

XXXI

jornadas de Automática

Jaén 8 al 10 de septiembre de 2010



UNIVERSIDAD DE JAÉN

ISBN: 978-84-693-0715-1



CEA

[Comunicaciones](#)

[Comités](#)

[Programa](#)

[Patrocinadores](#)



CREACIÓN DE MAPAS TOPOLÓGICOS INCREMENTALES MEDIANTE MÉTODOS BASADOS EN APARIENCIA GLOBAL.

Lorenzo Fernández, Oscar Reinoso, Luis Payá, David Úbeda, David Valiente

Departamento de Ingeniería de Sistemas Industriales.
Universidad Miguel Hernández. Avda. de la Universidad s/n. 03202, Elche (Alicante), España
l.fernandez@umh.es, o.reinoso@umh.es

Resumen

En este trabajo se comparan dos métodos para llevar a cabo la creación de un mapa topológico a partir de la información visual capturada por un robot, sin necesidad de utilizar ningún otro tipo de sensor. El objetivo fundamental es que el mapa construido contenga suficiente información para que el robot sea capaz de estimar su posición y orientación dentro del mismo. Con objeto de reducir el coste computacional durante el proceso de localización, es necesario retener únicamente la información más relevante, desechando aquella que sea redundante. Por otro lado, es importante que el mapa contenga información sobre la topología del entorno. De este modo, dicho mapa permitirá no sólo la localización sino también una planificación acerca del camino que debe seguir el robot para llegar a un punto destino. Para construir el mapa topológico se propone utilizar únicamente las imágenes panorámicas tomadas por un sistema de visión catadióptrico y métodos basados en apariencia global. Se ha realizado una experimentación exhaustiva con motivo de estudiar la validez de los métodos propuestos y con ello poder llevar a cabo una comparación objetiva de los mismos.

Palabras Clave: Mapa topológico, método basado en apariencia, sistema de visión omnidireccional, sistema masa-resorte-amortiguador.

1 INTRODUCCIÓN

Cuando un robot móvil o un equipo de robots móviles tiene que realizar una tarea en un entorno amplio, en la gran mayoría de los casos, tiene que tomar una decisión acerca tanto de su posición como de la trayectoria que debe seguir para desplazarse desde su posición actual hasta el punto destino. Para resolver este problema será necesario un mapa o una representación interna del entorno. Debido a su bajo coste y a la cantidad de información que son capaces de proporcionar, los sistemas de visión omnidireccional son un tipo de sensor que se emplean generalizadamente para este propósito. En

robótica, el estudio acerca de como obtener la representación del entorno a partir de la información visual que proporcionan los sensores, cobra cada día una mayor importancia. Dependiendo del tipo de información extraída de las imágenes, podemos hablar de métodos basados en el uso de primitivas locales, tales como SIFT (Scale Invariant Feature Transform), como [2] y [12], y de métodos basados en la apariencia global. Estos métodos trabajan con la información de las imágenes sin extraer puntos característicos o regiones destacadas, ofreciendo un camino sistemático a la par que intuitivo para construir el mapa. Debido a que no se extrae información relevante de las imágenes, suele ser necesario aplicar algún tipo de compresión para reducir el coste computacional en los procesos de creación de mapa y localización en el mismo.

El análisis de componentes principales (PCA) es un método ampliamente extendido que satisface los requerimientos presentados. En [7] podemos ver un ejemplo de una base de datos creada a partir de los principios de PCA. El problema principal que presentan los métodos basados en PCA es que no presentan invariancia ante cambio en la orientación del robot de forma inherente. Para solventar el problema anterior, [11] estudia el problema de la invariancia en el plano de rotación del robot y [6] aplica esos conceptos para construir un mapa del entorno basado en apariencia incluyendo información tanto de la posición que tenía el robot cuando las imágenes fueron capturadas como sobre las posibles orientaciones en esa posición. Otras investigaciones, por el contrario, confían en métodos basados en la transformada de Fourier para obtener la información más relevante de las imágenes. Como ejemplo, [8] define el concepto de la Firma de Fourier y [9] aplica este concepto a la construcción de mapas densos basados en apariencia. La Firma de Fourier concentra la información más relevante en los componentes de baja frecuencia de cada fila de la imagen panorámica, con la gran ventaja de que presentan invariancia rotacional en el plano de traslación del robot.

Los descriptores de apariencia global dependen fuertemente de las condiciones de luminosidad del

entorno sobre el cual se pretende crear el mapa [1]. Para suavizar estos efectos, las imágenes pueden ser previamente tratadas. Una técnica habitual consiste en el filtrado previo de las imágenes, como se hace en [4], que usa bancos de filtros Homomórficos para mitigar los efectos mencionados con anterioridad.

En cuanto al proceso de creación del mapa topológico, podemos clasificar las investigaciones actuales en dos métodos: *métricos* y *topológicos*. El primero consiste en modelar el entorno utilizando un mapa métrico obtenido con cierta precisión geométrica cuando representamos la posición del robot en el mapa. Por ejemplo [9] describe la creación de un mapa mediante las medidas de un robot móvil que navega por el medio y [3] analiza el funcionamiento de varias técnicas establecidas para la creación de mapas utilizando los mismos datos de test para cada una de ellas. Por el contrario, los mapas topológicos son modelos gráficos del entorno que muestran las posiciones del robot y la conectividad entre las mismas de una forma compacta. Podemos ver un ejemplo en [8] donde se obtiene un mapa topológico del entorno a partir de la aplicación de un método basado en los principios físicos de un oscilador armónico. Por otro lado, en [13] se presenta un método para SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) topológico utilizando técnicas de visión.

En este trabajo se presenta una metodología para construir un mapa topológico basado en apariencia bajo condiciones cambiantes de iluminación, presentando además una extensión para construir el mapa topológico de forma incremental. La ventaja principal de nuestro método comparado con un método no incremental radica en la posibilidad de construir el mapa en tiempo real mientras el robot está explorando el entorno. También, como mostraremos a lo largo del documento, de esta forma se minimiza la aparición de posibles errores en la construcción del mapa.

El artículo queda estructurado de la siguiente forma: en la sección 2 se realiza una breve introducción al filtrado Homomórfico para eliminar la dependencia en los cambios en las condiciones de iluminación, así como al método para la creación del mapa de forma no incremental. La sección 3 presenta una técnica para construir el mapa topológico de forma incremental. En la sección 4 mostramos los resultados de los experimentos. Finalmente, presentamos las conclusiones del trabajo en la sección 5.

2 CREACIÓN DE MAPAS TOPOLÓGICOS

Para construir el mapa topológico hemos utilizados un modelo gráfico en el cual los nodos representan las posiciones y los enlaces entre nodos representan la conectividad entre los mismos. Para construir el mapa hemos capturado varios conjuntos de imágenes omnidireccionales en varias rejillas predefinidas variando tanto la forma de las mismas como el número de imágenes capturadas, en entornos interiores no estructurados (un laboratorio, una habitación, etc.) y en un entorno interiores estructurado (un pasillo). En la figura 1 se muestra un ejemplo.

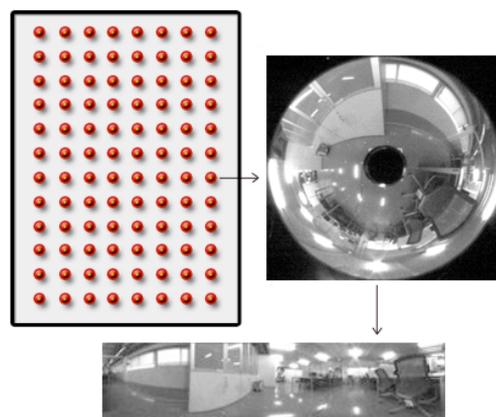


Figura 1: Rejilla de 40x40 cm, imágenes omnidireccional y panorámica tomadas en el laboratorio.

Por otro lado, debido a que los métodos basados en apariencia utilizan la imagen en su conjunto, sin extraer puntos característicos o regiones de las imágenes, debemos usar algún método que nos permita reducir el alto coste computacional además de reducir la cantidad de memoria necesaria para la creación del mapa y el proceso de localización. Como hemos mencionado en la primera sección, existen diferentes técnicas de compresión. Teniendo en cuenta el trabajo realizado en [10], hemos elegido la Firma de Fourier, dado que podemos conseguir un alto grado de compresión, es un método rápido y además presenta invariancia frente a cambios en la orientación de las imágenes panorámicas. Asimismo es un método inherentemente incremental porque no necesita información del resto de imágenes para calcular la transformada de Fourier de la imagen actual (difiere de PCA en este aspecto).

Nuestro principal objetivo en este trabajo es construir un mapa topológico a partir de una base de datos formada por la Firma de Fourier de las imágenes, pero es necesario resaltar que el mapa creado, y por

lo tanto la base de datos, debe ser robusto frente a pequeñas variaciones en el entorno, tales como el cambio en el estado o posición de algunos objetos y también frente a las condiciones de iluminación de la escena. Existen diferentes metodologías para añadir robustez al mapa creado. [4] muestra como, por medio de la aplicación de técnicas basadas en filtrado Homomórfico sobre las imágenes panorámicas capturadas, es posible aumentar la precisión en el proceso de localización de un robot en un mapa. Es por ello por lo que en este documento, para proveer de robustez al mapa, hemos realizado un filtrado previo a partir de un filtro Homomórfico.

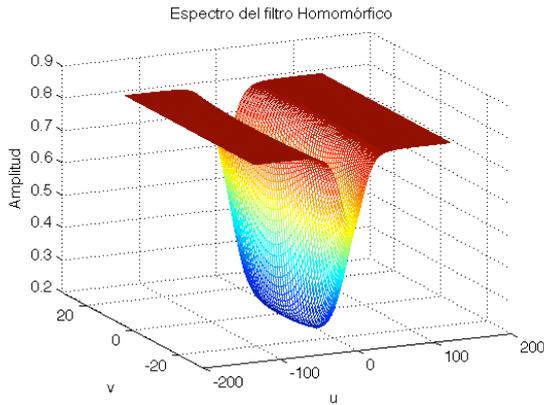


Figura 2: Función de Transferencia en módulo del filtro Homomórfico.

2.1 FILTRO HOMOMÓRFICO

Gracias a las propiedades intrínsecas del filtrado Homomórfico podemos filtrar por separado los componentes de luminancia y reflectancia de una imagen [5]. Gracias a esta propiedad, podemos controlar la influencia de cada componente en la apariencia de la imagen. Para separar las componentes de luminancia y reflectancia, el filtro Homomórfico aplica el operador logaritmo Neperiano sobre la imagen:

$$\begin{aligned} f(x,y) &= i(x,y) \times r(x,y) \\ z(x,y) &= \ln(f(x,y)) \\ z(x,y) &= \ln(i(x,y)) + \ln(r(x,y)) \end{aligned} \quad (1)$$

Donde $f(x,y)$ corresponde con la imagen panorámica, que puede ser expresada como multiplicación de la componente de luminancia de la imagen $i(x,y)$ y la componente de reflectancia de la misma $r(x,y)$. Una vez las componentes han sido separadas, podemos filtrar la imagen en el dominio de la frecuencia aplicando previamente sobre la imagen la Transformada de Fourier 2D:

$$\begin{aligned} \mathfrak{S}(z(x,y)) &= \mathfrak{S}(\ln(i(x,y))) + \mathfrak{S}(\ln(r(x,y))) \\ \mathfrak{S}(z'(x,y)) &= \mathfrak{S}(z(x,y)) \cdot H(u,v) \end{aligned} \quad (2)$$

Donde $H(u,v)$ es la función de transferencia del filtro en el dominio frecuencial. Debido a que las componentes de baja frecuencia están asociadas con la iluminación de la imagen y las componentes de alta frecuencia lo están con la reflectancia, aplicamos un filtro paso alto construido a partir de un filtro paso bajo de Butterworth, para reducir de ese modo los efectos que producen sobre la imagen los cambios en la luminosidad de la escena [5]:

$$\begin{aligned} D(u,v) &= (u^2 + v^2)^{1/2} \\ H_{lp}(u,v) &= \frac{1}{1 + \left[D(u,v)/D_0 \right]^{2n}} \\ H'_{hp}(u,v) &= 1 - H_{lp}(u,v) \\ H_{hp}(u,v) &= (\alpha_h - \alpha_l) \cdot H'_{hp}(u,v) + \alpha_l \end{aligned} \quad (3)$$

Donde $D(u,v)$ es la distancia al origen en el dominio de la frecuencia. D_0 es la frecuencia de corte para construir el filtro paso bajo, n es el orden del filtro y $H_{lp}(u,v)$ es la función de transferencia del filtro paso bajo en el dominio de la frecuencia. Las últimas dos expresiones se utilizan para construir el filtro paso alto a partir del filtro paso bajo, donde α_h y α_l corresponden con el máximo y mínimo valor del filtro Homomórfico y $H_{hp}(u,v)$ es la función de transferencia del filtro paso alto en el dominio frecuencial. Podemos ver un ejemplo de la función de transferencia del filtro Homomórfico en la figura 2. Los parámetros óptimos para el filtro son $D_0 = 50\text{Hz}$, $n = 3$, $\alpha_h = 0.21$ y $\alpha_l = 0.20$. En [4] se puede encontrar más información acerca de la elección de los parámetros y del funcionamiento del filtro.

2.1 MODELO MASA-RESORTE-AMORTIGUADOR

El mapa topológico es un grafo cuyos nodos corresponden a las distintas posiciones en el entorno y cuyos ejes modelan las relaciones de vecindad entre los nodos. Para crear el mapa, primero hemos capturado las imágenes de la rejilla mediante la teleoperación del robot a través del entorno. Una vez tenemos todas las imágenes, se ha implementado un método que nos permite crear el mapa topológico a partir de las imágenes, sin tener en cuenta el orden de almacenamiento de las mismas. El método es capaz de ordenar las capturas y situarlas en el lugar que les corresponde dentro del mapa topológico.

Para realizar la tarea anterior, se ha utilizado un sistema físico de fuerzas conocido como sistema masa-resorte-amortiguador, método basado en la Ley de Hooke y en la Segunda Ley de Newton [8]. La figura 3 muestra un ejemplo del principio físico para construir el mapa. Cada partícula P_i corresponde con una imagen y los muelles S_{ij} que conectan las partículas unas con otras representan las distancias entre las imágenes capturadas. Cada partícula del sistema estará conectada con aquellas partículas que se encuentran más cerca de la misma. Para calcular la longitud de los muelles del sistema hemos empleado la Distancia Euclídea entre las Firmas de Fourier de las imágenes almacenadas. Cuando dejamos que el sistema tienda a reposo libremente, este tiende a adquirir una topología similar a la que posee el sistema real [8].

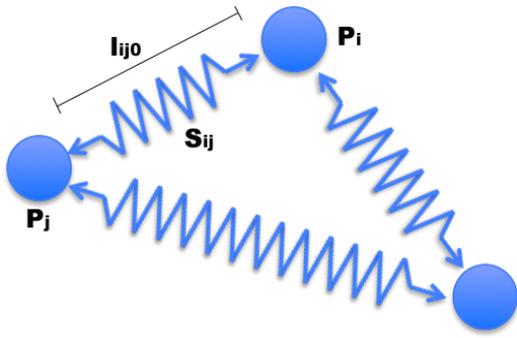


Figura 3: Modelo masa-resorte-amortiguador para el mapa topológico.

Para construir el sistema masa-resorte-amortiguador se ha tenido en cuenta el siguiente sistema de fuerzas, que nos permite calcular la fuerza, aceleración, velocidad y posición de cada partícula i :

$$\vec{F}_i = \sum_{s_j \in S} (-k_{ij} \cdot (l_{ij0} - l_{ij}) - \kappa_{ij} \cdot (v_i - v_j))$$

$$\vec{a}_i = \vec{F}_i / m_i \rightarrow \dot{\vec{v}}_i = \vec{a}_i \rightarrow \dot{\vec{r}}_i = \vec{v}_i \quad (4)$$

$$\vec{r}_i(t + \Delta T) = \vec{r}_i(t) + \vec{v}_i(t) \cdot \Delta T + 1/2 \cdot \vec{a}_i(t) \cdot \Delta T^2$$

$$\vec{v}_i(t + \Delta T) = \vec{v}_i(t) + \vec{a}_i(t) \cdot \Delta T$$

Donde la primera ecuación corresponde con la Ley del Oscilador Armónico de Hooke y depende tanto de la longitud de los muelles l_{ij} como de la diferencia de velocidades donde k_{ij} es la constante elástica y κ_{ij} la constante de amortiguamiento. La segunda expresión hace referencia a la Segunda Ley de Newton y permite obtener las ecuaciones de movimiento del sistema a partir de la fuerza \vec{F}_i que devuelve la ley de Hooke y la masa m_i de la partícula. Para simplificar el sistema hemos utilizado una masa igual a 1 para todas las partículas. Por

último, las dos últimas ecuaciones muestran cómo calcular la posición \vec{r}_i y la velocidad \vec{v}_i de todas las partículas del sistema para cada iteración.

El parámetro infinitesimal de tiempo ΔT cobra una alta importancia en el funcionamiento del sistema físico. Si ΔT toma valores demasiado altos, el sistema es muy inestable y por tanto será difícil llegar al estado de reposo. Por el contrario, si se escogen valores demasiado pequeños, el sistema tardará demasiado en llegar al estado de reposo. Por esta razón, hemos llegado a un compromiso entre velocidad y estabilidad. Para ello hemos establecido un número máximo de pasos s_{tot} y hemos hecho que ΔT tenga la siguiente forma:

$$\Delta T = \xi \cdot \left(1 - \frac{s}{s_{tot}}\right) \quad (5)$$

Donde s corresponde con el número de pasos hasta un tiempo dado y ξ es una constante.

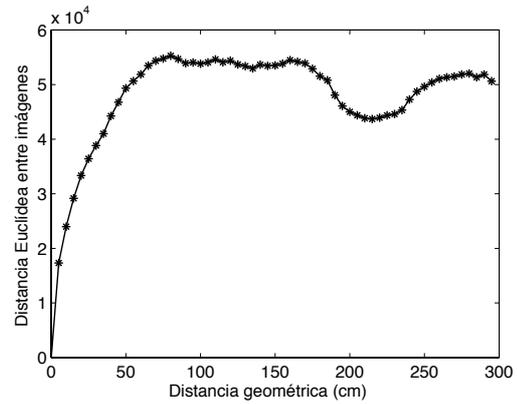


Figura 4: Distancia Euclídea entre imágenes en función de la distancia geométrica real entre los puntos donde se capturaron las imágenes.

Otra cuestión a tener en cuenta es el valor de la constante elástica k_{ij} de cada muelle del sistema. Como se puede observar en la figura 4, la distancia Euclídea entre las proyecciones de Fourier se comporta de forma aproximadamente lineal en un entorno cercano al punto donde se capturó la imagen, pero cuando nos alejamos del punto, podemos observar como esa linealidad desaparece. Para resolver el problema hemos decidido tomar las constantes elásticas dependientes de la distancia Euclídea L_2^{ij} entre las proyecciones de Fourier.

3 CREACIÓN DE MAPAS TOPOLÓGICOS DE FORMA INCREMENTAL

Uno de los principales problemas que encontramos cuando construimos un mapa topológico a partir de una base de datos almacenada reside en el hecho que el coste computacional crece exponencialmente con el número de imágenes capturadas, dado por el aumento del número de fuerzas sobre cada partícula del sistema masa-resorte-amortiguador. Por otro lado, para poder crear el mapa topológico, es necesario tener almacenadas todas las imágenes en la base de datos y por lo tanto solo es posible trabajar procesando *offline*, una vez han sido capturadas todas las imágenes.

Podemos solventar el problema anterior, explotando los beneficios ofrecidos por trabajar con la Firma de Fourier. Una de las características más importantes es el hecho que la Firma de Fourier es un método inherentemente incremental. De esta forma es posible construir el mapa topológico de forma incremental y en tiempo real.

3.1 MODELO INCREMENTAL MASA-RESORTE-AMORTIGUADOR

Para construir el mapa topológico de forma incremental hemos utilizado una adaptación del sistema empleado en la sección anterior para construir el mapa topológico de forma no incremental. Existen diferentes opciones a la hora de crear el mapa de forma incremental. Cuando llega una nueva imagen, es posible relajar el sistema completo de partículas o por otro lado podemos relajar únicamente la nueva partícula respecto al resto de partículas que se encontraban en el sistema con anterioridad. Después de realizar varios experimentos llegamos a la conclusión que la mejor opción consistía en un compromiso entre ambos. Cada vez que se añade una partícula nueva al sistema se deja que está se relaje manteniendo el resto de partículas fijas. Una vez la nueva partícula ha llegado al estado de reposo, dejamos que todo el sistema de partículas se relaje. De esta forma el sistema es capaz de compensar la falta de linealidad que ocurre en la distancia Euclídea cuando nos alejamos métricamente de la partícula (figura 4).

Cuando se construye el mapa de forma incremental, además de añadir los beneficios mencionados anteriormente, se provee al sistema de una ventaja muy importante, este se comporta de forma más estable y no produce falsos mínimos en la relajación del sistema. La figura 5 muestra un ejemplo de un falso mínimo en una rejilla cuadrada de 5x5 imágenes construyendo el mapa topológico de forma no incremental. El falso mínimo es un problema

común en entornos estructurados donde la apariencia visual de puntos lejanos puede que sea similar (problema conocido como aliasing visual).

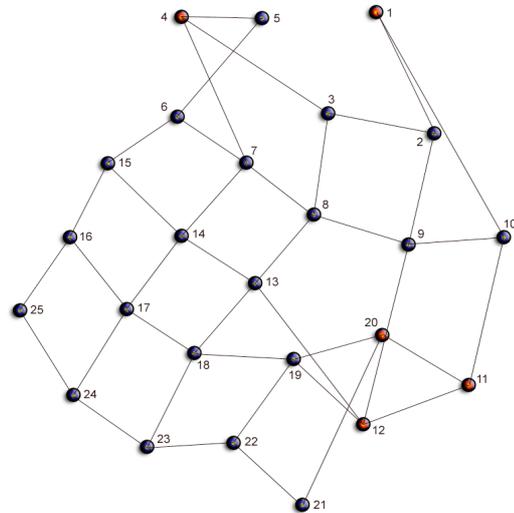


Figura 5: Falso mínimo de fuerzas en un conjunto cuadrado de 5x5 imágenes construyendo el mapa topológico de forma no incremental.

4 RESULTADOS EXPERIMENTALES

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de los experimentos realizados. Para realizar los experimentos se han tomado varios conjuntos de imágenes omnidireccionales con diferentes topologías, variando la forma, el número de imágenes y la distancia entre ellas. Una vez obtenidas todas las escenas, se han transformado las imágenes a panorámicas y tras un proceso de filtrado Homomórficos se han obtenido las Firmas de Fourier correspondientes. Tenemos un total de 6 conjuntos, cuyas características principales se muestran en la tabla 1.

Tabla 1: Parámetros relevantes de los conjuntos de imágenes.

Set	Size x	Size y	Resolution	Grid step
Lab. 1	10	15	56x256 pixels	30 cm
Lab. 2	10	20	56x256 pixels	50 cm
Offic.	6	8	56x256 pixels	50 cm
Vestib.	12	9	56x256 pixels	10 cm
Pasil. 1	22	10	56x256 pixels	10 cm
Pasil. 2	35	10	56x256 pixels	10 cm

Para calcular la distancia para cada muelle del sistema masa-resorte-amortiguador se ha usado la distancia Euclídea L_2 entre los armónicos principales

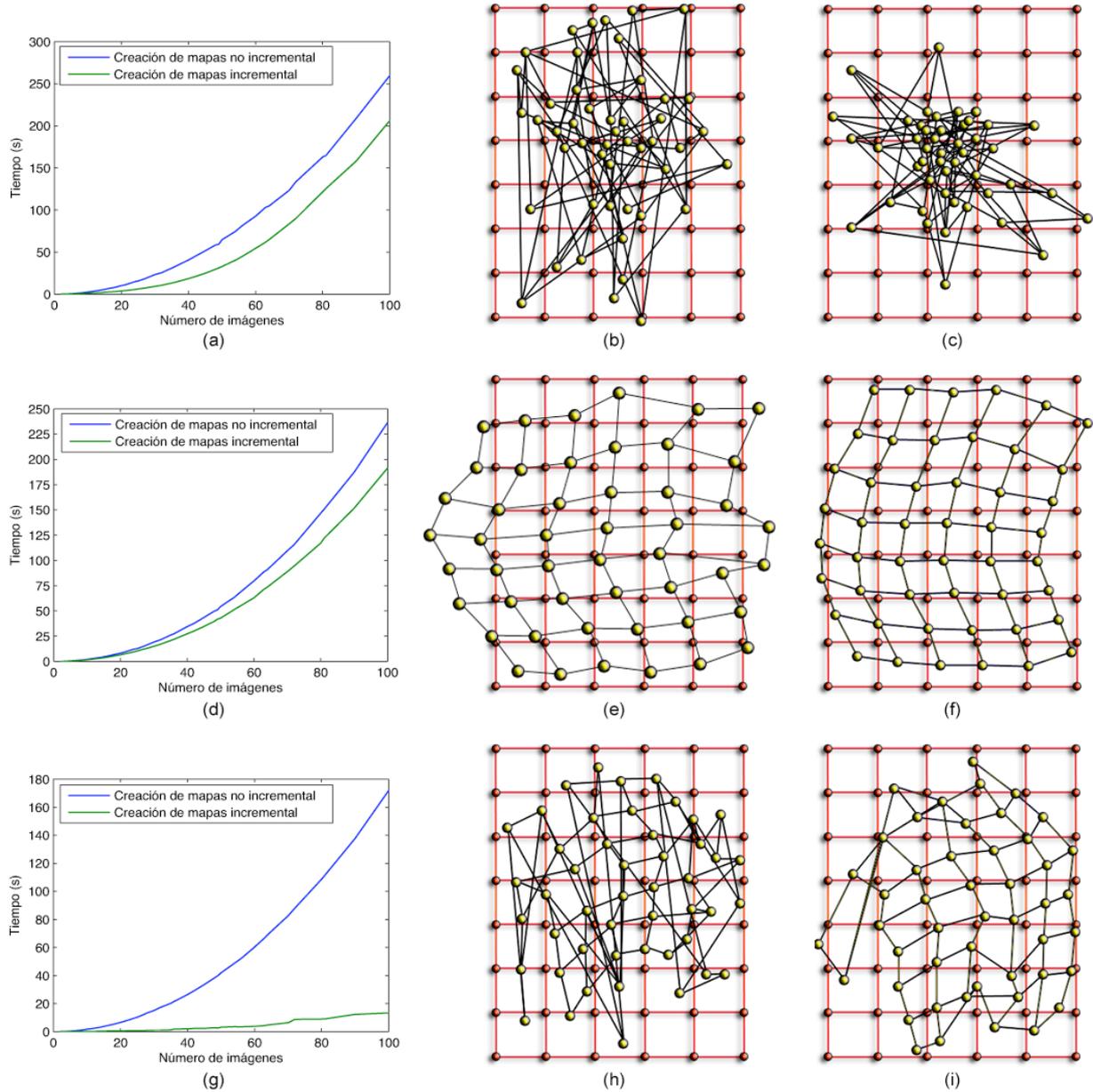


Figura 6. (a) Tiempo necesario para construir el mapa topológico de forma no incremental (línea azul) y para construirlo de forma incremental (línea verde), (b) comparación entre el mapa real (círculos rojos) y el mapa topológico obtenido mediante el método no incremental (círculos amarillos), (c) comparación entre el mapa real (círculos rojos) y el mapa topológico obtenido mediante el método incremental (círculos amarillos), para ξ igual a 0.5. (d), (e) y (f) muestra los mismos resultados para ξ igual a 0.1 y (g), (h) e (i) para ξ igual a 0.01.

de la Firma de Fourier de cada imagen. Como podemos ver en [10], es deseable eliminar los armónicos de la parte alta del espectro de la Firma de Fourier, por ello se trabaja únicamente con los primeros 16 armónicos de cada fila de la Firma de Fourier.

Para comparar los dos métodos empleados para construir el mapa topológico se utiliza como parámetro el tiempo consumido y la forma del mapa

construido. Por otra parte, se ha utilizado la constante de tiempo ξ para chequear la dependencia de ambos métodos respecto al tiempo necesario para crear el mapa y la precisión del mapa resultante. Teniendo en cuenta lo anterior, se han comparado las diferentes topologías obtenidas para cada conjunto de imágenes utilizando ambos métodos.

En la figura 6 (a), (d) y (g) se puede observar como, cuando se construye el mapa topológico utilizando el

método no incremental, el tiempo de cálculo crece exponencialmente con el número de imágenes porque con ello se incrementa el número de vecinos para cada imagen y por lo tanto es necesario calcular un gran número de fuerzas en cada iteración para el sistema masa-resorte-amortiguador. Por otro lado cuando se usa el método incremental podemos observar como el tiempo crece en menor grado. Cuando se incrementa ξ , el tiempo de cálculo crece, pero como podemos observar en la figura 6 (b), (c), (e), (f), (h) e (i), cuando se utilizan valores demasiado altos o demasiado bajos para ξ , la forma obtenida no representa la forma real del mapa. Es por ello que se debe llegar a un compromiso entre el tiempo de cálculo y la similitud de la forma obtenida comparada con la forma real.

Como se puede ver en la figura 6 (e) y en la figura 6 (f), con nuestro método se puede obtener un mapa topológico que representa la forma del mapa real del entorno sintonizando correctamente el valor de ξ . La figura 6 (e) muestra el mapa topológico obtenido aplicando el método no incremental para construir el mapa topológico y la figura 6 (f) muestra el mapa topológico obtenido aplicando el método incremental. El método incremental, además de mejorar el tiempo de cálculo, permite obtener un mapa topológico que aproxima mejor la topología del mapa real del entorno. Por último, también se debe tener en consideración que durante el curso de los experimentos, cuando se usa el método no incremental se obtienen falsos mínimos con cierta frecuencia. Sin embargo, si se construye el mapa topológico de forma incremental siempre se obtiene un mapa topologicamente correcto.

5 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El propósito de este trabajo consiste en mostrar como es posible construir un mapa topológico del entorno a partir de un conjunto de imágenes omnidireccionales obtenidas sobre una rejilla dentro del entorno utilizando únicamente la apariencia de cada imagen omnidireccional sin extraer puntos ni regiones características (primitivas locales).

Se ha construido la base de datos mediante la aplicación de un proceso de compresión de la información visual. Para que el mapa obtenido fuese robusto frente a cambios en la iluminación del entorno, previamente se ha aplicado un banco de filtros Homomórficos sobre las imágenes panorámicas capturadas. Para comprimir la información se ha usado la Firma de Fourier dado que presenta un mejor funcionamiento en términos de cantidad de memoria y tiempo de cálculo necesarios

para construir la base de datos y además es invariante frente a rotaciones en el plano de translación del robot y se comporta como un método incremental de forma inherente.

Se han presentado dos métodos para la creación de un mapa topológico robusto de un entorno real. Como se ha visto, la aplicación del primero de ellos (creación de mapas topológicos) permite obtener un mapa topológico del entorno que en muchos casos corresponde con la forma actual del mismo, pero que en ocasiones presenta topologías erróneas. Por otro lado, aplicar la construcción del mapa topológico de forma incremental permite obtener un mapa del entorno que en todos los casos corresponde con la forma actual y además reduce el tiempo de cálculo comparándolo con el método anterior. El segundo método también permite construir el mapa en tiempo real, mientras el robot está explorando el entorno.

Este trabajo abre la puerta a nuevas aplicaciones de métodos basados en apariencia en robótica móvil. Como se ha mostrado, el mapa topológico creado es robusto frente a cambios en las condiciones de iluminación, y permite conocer la topología actual del mapa. Si se conoce la topología del entorno y se sabe en que nodo está situado el robot, será posible crear un algoritmo que le permita al robot alcanzar los puntos objetivos atravesando el camino más corto.

Los planes para el trabajo futuro incluyen el estudio de la posibilidad de utilizar localización Monte Carlo basada en apariencia con métodos de construcción de mapas así como métodos de SLAM basados en apariencia.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido apoyado por el Ministerio de Educación y Ciencia por medio del proyecto DPI2007-61197. ‘Sistemas de percepción visual móvil y cooperativo como soporte para la realización de tareas con redes de robots’.

Referencias

- [1] Adini, Y., Moses, I., Ullman, S. (1997). Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction. En *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 721-732.
- [2] Angeli, A., Doncieux, S., Meyer, J.-A., Filliat, D. (2008). Incremental vision-based topological SLAM. En *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Article number 4650675, pp. 1031-1036.
- [3] Collins, T., Collins, J.J., Ryan, C. (2007). Occupancy Grid Mapping: An Empirical Evaluation. En

Proceedings of the 15th Mediterranean Conference on Control & Automation.

- [4] Fernández, L., Payá, L., Reinoso, O., Gil, A., Juliá, M. (2010). Robust methods for robot localization under changing illumination conditions. Comparison of different filtering techniques. En *Int. Conf. on Agents and Artificial Intelligence*, Vol. 2, pp. 223-228.
- [5] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. (1993). En *Digital Image Processing. Ed. Addison Wesley*.
- [6] Jogan, M., Leonardis, A. (2000). Robust Localization Using Eigenspace of Spinning-Images. En *Proc. IEEE Workshop on Omnidirectional Vision*, Hilton Head Island, USA, pp. 37-44, IEEE.
- [7] Kröse, B., Bunschoten, R., Hagen, S., Terwijn, B., Vlassis, N. (2004). Household robots: Look and learn. En *IEEE Robotics & Automation magazine*. Vol. 11, No. 4, pp. 45-52.
- [8] Menegatti, E., Maeda, T., Ishiguro, H. (2004). Image-based memory for robot navigation using properties of omnidirectional images. En *Robotics and Autonomous Systems*. Vol. 47, No. 4, pp. 251-276.
- [9] Moravec, H., Elfes, A. (1985). High Resolution Maps from Wide Angle Sonar. En *Proceedings of the 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 116-121.
- [10] Payá, L., Fernández, L., Reinoso, O., Gil, A., Úbeda, D. (2009). Appearance-based dense maps creation. Comparison of compression techniques with panoramic images. En *Int. Conf. on Informatic in Control, Automation and Robotic*, Vol. 1, pp. 238-246.
- [11] Ueonara, M., Kanade, T. (1998). Optimal approximation of uniformly rotated images: relationship between Karhunen-Loeve expansion and Discrete Cosine Transform. En *IEEE Transactions on Image Processing*. Vol. 7, No. 1, pp. 116-119.
- [12] Valgren, C., Lilienthal, A., Duckett, T. (2006). Incremental topological mapping using omnidirectional vision. En *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Article number 4058933, pp. 3441-3447.
- [13] Werner, F., Maire, F., Sitte, J. (2009). Topological SLAM using fast vision techniques. En *Federation of International Robot-soccer Association*, LNCS 5744, pp. 187-19.