanto se obtiene un mapa más preciso. Por lo tanto, nuestra estrategia es regresar a posiciones con dispersión baja cuando la dispersión en la pose del robot aumenta. Esta solución produce una mejor estimación del mapa y de las trayectorias de los robots.

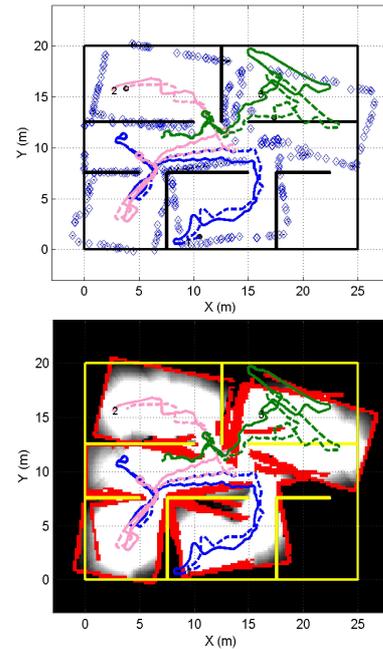


Figura 2: La figura de arriba muestra el mapa de marcas visuales generado por una exploración realizada con mucho error en la localización. Las trayectorias efectuadas por los robots se indican con líneas continuas y las trayectorias estimadas con líneas discontinuas. Las marcas detectadas están situadas sobre sus posiciones estimadas. En la figura de abajo se muestra el mapa de ocupación generado. El grado de exploración se muestra en niveles de gris. La estimación de las celdas ocupadas se indica en color rojo. La posición real de los obstáculos se indica en color amarillo.

Denotaremos al modelo explicado en la Sección 3 como *Estado de exploración* o *Estado A*. Además, introduciremos un *Estado de Localización Activa* o *Estado B*. El *Estado de exploración* nos permite explorar nuevas áreas del mapa mientras los robots están bien localizados. El *Estado de Localización Activa* llevará a los robots a zonas previamente exploradas cuando la incertidumbre en la pose sea alta con el objetivo de que mejoren su localización. La transiciones entre los dos modelos se lleva a cabo siguiendo un modelo de histéresis con dos umbrales de transición entre estados que son comparados con la dispersión en la pose del robot en cada instante.

En el *Estado de Localización Activa*, la acción de control es la composición del comportamiento de *Evitar obstáculos*, que ya hemos definido, y un nuevo comportamiento: *Ir a marcas precisas*. Este nuevo comportamiento trata de localizar al robot guiándoles hacia marcas exploradas previamente.

***Ir a Marcas Precisas:*** Este comportamiento trata de mejorar la estimación de la posición del

robot, conduciéndole hacia marcas cuya posición tiene una estimación robusta. Dada una marca, su posición se calcula para cada partícula y una medida de la dispersión  $\epsilon^l$  puede ser calculada usando las marcas correspondientes para las distintas partículas. La correspondencia se realiza considerando un descriptor visual único para cada marca. Cada marca precisa atrae al robot con una fuerza inversamente proporcional a la distancia:

$$\vec{F}_k^6 = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \frac{1}{\epsilon^l} \frac{\vec{q}_l - \vec{p}_k}{r_{l,k}^2}. \quad (2)$$

siendo  $n$  el numero actual de marcas en el mapa,  $\vec{q}_l$  la posición de la marca  $l$ ,  $\vec{p}_k$  la posición del robot  $k$  y  $r_{l,k}$  la distancia euclídea entre las dos posiciones. La trayectoria a seguir se generará a partir de la dirección del vector:

$$\vec{F}_k^B = k_4 \vec{F}_k^4 + k_6 \vec{F}_k^6, \quad (3)$$

donde los pesos se deducen experimentalmente.

Como se ha explicado anteriormente, la presencia de mínimos locales puede bloquear el proceso de exploración. En esos casos, planificamos una trayectoria hacia la frontera más cercana. Esta solución dirige al robot hacia zonas desconocidas y por lo tanto solo es una buena solución cuando el robot se encuentra en el *Estado A*. En el *Estado B*, también es posible la aparición de mínimos. En este caso, planificamos hacia una posición pasada de la trayectoria de los robots donde la dispersión entre las partículas sea baja. Es decir, a medida que vamos recorriendo el entorno iremos guardando la última pose donde la dispersión estaba por debajo del umbral, cuando se encuentra un mínimo en el *Estado B* planificaremos la trayectoria para alcanzar esa posición.

La Figura 3 muestra el diagrama de estados para un robot. Se pueden distinguir dos zonas de operación: cuando el robot está bien localizado y cuando no lo está. Cuando el robot está bien localizado explora el entorno siguiendo la combinación de comportamientos del *Estado A*. Si durante la exploración encuentra un mínimo planifica una trayectoria (*Estado C*) hacia la celda de frontera más cercana. Cuando llega a dicha celda vuelve al *Estado A*. Si la dispersión en la posición del robot sobrepasa un determinado umbral se considera que está mal localizado y el robot cambia al *Estado de Localización Activa (B)*. Si encuentra un mínimo en ese estado, planifica una trayectoria (*C'*) hacia una posición pasada con baja dispersión. Cuando la dispersión desciende por debajo de un umbral se considera nuevamente bien localizado y regresa al *Estado de Exploración (A)*.

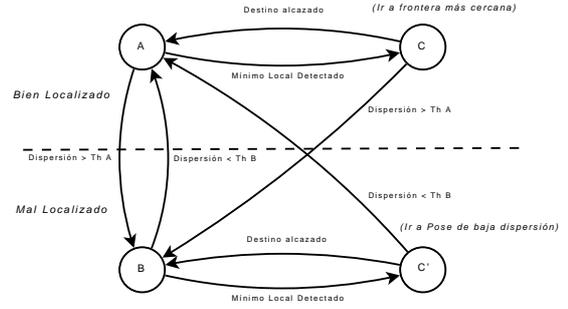


Figura 3: Diagrama de transición de estados



Figura 4: Escenarios

## 5 EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

En este apartado analizamos los resultados del método de exploración integrada propuesto. Las pruebas se realizan en presencia de incertidumbre en la localización de los robots para mostrar la mejoría en la calidad de los mapas obtenidos y en el camino estimado empleando la técnica de volver a zonas exploradas previamente.

Los escenarios escogidos para probar el algoritmo se muestran en la Figura 4. Se escogieron escenarios que representan lugares reales como el *Escenario 1* o el *Escenario 2* al mismo tiempo que otros escenarios más artificiales como por ejemplo el *Escenario 3* o un escenario completamente aleatorio como el *Escenario 4*.

Compararemos tres métodos: el método de exploración integrada, el de exploración simple (sin considerar el retorno a zonas exploradas previamente cuando la incertidumbre es alta) y una planificación de trayectorias pura hacia la celda de frontera más cercana. Se evaluarán el error medio por robot en las trayectorias estimadas, el tiempo de exploración y el error en el mapa de marcas visuales.

Los resultados de la simulación se muestran en la Figura 5. Para el *Escenario 1* y el *Escenario 4* se puede observar un error bastante menor empleando el método de exploración integrado. Estos dos escenarios contienen amplios espacios libres. Al atravesar estas zonas los robots las marcas son difíciles de medir ya que estas se encuentran a bastante distancia. Este hecho produce que la dispersión al pasar por estas zonas pueda aumentar bastante. Por este motivo, es en este tipo de esce-

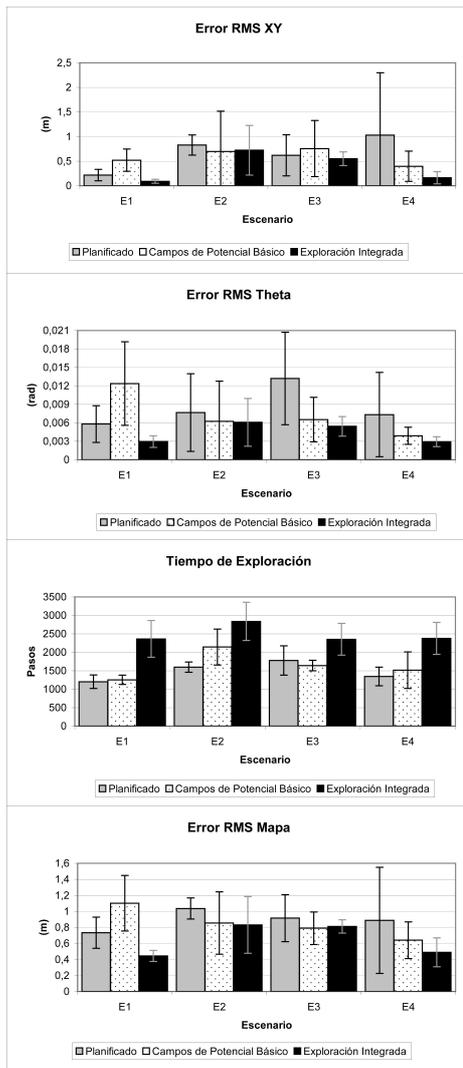


Figura 5: Resultados con incertidumbre en la localización. De arriba a abajo: error en la trayectoria en X e Y, error en la orientación, tiempo de exploración y error en el mapa.

narios donde se observa mejor el efecto positivo de la exploración integrada ya que, al regresar cuando es necesario a zonas conocidas, se disminuye la incertidumbre. De esta forma se evitan largos periodos de tiempo con alta incertidumbre y por lo tanto el error que se comete es menor.

Para los otros dos escenarios no se observa de forma significativa ninguna mejoría. Hay que destacar que el error de localización depende de la forma de las trayectorias realizadas por los robots, del tiempo de exploración, de la estructura del entorno que es desconocida a priori, etc. Todos estos factores afectan de forma aleatoria de modo que cuando las medidas son relativamente buenas no se observa mucha mejoría en la exploración integrada.

El tiempo de exploración siempre aumenta ya que este método de exploración integrada no siempre dirige a los robots en la dirección de la ganancia de información máxima sino que busca también una buena localización. Como conclusión, pensamos que un método que solo trata de minimizar el tiempo de exploración normalmente produce un mapa impreciso y poco útil para la navegación. Consideramos que tener en cuenta los requisitos de SLAM a la hora de explorar entornos desconocidos permite obtener mapas mucho más precisos.

## 6 CONCLUSIONES Y FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACIÓN

En este artículo se ha presentado un método para exploración multi-robot cooperativo. Dicho método se basa en el cálculo de un conjunto de comportamientos diseñados para considerar simultáneamente la necesidad de explorar rápidamente un entorno así como los requisitos para construir un mapa preciso. Para conseguir esto, el método dirige a los robots hacia zonas exploradas previamente cuando la incertidumbre en la localización de los robots es significativamente alta. Estas acciones mejoran notablemente la calidad de los mapas resultantes. Se han presentado varios resultados de simulación que muestran la validez de esta propuesta. En escenarios difíciles de explorar que por su configuración producen unas medidas con mucha incertidumbre o poco estables la calidad de los mapas mejora considerablemente.

Como trabajos futuros, estamos considerando la ampliación de esta propuesta para adaptarla a entornos dinámicos, añadiendo técnicas para el aprendizaje automático de los diferentes parámetros del sistema. Se incluirán nuevos comportamientos para evitar la incertidumbre en la localización como, por ejemplo, tratar de mantener marcas precisas en el campo de visión. Además se incorporaran comportamientos de atracción entre robots, ya que la observación de un robot por otro miembro del equipo puede mejorar la exploración. También se estudiarán modelos semi-operados integrando en el sistema las órdenes dadas por un operador humano.

### Agradecimientos

Este trabajo está subvencionado por el Ministerio de Educación y Ciencia. Proyecto: 'Sistemas de percepción visual móvil y cooperativo como soporte para la realización de tareas con redes de robots'. Ref.: DPI2007-61197.

## Referencias

- [1] Arkin, R. and Diaz, J. (2002). Line-of-sight constrained exploration for reactive multiagent robotic teams. 7th International Workshop on Advanced Motion Control, AMC'02 , Maribor, Slovenia.
- [2] Bourgoult, F., Makarenko, A., Williams, S., Grocholsky, B., and Durrant-Whyte, F. (2002). Information based adaptive robotic exploration. In Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), Lausanne, Switzerland.
- [3] Burgard, W., Moors, M., Stachniss, C., and Schneider, F. (2005). Coordinated multi-robot exploration. IEEE Transactions on Robotics, Vol. 21 No3 pp 376-386, June.
- [4] Cao, Y., Fukunaga, A. S., Kahng, A. B., and Meng, F. (1995). Cooperative mobile robotics: Antecedents and directions. In IEEE/TSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Yokohama, Japan.
- [5] Feder, H., Leonard, J., and Smith, C. (1999). Adaptive mobile robot navigation and mapping. Int. Journal of Robotics Research, 18(7).
- [6] Juliá, M., Gil, A., Payá, L y Reinoso, O. (2008). Local Minima Detection in Potential Field Based Cooperative Multi-robot Exploration, Accepted for publication in International Journal of Factory Automation, Robotics and Soft Computing.
- [7] Lau, H. (2003). Behavioural approach for multi-robot exploration. Australasian Conference on Robotics and Automation (ACRA 2003), Brisbane, December.
- [8] Makarenko, A., Williams, S., Bourgoult, F., and Durrant- Whyte, F. (2002). An experiment in integrated exploration. In Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), Lausanne, Switzerland.
- [9] Mozos, O. M., Gil, A., Ballesta, M., and Reinoso, O. (2007). Interest point detectors for visual slam. Proc. of the Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence (CAEPIA), Salamanca, Spain, November.
- [10] Sim, R., Dudek, G., and Roy, N. (2004). On-line control policy optimization for minimizing map uncertainty during exploration. In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), New Orleans, LA, USA.
- [11] Simmons, R., Apfelbaum, D., Burgard, W., Fox, D., Moors, M., Thrun, S., and Younes, H. (2000). Coordination for multi-robot exploration and mapping. In Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, Austin, TX.
- [12] Stachniss, C., Haehnel, D., Burgard, W., and Grisetti, G. (2005). Actively closing loops in grid-based fastslam. information. Advanced Robotics - The Int. Journal of the Robotics Society of Japan (RSJ), Volume 19, number 10, pages 1059-1080.
- [13] Thrun, S., Montemerlo, M., Koller, D., Wegbreit, B., Nieto, J. y Nebot E. (2004), FastSLAM: An efficient solution to the simultaneous localization and mapping problem with unknown data association, Journal of Machine Learning Research,
- [14] Yamauchi, B. (1997). A frontier based approach for autonomous exploration. IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, Monterey, CA, July 10-11.
- [15] Zlot, R., Stentz, A., Dias, M. B., and Thayer, S. (2002). Multi-robot exploration controlled by a market economy. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation.