

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.

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

Resumen

En este trabajo se trata el problema de la creación de mapas topológicos y la localización de un vehículo móvil a partir de la utilización de imágenes omnidireccionales. Vamos a describir un algoritmo que nos permita construir mapas topológicos en tiempo real, mediante el único empleo de las imágenes capturadas por una cámara omnidireccional montada en una posición fija sobre un robot móvil. Debido al elevado coste computacional que supone realizar la comparación entre las imágenes capturadas en cada posición del entorno cuando utilizamos técnicas basadas en la apariencia global de las mismas, es necesario utilizar algún mecanismo que nos permita eliminar la información redundante y de este modo poder obtener un coste computacional aceptable. Con este propósito, hemos utilizado un descriptor basado en la Transformada de Fourier Discreta que nos permite obtener una representación de la apariencia y de la orientación relativa entre las imágenes almacenadas. Para obtener la posición topológica relativa entre dos imágenes consecutivas, se propone un método de odometría visual. A lo largo de este trabajo se estudia la viabilidad de este método y su aplicación a la creación de mapas topológicos a partir de la comparación objetiva entre los resultados obtenidos utilizando la odometría interna del robot, nuestra odometría visual y el camino verdadero. Con este objetivo se han realizado diferentes experimentos en los que se ha examinado el tiempo necesario para llevar a cabo el proceso y la precisión geométrica obtenida.

Palabras clave: Odometría visual, mapas topológicos, apariencia global, imágenes omnidireccionales, tiempo real.

1. INTRODUCCIÓN

Un punto clave en la robótica móvil es sin duda el diseño de algoritmos para realizar tareas autónomas en entornos reales, como puede ser la utilización de robots guía en museos o el uso de robots autónomos para exploración de entornos peligrosos o de difícil accesibilidad. En estos casos,

el principal problema que nos encontramos es el cálculo de la localización del vehículo autónomo en el entorno en el que se encuentra navegando. Por otro lado, es importante que el robot posea una representación interna del lugar, a fin de que este sea capaz de tomar decisiones acerca de su localización en el mismo y del camino que debe seguir para realizar una tarea determinada. Debido a su relativo bajo coste y a la riqueza de la información que estos aportan, los sistemas de visión omnidireccional son comúnmente utilizados en estos cometidos. Cuando se trabaja con sistemas de visión omnidireccionales, es posible utilizar diferentes tipos de representación de la información visual capturada por los mismos, tales como la representación omnidireccional, la vista de pájaro o la imagen panorámica. En este trabajo, hemos utilizado la representación panorámica de las imágenes debido a que esta puede ofrecer invariancia rotacional en el plano a través del cual se desplaza el robot, lo que nos permite realizar el proceso de navegación utilizando únicamente la información proporcionada por el sensor de visión.

Recientemente, varios autores han estudiado cómo resolver el problema de la creación de mapas y la localización mediante el empleo de imágenes omnidireccionales. Cada trabajo trata de resolver el problema utilizando un método diferente. Es posible hacer una clasificación de los mismos en función de la forma en la que se trata la información que aportan las imágenes. Aquellos métodos que utilizan un número de puntos o marcas características extraídas de cada una de las imágenes, se engloban dentro de las soluciones basadas en la extracción de características de las imágenes. Dentro de este tipo de soluciones podemos incluir a [8] y [16] que utilizan características SURF [1] extraídas de un conjunto de imágenes omnidireccionales para encontrar la localización del robot en un mapa dado. Si por el contrario, se utiliza la apariencia de la imagen omnidireccional en su conjunto mediante un único descriptor, sin extraer ninguna característica local, estamos hablando de soluciones basadas en apariencia global. Como ejemplo de estas últimas, [6] presenta un método para construir un mapa topológico empleando un descriptor de Fourier de las imágenes omnidireccionales, y [11]

realiza una localización probabilística en varios entornos empleando este mismo descriptor.

Cuando trabajamos en entornos no estructurados es de utilidad emplear técnicas basadas en apariencia, ya que ofrecen un camino intuitivo para construir el mapa y para obtener la posición del robot en el mismo. No obstante, debido a que no se extrae información relevante de las imágenes capturadas, será necesario emplear un mecanismo que nos permita reducir el coste computacional de los procesos de navegación. Con este objetivo, varios investigadores han desarrollado métodos basados en la Transformada de Fourier Discreta [5]. Con este método, el descriptor de cada imagen puede ser calculado de forma independiente al resto de imágenes, presenta invariancia rotacional en el plano de desplazamiento del robot, y nos permite reducir el coste computacional porque concentra la información más relevante en los componentes de baja frecuencia de la transformada de la imagen. Teniendo en cuenta las razones anteriores, y con base en algunos trabajos anteriores [10] [11] [3], hemos decidido describir cada imagen omnidireccional mediante los fundamentos de un descriptor de Fourier. Se ha utilizado la Firma de Fourier [5] para comprimir cada imagen capturada, debido a que se comporta mejor que otros descriptores en términos de tiempo necesario para calcular la transformada [10], y permite llevar a cabo una rápida comparación entre las imágenes que componen el mapa. Asimismo, explota mejor la invariancia a la rotación en el plano de desplazamiento del robot cuando se trabaja con imágenes panorámicas.

En este trabajo se presenta una metodología para construir un mapa topológico del entorno, utilizando la apariencia global de imágenes omnidireccionales. Como representación de la distancia entre dos poses consecutivas hemos utilizado la distancia Euclídea normalizada entre las Firmas de Fourier. Para obtener el ángulo relativo entre las mismas se ha implementado un método basado en la Firma de Fourier. El principal objetivo de nuestra investigación consiste en evaluar la viabilidad de utilizar un método basado puramente en la apariencia global, para tareas de navegación, y estudiar como afectan las características principales del descriptor en el resultado final.

El artículo queda estructurado de la siguiente forma: la sección 2 describe los diversos enfoques para crear mapas topológicos. En la sección 3, presentamos el descriptor de Fourier y como utilizarlo con imágenes omnidireccionales para implementar la odometría visual. La sección 4 trata con el problema de la localización y de la creación de un mapa utilizando dicha odometría visual. En la sección

5 presentamos una metodología para obtener la relación de forma entre el mapa construido y el mapa real. En la sección 6 se presentan los experimentos realizados y los resultados obtenidos. Por último, presentamos las conclusiones y los trabajos futuros en la sección 7.

2. CONSTRUCCIÓN DE UN MAPA TOPOLÓGICO. ESTADO DEL ARTE

En robótica móvil, cuando trabajamos con el problema de la creación de un mapa, es posible establecer dos enfoques generales: el enfoque métrico y el enfoque topológico. Hablamos de mapa métrico cuando se modela el entorno mediante un mapa que se ha obtenido con cierta precisión geométrica. En la bibliografía es posible encontrar muchos trabajos que tratan sobre este tipo de mapas. Por ejemplo, [7] lleva a cabo la construcción de un mapa métrico a partir de las medidas realizadas por sensores sonar situados sobre un robot móvil, [4] presenta un enfoque para realizar un proceso de creación de mapas mediante un equipo de robots, y [2] muestra como es posible mejorar la precisión en un proceso de SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) a partir del uso de un odómetro junto a una técnica de SLAM basada en LBA (Local Bundle Adjustment) mediante un sensor de visión monocular. Por otro lado, la creación de un mapa topológico consiste en crear un mapa del entorno que representa modelos gráficos del mismo, capturando los emplazamientos en los que ha estado el robot y las relaciones entre los mismos, de forma compacta. Como ejemplo de este tipo de mapas [11] construye un mapa topológico del entorno a partir de la utilización de un algoritmo basado en las propiedades físicas de un oscilador armónico. [15] describe un método para realizar SLAM topológico, resolviendo el problema del cierre de ciclo en el grafo topológico construido. Por último, [3] describe un proceso de Localización Monte Carlo utilizando la apariencia de las imágenes omnidireccionales en conjunción con la odometría del robot, para localizar a este en un mapa topológico dado.

En estos últimos años, un problema ampliamente estudiado consiste en la obtención de las poses relativas de un robot a partir de un conjunto de imágenes capturadas. Como ejemplo de ello, [9] utiliza un seguidor de puntos característicos para estimar el movimiento de un robot equipado con un par estéreo, y [12] describe un algoritmo para calcular el movimiento de un vehículo utilizando como única entrada las imágenes omnidireccionales capturadas. Pero en estos casos, para obtener un mapa robusto y preciso del entorno, es intere-

sante llevar a cabo un cierre de ciclo para corregir los errores que se acumulan a lo largo del proceso. Para ello [13] estudia como cerrar el ciclo por medio de una odometría visual omnidireccional y un vocabulario de palabras (características visuales).

En este trabajo, para construir el mapa del entorno hemos utilizado un algoritmo que nos permite obtener un mapa topológico basado en la apariencia del entorno, mediante la odometría visual obtenida. Por tanto, en este artículo el problema de la creación de un mapa topológico se enfoca como un problema de obtención de la posición relativa de la cámara en cada instante. Como contribuciones principales de nuestro trabajo podemos destacar el desarrollo de una odometría visual basada en la Firma de Fourier, para calcular la posición y orientación relativa entre dos poses consecutivas del robot, con un coste computacional reducido; el desarrollo de un método para estimar la precisión del mapa construido, y por último el estudio de como afectan los distintos parámetros del descriptor utilizado en el resultado final del proceso.

3. DESCRIPTOR DE FOURIER

3.1. Firma de Fourier

La Firma de Fourier presenta numerosas ventajas frente otros métodos basados en la Transformada de Fourier. Es una transformada que se obtiene de forma simple, presenta un coste computacional bajo y la memoria requerida para almacenar el descriptor también es baja. Además proporciona invariancia en la rotación en el plano de desplazamiento del robot cuando se utilizan imágenes panorámicas. A partir de una imagen panorámica I^j que tiene N_x filas y N_y columnas, es posible obtener la información más relevante de la imagen mediante los fundamentos de la Transformada de Fourier Discreta (DFT) [10]. Además, la Firma presenta invariancia a la rotación cuando trabajamos con imágenes panorámicas, propiedad por la cual es posible demostrar que si cada fila de la imagen original está representada por la secuencia $\{a_n\}$ y cada fila de la imagen rotada lo está por $\{a_{n-q}\}$ (donde q representa el número de columnas que ha rotado la imagen), cuando calculamos la Firma de la secuencia rotada, obtenemos las mismas amplitudes A_k que en la secuencia no rotada, pero existe un cambio de fase proporcional a q , (1).

$$F[\{a_{n-q}\}] = A_k \exp\left(-j \frac{2\pi q l}{N_y}\right) \quad l = 0, \dots, N_y - 1 \quad (1)$$

Gracias al teorema de la traslación es posible separar el cálculo de la posición del robot del cálculo de la orientación del mismo. Con este objetivo, descomponemos la Firma de Fourier en dos matrices, $d^j \in \mathbb{R}^{N_x, k_1}$ que contiene los módulos de la firma y $p^j \in \mathbb{R}^{N_x, k_2}$ que contiene las fases de la misma. Por último es importante destacar que la Firma de Fourier es un método incremental de forma inherente.

3.2. Odometría Visual

Partiendo de la información que nos provee la Firma de Fourier, tenemos que establecer ciertas relaciones entre las firmas de las poses almacenadas para obtener la posición relativa de la cámara en cada instante. Cuando tenemos la Firma de Fourier de dos imágenes panorámicas que han sido capturadas en dos puntos geométricos cercanos en el espacio, es posible realizar el cálculo de la orientación relativa entre ambas utilizando el teorema de la traslación (1).

Si partimos de que existe una relación entre las fases de la Firma de Fourier de una imagen panorámica tomada en una posición y las fases de la Firma de Fourier de otra imagen panorámica tomada en la misma posición pero con una orientación diferente (1), es posible extender esta propiedad y realizar el cálculo de la rotación aproximada $\phi^{t+1,t}$ entre dos imágenes panorámicas tomadas en dos poses consecutivas. Como ejemplo, en la Fig. 1 se muestran dos poses consecutivas del vehículo, donde v^t representa la velocidad del robot en el instante t , v^{t+1} es la velocidad en el instante $t+1$ y $\phi^{t+1,t}$ representa la orientación relativa. El ángulo obtenido representa la rotación que ha sufrido el robot en su plano de desplazamiento al desplazarse desde el primer punto hasta el siguiente.

Para obtener $\phi^{t+1,t}$ se ha implementado una convolución entre las fases de las Firmas de Fourier de las imágenes panorámicas de las dos poses aplicando (1), es decir, hemos calculado la suma de las diferencias entre las fases de las firmas de dos imágenes para cada una de las posibles rotaciones (una rotación por cada columna) y nos hemos quedado con el mínimo.

4. CONSTRUCCIÓN DE UN MAPA TOPOLÓGICO

En esta sección se va a explicar como se lleva a cabo la construcción del mapa a medida que el robot se desplaza por el entorno sobre el cual se pretende realizar la tarea de navegación. El mapa construido corresponde con un grafo donde cada vez que se captura una imagen, se añade un nodo al mapa, y se calcula la relación topológica con el nodo

previo utilizando la información de apariencia global de las imágenes. Gracias a las propiedades del descriptor utilizado, podemos realizar el proceso en tiempo real de manera simple y robusta.

El mapa construido estará compuesto por un conjunto de nodos $L = \{l^1, l^2, \dots, l^N\}$, donde cada nodo l^j está representado por una imagen panorámica $I^j \in \mathbb{R}^{N_x, N_y}$ asociada y un descriptor de Fourier que representa la apariencia global de la imagen panorámica, compuesto por una matriz de módulos $d^j \in \mathbb{R}^{N_x, k_1}$ y otra de fases $p^j \in \mathbb{R}^{N_x, k_2}$. Por otro lado, a partir del algoritmo empleado, podemos calcular la posición (l_x^j, l_y^j) y la orientación l_θ^j de cada uno de los nodos en el mapa (con respecto al nodo anterior), en consecuencia $l^j = \{(l_x^j, l_y^j, l_\theta^j), d^j, p^j, I^j\}$. Cada vez que el robot captura una imagen nueva, se calculan los descriptores de Fourier d^{t+1} y p^{t+1} . Comparando el descriptor obtenido en este instante ($t+1$) con el descriptor obtenido en el instante anterior (t), obtenemos las relaciones topológicas entre ambos nodos. Gracias a (1) podemos separar el computo de la posición del robot del computo de la orientación en el instante $t+1$ $(l_x^{t+1}, l_y^{t+1}, l_\theta^{t+1})$.

Tal y como se demuestra en [3], en las proximidades de un punto del mapa donde se ha tomado una imagen, la distancia euclídea entre los módulos de las Firmas de Fourier es aproximadamente proporcional a la distancia geométrica real. Por tanto, hemos utilizado esta distancia como representación de la diferencia existente entre las apariencias de las dos escenas. Si d^i es el módulo de la Firma de Fourier de la imagen I^i y d^j es el módulo de la Firma de Fourier de la imagen I^j , entonces la distancia entre las escenas i y j se calcula como:

$$D^{i,j} = \sqrt{\sum_{u=0}^{N_x} \sum_{v=0}^{k_1} (d^i(u, v) - d^j(u, v))^2} \quad (2)$$

A partir de la información anterior y de la orientación relativa entre las imágenes, mediante la implementación de la odometría visual, obtenemos la posición del nodo actual respecto a la posición del nodo anterior como:

$$l_x^{t+1} = l_x^t + D^{t+1,t} \cdot \cos(\theta^{t+1,t}) \quad (3)$$

$$l_y^{t+1} = l_y^t + D^{t+1,t} \cdot \sin(\theta^{t+1,t}) \quad (4)$$

$$l_\theta^{t+1} = l_\theta^t + (\theta^{t+1,t}) \quad (5)$$

En la Fig. 1 se muestran las relaciones existentes entre dos nodos consecutivos de forma gráfica, donde $D^{t+1,t}$ representa la Distancia euclídea entre los módulos de las Firmas de Fourier y $\theta^{t+1,t}$ representa el desplazamiento angular entre los nodos.

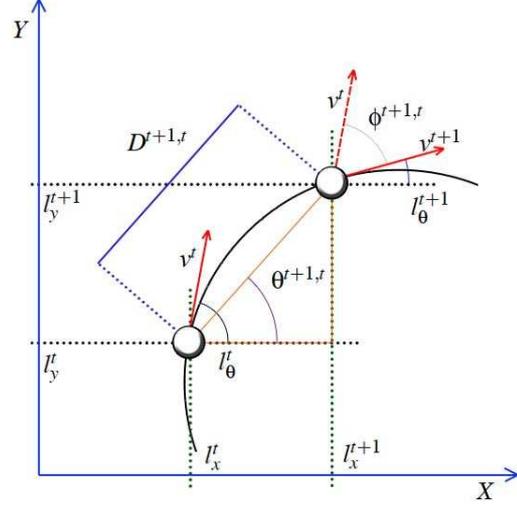


Figura 1: Posición y orientación de un nodo nuevo en el mapa obtenidas de forma incremental a partir del nodo anterior.

5. RELACIÓN DE FORMA

Una vez se ha construido el mapa topológico a partir de la odometría visual, es necesario comprobar el funcionamiento de nuestro enfoque. Para ello hemos decidido evaluar la similitud de la forma obtenida con respecto a la distribución real de las imágenes capturadas. Hay que tener en cuenta que para construir el mapa únicamente hemos utilizado la distancia $D^{i,j}$ y el desplazamiento angular $\theta^{t+1,t}$, y que por tanto, se espera que el mapa que resulta sea similar en forma comparándolo con el mapa original pero con un factor de escala, una rotación y una posible reflexión. Para obtener una medida aceptable de la diferencia de forma entre el mapa real y el mapa topológico obtenido, es necesario eliminar los efectos anteriores. Para ello utilizamos una técnica descrita en [11], basada en un análisis Procrustes. Este método corresponde con un análisis estadístico de forma que evalúa la correspondencia entre las formas [14].

Como resultado del proceso se puede obtener un parámetro $\mu \in [0, 1]$, que nos da una medida de correspondencia de forma entre los dos conjuntos de puntos A (coordenadas donde las imágenes fueron capturadas) y C (coordenadas de los puntos obtenidos). Cuanto menor es μ , más similares son A y C . A este parámetro lo llamaremos a lo largo del artículo *diferencia de forma* y lo utilizaremos con el propósito de conocer como de viable es nuestra odometría visual basada en apariencia.

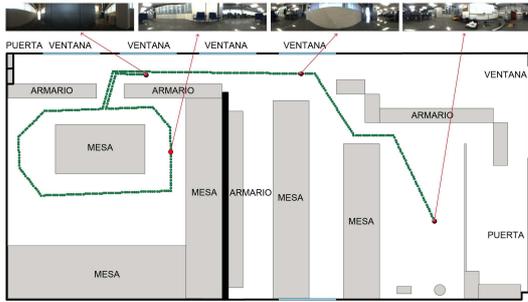


Figura 2: Trayectoria realizada por el robot para capturar el primer conjunto de imágenes.

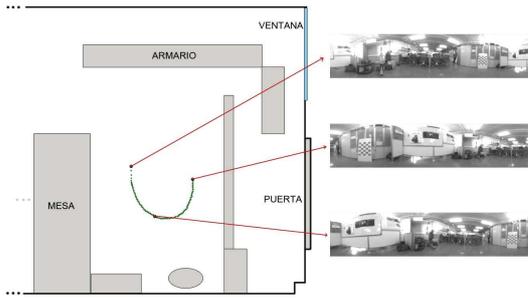


Figura 3: Trayectoria realizada por el robot para capturar el segundo conjunto de imágenes.

6. EXPERIMENTOS

Para realizar los experimentos hemos utilizado dos conjuntos diferentes de imágenes omnidireccionales. El primer conjunto ha sido capturado en un entorno de oficina a medida que el robot realizaba la trayectoria mostrada en la Fig. 2, que incluye un cierre de ciclo. Este conjunto está formado por 200 imágenes tomadas con una distancia entre imagen de 10cm. El segundo conjunto (Fig. 3) se ha capturado en un entorno de laboratorio y está compuesto por 150 imágenes, siendo automático el proceso de captura de las mismas de manera que se añade una nueva imagen cada vez que la diferencia entre la nueva imagen y la anterior está por encima de cierto límite.

Con el objetivo de evaluar la validez de nuestro enfoque, hemos diseñado un conjunto completo de experimentos. Con este propósito, hemos estudiado algunas características que definen la viabilidad de los procedimientos, tales como la precisión del mapa creado y el coste computacional que supone crearlo. Además, hemos estudiado cómo estas características pueden verse influenciadas por parámetros tales como el número de imágenes, la distancia entre las mismas, el grado de compresión de la Firma de Fourier o el número de componentes utilizados para calcular la rotación durante el proceso de odometría visual.

La Fig. 4 muestra un ejemplo del mapa obtenido

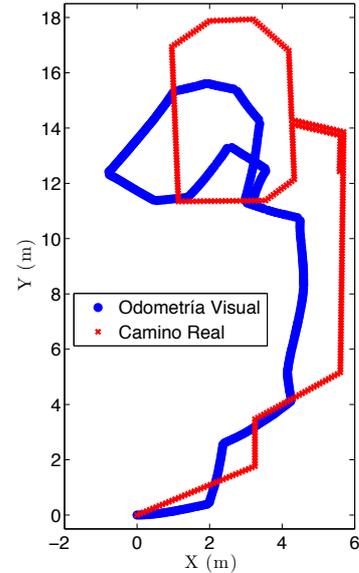


Figura 4: Ejemplo de un mapa construido con la odometría visual utilizando el primer conjunto de imágenes y ejemplo del mapa real.

y del mapa real para el primer conjunto de imágenes. El mapa ha sido creado utilizando todas las imágenes del conjunto (la distancia entre imágenes es igual para todas y es 10cm), el número de componentes de módulo (k_1) utilizado para calcular la distancia entre los descriptores de Fourier es igual a 64 y el número de componentes de fase (k_2) utilizado para computar las orientaciones relativas en la odometría visual es igual a 64. En la Fig. 5 podemos ver otro ejemplo, pero en este caso para el segundo conjunto de imágenes (todas las imágenes, $k_1 = k_2 = 64$), donde, además del mapa real del entorno, se muestra el mapa obtenido a partir de la odometría del robot. Se puede ver como el mapa obtenido con nuestra odometría visual mejora claramente el mapa obtenido con la odometría del robot.

Dentro del conjunto de experimentos realizados, se ha testado la influencia del número de componentes del módulo de la Firma de Fourier (k_1) para calcular la distancia $D^{t+1,t}$ y del número de componentes para calcular la diferencia de fase (k_2). Por otro lado, se ha testado la influencia de la distancia geométrica entre las imágenes capturadas en el resultado final. Para ello, hemos construido los mapas utilizando todas las imágenes de los conjuntos (paso = 1), una imagen cada dos imágenes (paso = 2), una imagen cada tres imágenes (paso = 3) y una imagen cada cuatro imágenes (paso = 4).

En la Fig. 6 se muestra el factor *diferencia de for-*

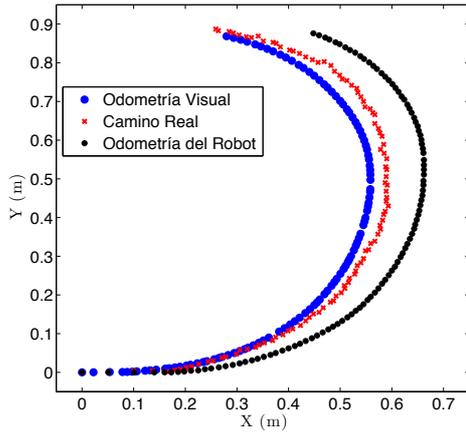


Figura 5: Mapa construido con la odometría visual para el segundo conjunto de imágenes, mapa real y mapa construido con la odometría del robot.

ma que resulta de la comparación del mapa real con el mapa obtenido cuando utilizamos el primer conjunto de imágenes. Para (a) hemos tomado un paso de imágenes igual a 1 y para (b) un paso igual a 2. La Fig. 7 muestra los mismos resultados para el segundo conjunto de imágenes. Como podemos ver en la Fig. 6, cuando utilizamos todas las imágenes del conjunto 1, el mínimo factor de forma se encuentra alrededor de 0,04 cuando $k_1 = 26$ y $k_2 = 20$. Para el conjunto 2, este factor es 0.015 cuando $k_1 = 4$ y $k_2 = 8$. Para ambos casos, el factor de forma tiende a crecer cuando lo hace k_2 , dado que los primeros componentes contienen la información más importante y por tanto los componentes de alta frecuencia puede que añadan ruido al cálculo. En lo que a k_1 se refiere, la tendencia no es clara pero, de forma general, el factor de forma es poco sensible a la variación de este parámetro.

Por último, en lo que se refiere a los experimentos realizados, en la Fig. 8 se muestra el tiempo necesario para construir el mapa topológico cuando utilizamos el primer conjunto de imágenes. El paso entre imágenes utilizado para construir el mapa es (a) paso = 1 y (b) paso = 2. La Fig. 9 muestra los mismos resultados para el segundo conjunto de imágenes. Como podemos apreciar en las imágenes anteriores, el tiempo de computo depende en mayor medida de k_2 que de k_1 . Este hecho es debido a que el cálculo del ángulo relativo entre imágenes es computacionalmente mucho más costoso que el cálculo de la distancia euclídea. De este modo será interesante, siempre que sea posible, reducir el número de componentes k_2 para que el proceso pueda ser realizado en tiempo real.

7. CONCLUSIONES

En este artículo hemos presentado un algoritmo para crear mapas topológicos de un entorno determinado, a partir de la apariencia global de un conjunto de imágenes omnidireccionales. Para ello hemos estudiado la viabilidad de nuestra odometría visual cuando un robot se desplaza a lo largo de una trayectoria tomando imágenes. Las principales contribuciones de nuestro trabajo incluyen el desarrollo de una odometría visual que nos permite construir el mapa topológico en tiempo real, mientras el robot se mueve por el entorno, el desarrollo de un mecanismo para comparar la precisión del mapa obtenido, y el estudio de la influencia de varios parámetros implicados en el proceso en la forma del mapa resultante y en el tiempo de procesado.

Para llevar a cabo los experimentos hemos utilizado dos conjuntos de imágenes omnidireccionales capturadas mediante un sistema de visión catódica montado sobre el robot móvil. Una vez capturada la imagen, hemos descrito su apariencia mediante una firma basada en la Transformada de Fourier. Esta transformada presenta buenos resultados en términos de cantidad de memoria necesaria y tiempo de procesado, resultando invariante frente a rotaciones en el plano de desplazamiento del robot y comportándose como un método de naturaleza incremental.

Debido a que hemos utilizado un enfoque topológico, el mapa creado representa al entorno real pero con un factor de escala y una rotación. Para realizar una comparación homogénea entre el mapa real y el mapa creado, hemos desarrollado un método basado en el análisis Procrustes. Como se muestra en los resultados obtenidos, cuando los parámetros del sistema son los adecuados, es posible obtener un mapa que represente de forma correcta al mapa real, manteniendo un coste computacional razonable.

Agradecimientos

Este trabajo ha contado con el apoyo del Gobierno Español a través del proyecto DPI2010-15308.

Referencias

- [1] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Gool, L. V., (2008) Speeded-up robust features (surf), *in Comput. Vis. Image Underst. Elsevier Science Inc.*
- [2] Eudes, E., Lhuillier, M., Naudet-Collette, S. and Dhome, M., (2010) Fast odometry integration in local bundle adjustment-based visual slam, *in ICPR*, 0: pp. 290-293.

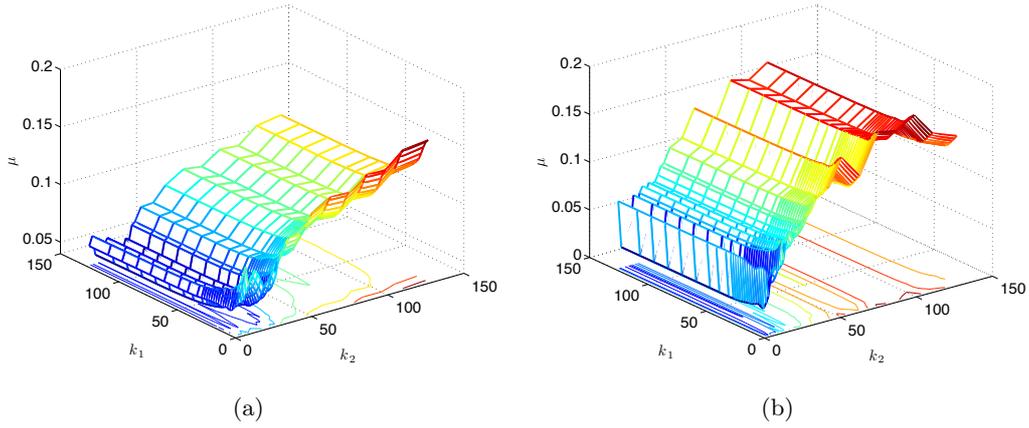


Figura 6: Factor de forma frente al número de componentes de módulo (k_1) y de fase (k_2) para el primer conjunto de imágenes tomando (a) todas las imágenes y (b) una cada dos imágenes.

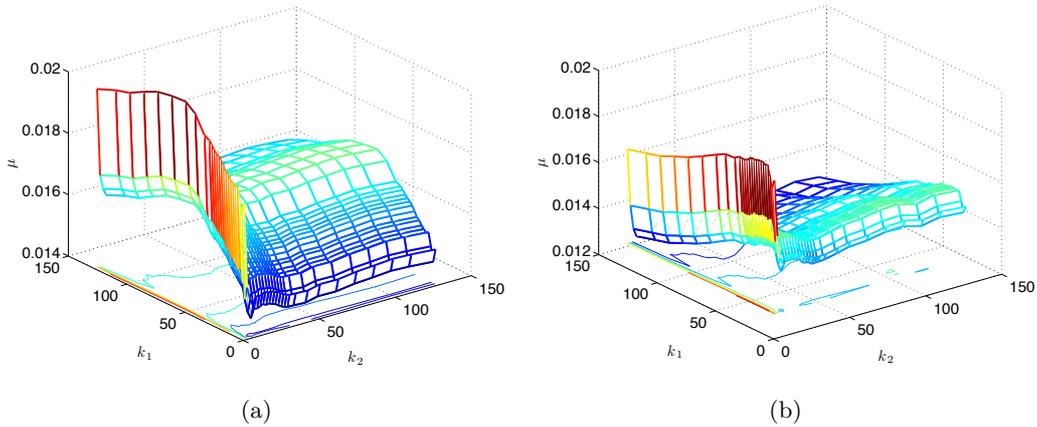


Figura 7: Factor de forma frente al número de componentes de módulo (k_1) y de fase (k_2) para el segundo conjunto de imágenes tomando (a) todas las imágenes y (b) una cada dos imágenes.

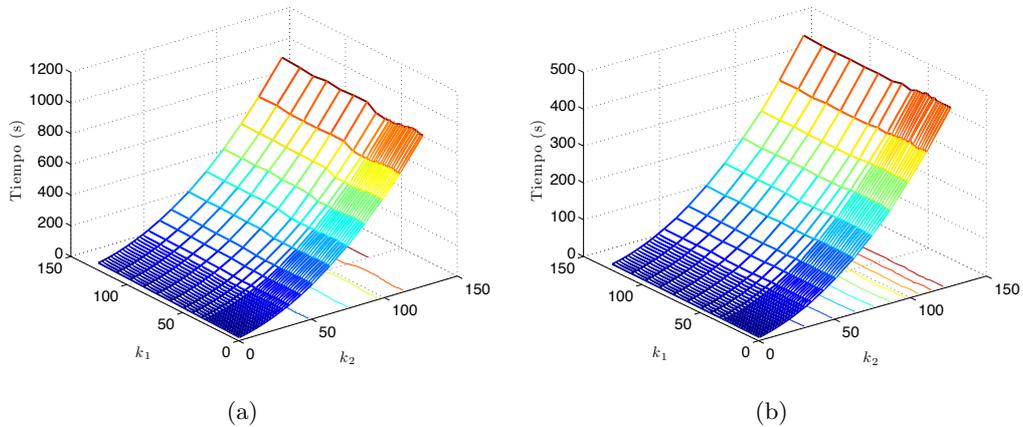


Figura 8: Tiempo necesario para construir el mapa completo con el primer conjunto de imágenes cuando utilizamos (a) todas las imágenes y (b) una cada dos imágenes.

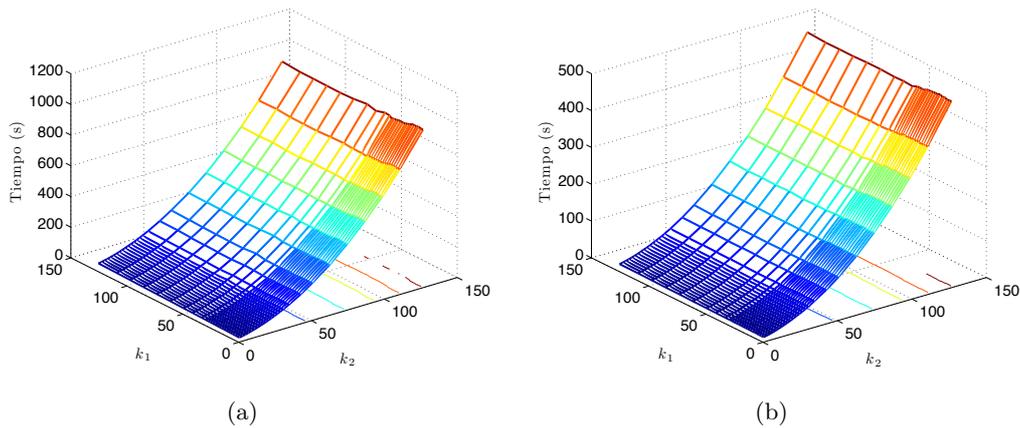


Figura 9: Tiempo necesario para construir el mapa completo con el segundo conjunto de imágenes cuando utilizamos (a) todas las imágenes y (b) una cada dos imágenes.

- [3] Fernández, L., Gil, A., Payá, L. and Reinoso, O., and Úbeda, D., (2010) An evaluation of weighting methods for appearance-based monte carlo localization using omnidirectional images, *in ICRA, Workshop on Omnidirectional Robot Vision*.
- [4] Gil, A., Reinoso, O., Ballesta, M., Juliá, M. and Payá, M., (2010) Estimation of visual maps with a robot network equipped with vision sensors, *Sensors*, 10: pp. 5209-5232.
- [5] Menegatti, E., Maeda, T. and Ishiguro, H., (2004) Imagebased memory for robot navigation using properties of omnidirectional images, *in Robot. Auton. Syst.*, 47: pp. 251-276.
- [6] Menegatti, E., Zoccarato, M., Pagello, M. and Ishiguro, H., (2004) Image-based monte-carlo localisation with omnidirectional images, *in Robot. Auton. Syst.*.
- [7] Moravec, H. and Elfes, A., (1985) High resolution maps from wide angle sonar, *in ICRA*.
- [8] Murillo, H., Guerrero, J. J. and Sagues, C., (2007) Surf features for efficient robot localization with omnidirectional images, *in ICRA*.
- [9] Nistér, D., Naroditsky, O. and Bergen, J., (2006) Visual odometry for ground vehicle applications, *Journal of Field Robotics*, 23.
- [10] Payá, L., Fernández, L., Reinoso, O., Gil, A. and Úbeda, D., (2009) Appearance-based dense maps creation - comparison of compression techniques with panoramic images, *in ICINCO*, pp. 250-255.
- [11] Payá, L., Fernández, L., Gil, A. and Reinoso, O., (2010) Map building and monte carlo localization using global appearance of omnidirectional images, *Sensors*, 10(12), pp. 11468-11497.
- [12] Scaramuzza, D. and Siegwart, R., (2008) Appearance guided monocular omnidirectional visual odometry for outdoor ground vehicles, *in Transactions on Robotics*, 24(5): pp. 1015-1026.
- [13] Scaramuzza, D., Fraundorfer, F. and Pollefeys, M., (2010) Closing the loop in appearance-guided omnidirectional visual odometry by using vocabulary trees, *in Robot. Auton. Syst.*, 58: pp. 820-827.
- [14] Seber, G., (2009) Multivariate observations, *Wiley Interscience*.
- [15] Tully, S., Kantor, G., Choset, H. and Werner, F., (2009) A multi-hypothesis topological slam approach for loop closing on edge-ordered graphs, *in IROS*, pp. 4943-4948.
- [16] Valgren, C. and Lilienthal, A., (2010) Sift, surf and seasons: Appearance-based long-term localization in outdoor environments, *in Robot. Auton. Syst.*.