# UN ENFOQUE PROBABILÍSTICO PARA LA ESTIMACIÓN DEL DESPLAZAMIENTO DE UN ROBOT MÓVIL DOTADO DE VISIÓN ESTÉREO

F.A. Moreno, J.L. Blanco, J. González, V. Arévalo y J.A. Fernández-Madrigal Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad de Málaga {famoreno, jlblanco}@isa.uma.es, {jgonzalez, varevalo, jafma}@ctima.uma.es

#### Resumen

En este artículo se presenta un método probabilístico para estimar el desplazamiento de un robot móvil equipado con un sistema de visión estereoscópico. El método evita el emparejamiento directo entre las marcas (puntos) 3D obtenidas por el sistema estéreo en las distintas posiciones del robot mediante el cálculo de la función de densidad de probabilidad del desplazamiento, que se deriva de la aplicación de la regla de Bayes y del modelado de la función de verosimilitud de las observaciones. Para la ohtención de las marcas se resuelve el emparejamiento de las características SIFT extraídas del par de imágenes y se proyectan al espacio tridimensional mediante las matrices de calibración de las cámaras (que son conocidas). El enfoque que probado proponemos aquí ha sido experimentalmente con resultados prometedores.

**Palabras Clave**: Visión estéreo, marcas visuales, estimación bayesiana, robot móvil.

# 1 INTRODUCCIÓN

La visión estéreo es una de las más interesantes alternativas para extraer información 3D del entorno en aplicaciones robóticas. Frente a otros métodos como los sistemas de luz estructurada, escáner láser, sónar, etc., la visión estéreo cuenta con ventajas como su relativo bajo coste, cantidad de información proporcionada, versatilidad (aplicación en entornos interiores y exteriores), peso y tamaño del hardware necesario, etc.

En robótica móvil, en concreto, es cada vez más habitual encontrar sistemas estereoscópicos, tanto comerciales como desarrollados a medida, que son empleados para detectar obstáculos, construir mapas, facilitar la interacción con el entorno (humanos u objetos), monitorización remota y/o teleoperación, y estimación de la posición o el desplazamiento del vehículo (ver por ejemplo [7],[8]). En este trabajo se aborda este último problema mediante el puntos emparejamiento de los (marcas) tridimensionales proporcionados por un sistema estereoscópico en dos localizaciones distintas en el espacio.



Figura 1: (a) Proceso de estimación del movimiento de un sistema estéreo. (b) Imagen de uno de nuestros robots móviles equipado con la cámara estéreo BumbleBee®.



Figura 2: Proceso de extracción de marcas 3D en un sistema de visión estéreo.

Este problema habitualmente se plantea como el cálculo de la transformación plana  $\Delta = (\Delta x, \Delta v, \Delta \phi)$ que minimiza el error cuadrático medio entre ambos conjuntos de puntos. De esta clase son, por ejemplo, los algoritmos tipo ICP (Iterative Closest Point), que son empleados con éxito con mapas densos de puntos. Estos métodos, aunque fáciles de implementar presentan dos problemas fundamentales:

- Cuando el número de marcas a emparejar es escaso, dejan de ser robustos puesto que son propensos a encontrar mínimos locales que pueden estar lejos de la mejor solución global.
- 2) La solución (i.e. desplazamiento) proporcionada no incluye una medida de su verosimilitud, lo que acarrea serias limitaciones a la hora de fusionar con otros sensores y/o tomar decisiones en base a la confianza en la medida.

El procedimiento propuesto en este trabajo evita estos dos inconvenientes mediante un enfoque bayesiano basado en el modelado de la función de verosimilitud de los puntos observados para todos los posibles desplazamientos del robot.

El proceso completo, esquematizado en la figura 1, ha sido testado con éxito empleando el sistema binocular comercial Bumblebee® [10] en diversos entornos interiores (pasillos, despachos, laboratorios, etc.). Los resultados demuestran que la precisión alcanzada es mayor que la proporcionada por un método de mínimos cuadrados, y suficiente para muchas aplicaciones de posicionamiento.

A continuación se describe el proceso de obtención de marcas visuales 3D a partir del sistema de visión estéreo. En la sección 3 se describe y formula la función de densidad de probabilidad del desplazamiento, a partir de la función de verosimilitud de la observación. La sección 4 está dedicada a presentar las pruebas realizadas y analizar





Right



Figura 3: Características localizadas por el detector de Lowe en un par de imágenes estéreo.

sus resultados. Finalmente se presentan las conclusiones y futuras líneas de extensión de este trabajo.

# 2 OBTENCIÓN DE PUNTOS 3D EN UN SISTEMA DE VISIÓN ESTÉREO

En esta sección se aborda la obtención de marcas 3D a partir de un par de imágenes proporcionadas por un sistema de visión estéreo calibrado. El proceso de extracción consta de las siguientes etapas: 1) identificación de características en ambas imágenes, 2) emparejamiento robusto de las características seleccionadas (y eliminación de pares espurios) y finalmente, 3) la generación, a partir de los pares identificados, de marcas 3D mediante triangulación. La figura 2 ilustra gráficamente el proceso de identificación, emparejamiento y triangulación.

A continuación se describen pormenorizadamente cada una de estas etapas.

#### 2.1 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

La primera etapa del proceso de obtención de marcas 3D consiste en identificar características en el par de imágenes estéreo. Una característica es cualquier objeto distintivo o representativo que puede ser detectado en la imagen: un borde, región, contorno, esquina, etc. Si nos centramos en la búsqueda de esquinas (puntos de máxima curvatura), son muchas las técnicas propuestas en la literatura para tal fin. Algunas de ellas explotan las derivadas de primer orden (como el conocido detector de Harris [1]) o de segundo orden [3] de la imagen. Otros métodos van más allá e incorporan descriptores a las esquinas localizadas con objeto de dotarles de invarianza frente a, por ejemplo, cambios de escala [9], o incluso distorsiones afines [6], incrementando así la robustez y facilitando su posterior emparejamiento.

El detector empleado en este trabajo (denominado detector de Lowe [4]), está dentro de esta última categoría. Este método aborda la detección mediante una búsqueda de extremos (máximos y mínimos locales) en un espacio de escalas construido a partir de Diferencias de Gaussianas (DoG). Las esquinas (de coordenadas  $\mathbf{x} = (x, y)^T$ ) localizadas con este procedimiento son caracterizadas mediante un descriptor  $\mathbf{f} = (f_1, ..., f_l)^T$  basado en información local del gradiente que las dota de invarianza a transformaciones afines y cambios de iluminación; el par  $s = \langle \mathbf{x}, \mathbf{f} \rangle$  se denomina característica SIFT<sup>1</sup>. La figura 3 muestra las características identificadas en un par de imágenes estéreo como las utilizadas en este trabajo.

### 2.2 OBTENCIÓN DE PARES

Una vez finalizada la selección de características en el par de imágenes estéreo, la siguiente etapa del proceso aborda su emparejamiento. A diferencia de otras técnicas tradicionales que explotan la similitud radiométrica de los pares candidatos (y de su entorno) mediante correlación cruzada normalizada NCC, suma de diferencias al cuadrado SSD, etc., el procedimiento utilizado en este trabajo establece las correspondencias de acuerdo con la distancia euclídea que separa sus descriptores (que son menos sensibles a los cambios de iluminación y a las posibles distorsiones geométricas que pudieran presentar las imágenes). Por otro lado, con objeto de aportar robustez al proceso, descartamos aquellos pares (espurios) cuyas coordenadas no son consistentes con la geometría epipolar que relaciona ambas imágenes.

Left



Right

Figura 4: Pares de correspondencias establecidos mediante el procedimiento descrito en la sección 2.2.

Sean, por tanto, dos conjuntos de SIFTs  $\mathbf{s}^{L} = \{s_{i}^{L}, i = 1, \dots, n\}$  y  $\mathbf{s}^{R} = \{s_{j}^{R}, j = 1, \dots, m\}$ identificados en la imagen izquierda  $\mathbf{I}^{L}$  y derecha  $\mathbf{I}^{R}$ , respectivamente. El proceso de emparejamiento consiste en identificar de forma unívoca los pares  $\langle s_{i}^{L}, s_{j}^{R} \rangle$  tales que:

- a) la norma euclídea de sus descriptores  $\left\|\mathbf{f}_{i}^{L} \mathbf{f}_{j}^{R}\right\|$  esté por debajo de un umbral y sea mínima,
- b) sus coordenadas verifiquen la restricción epipolar  $(\mathbf{x}_j^R)^T \mathbf{F} \mathbf{x}_i^L \Box \mathbf{0}$ , esto es, la distancia de  $\mathbf{x}_j^R$  a su correspondiente línea epipolar  $\mathbf{F} \mathbf{x}_i^L$ sea muy pequeña (por ejemplo, menor de un píxel),
- c) y finalmente, su disparidad sea superior a tres píxeles. Con esta actuación evitamos configuraciones que conlleven importantes errores en el proceso de triangulación (haces casi paralelos).

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> De los términos ingleses "Scale-Invariant Feature Transform".



Figura 5: Modelo gráfico del problema en el que se observan las dependencias entre las variables involucradas. Las variables  $a_k$ ,  $\mathbf{o}_k$  y  $\mathbf{d}_k$  representan las acciones, observaciones y desplazamientos en el instante k, respectivamente.

Obsérvese que, puesto que el par de cámaras estéreo se supone calibrado, están disponibles la matriz de calibración  $\mathbf{K}$  y la disposición relativa de las cámaras  $\mathbf{R}$  y t [2]. A partir de ellas se calcula la matriz fundamental  $\mathbf{F}$  requerida en la condición b) anterior mediante:

$$\mathbf{F} = \mathbf{K}^{\mathsf{-T}} \mathbf{E} \, \mathbf{K}^{\mathsf{-1}} \tag{1}$$

donde  $\mathbf{E} = [\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{R}$  es la matriz esencial [2].

La figura 4 muestra los emparejamientos encontrados por el procedimiento expuesto para las características de las imágenes de la figura 3.

#### 2.3 TRIANGULACIÓN

Una vez establecidas de manera robusta las correspondencias entre los SIFTs identificados en el par de imágenes estéreo, la siguiente etapa del proceso consiste en determinar su localización tridimensional en el mundo real.

Sean  $\mathbf{P}^{L} = [\mathbf{I} | 0]$  y  $\mathbf{P}^{R} = [\mathbf{R} | \mathbf{t}]$  las matrices de las cámaras izquierda y derecha respectivamente, y  $\mathbf{x}^{L} = \mathbf{K}\mathbf{P}^{L}\mathbf{X}$  y  $\mathbf{x}^{R} = \mathbf{K}\mathbf{P}^{R}\mathbf{X}$  las proyecciones del punto tridimensional  $\mathbf{X}$  sobre los planos imagen de ambas cámaras. Puesto que ambas proyecciones verifican  $\mathbf{x}^{L} \times (\mathbf{K}\mathbf{P}^{L}\mathbf{X}) = 0$  (análogamente para  $\mathbf{x}^{R}$ ), el proceso de triangulación se puede expresar linealmente como sigue:

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = 0 \tag{2}$$

con

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} x^{L} \mathbf{p}^{L^{3T}} - \mathbf{p}^{L^{1T}} \\ y^{L} \mathbf{p}^{L^{3T}} - \mathbf{p}^{L^{2T}} \\ x^{R} \mathbf{p}^{R^{3T}} - \mathbf{p}^{R^{1T}} \\ y^{R} \mathbf{p}^{R^{3T}} - \mathbf{p}^{R^{2T}} \end{pmatrix}$$
(3)

donde  $\mathbf{p}^{Li\mathsf{T}}$  es la *i*-ésima fila de  $\mathbf{P}^L$  transpuesta (análogamente para  $\mathbf{P}^R$ ).

Resolviendo (2) (mediante, por ejemplo, la descomposición de (3) en valores singulares) para todos y cada uno de los pares de SIFTs identificados en el par de imágenes estéreo, obtenemos sus correspondientes coordenadas 3D. A cada uno de estos puntos tridimensionales se le asocia el descriptor SIFT de una de sus proyecciones en las imágenes<sup>2</sup> (por ejemplo, en la izquierda), formando, de esta manera, un conjunto de pares  $\langle \mathbf{X}_{k}^{i}, \mathbf{f}_{k}^{i} \rangle$  al que en adelante denominaremos observación.

# 3 ESTIMACION DE LA FUNCIÓN DE DENSIDAD DE PROBABILIDAD DEL DESPLAZAMIENTO

En esta sección abordamos el cálculo de la densidad de probabilidad del desplazamiento incremental ( $\mathbf{d}_k$ ) en el instante de tiempo *k* condicionado a las dos observaciones anterior y actual ( $\mathbf{o}_{k-1}$  y  $\mathbf{o}_k$ ):

$$p\left(\mathbf{d}_{k} \middle| \mathbf{o}_{k-1}, \mathbf{o}_{k}\right) \tag{4}$$

Las observaciones están compuestas por un conjunto de marcas tridimensionales obtenidas mediante triangulación de las características SIFT.

Siguiendo un enfoque bayesiano, la función (4) puede descomponerse en un término de estimación *a priori* y un término de verosimilitud:

$$p(\mathbf{d}_{k}|\mathbf{o}_{k-1},\mathbf{o}_{k}) = \eta \cdot \underbrace{p(\mathbf{d}_{k}|\mathbf{o}_{k-1})}_{\text{Estimación a priori}} \cdot \underbrace{p(\mathbf{o}_{k}|\mathbf{d}_{k},\mathbf{o}_{k-1})}_{\text{Función de verosimilitud}}$$
(5)

donde  $\eta = 1/p(\mathbf{o}_k)$ , representa la inversa de la probabilidad de la observación en el instante *k*, la cual es una constante cuyo valor no es significativo para nuestros propósitos.

A partir del modelo gráfico del problema (figura 5) se observa que  $\mathbf{d}_k$  y  $\mathbf{o}_{k-1}$  son variables aleatorias independientes, por lo que en la estimación *a priori* en (5) la observación  $\mathbf{o}_{k-1}$  no aporta información a la distribución del desplazamiento  $\mathbf{d}_k$ . Además, suponiendo que no tenemos información alguna sobre el desplazamiento (al margen de  $\mathbf{o}_k$ ), asumimos que esta densidad sigue una distribución uniforme:

$$p\left(\mathbf{d}_{k} \middle| \mathbf{o}_{k-1}\right) = p\left(\mathbf{d}_{k}\right) = \eta'$$
(6)

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Los descriptores de las proyecciones deben ser muy similares al ser puntos correspondientes, por lo que cualquiera de ellas servirá como distintivo para el punto tridimensional.

De esta forma, la expresión (5) se reduce a:

$$p\left(\mathbf{d}_{k} \middle| \mathbf{o}_{k-1}, \mathbf{o}_{k}\right) = \eta \cdot \eta' \cdot p\left(\mathbf{o}_{k} \middle| \mathbf{d}_{k}, \mathbf{o}_{k-1}\right)$$
(7)

donde el producto  $\eta \cdot \eta' = 1$  ya que las densidades a la izquierda y derecha de la expresión (7) deben tener integral unidad. Por lo tanto, en nuestro caso, la función de verosimilitud tiene el mismo valor numérico que la densidad de probabilidad del desplazamiento incremental.

A continuación exponemos nuestra solución al problema del cálculo de dicha función. Asumiendo independencia en el proceso de detección de cada una de las características  $(o_k^i)$ , podemos factorizar la función de verosimilitud como:

$$p(\mathbf{o}_{k}|\mathbf{d}_{k},\mathbf{o}_{k-1}) = \prod_{i} p(o_{k}^{i}|\mathbf{d}_{k},\mathbf{o}_{k-1})$$
(8)

En este trabajo proponemos aproximar la distribución de probabilidad de observar una característica, dada una observación anterior  $\mathbf{o}_{k-1}$  y un desplazamiento  $\mathbf{d}_k$ , mediante una extensión de un método utilizado anteriormente para sensores láser radiales, llamado *campo de verosimilitud (likelihood field)* [11]. Este método considera únicamente los puntos detectados en cada medida (los puntos terminales de cada rayo), y calcula su probabilidad asumiendo que la distancia entre estos puntos y un mapa se corresponde con un error de medida gaussiano. En nuestro caso, las medidas, además de la posición 3D del punto observado, incorporan un descriptor que vamos a explotar para resolver la incertidumbre en las correspondencias.

Sea  $c_{ij}$  una variable aleatoria que indica la probabilidad de que el punto 3D observado en el instante k ( $o_k^i$ ) se corresponda con el punto  $o_{k-1}^j$ . En este trabajo se define la probabilidad de una correspondencia  $c_{ij}$  condicionada a un desplazamiento  $\mathbf{d}_k$  y la observación en el instante anterior como:

$$p\left(c_{ij} \left| \mathbf{d}_{k}, \mathbf{o}_{k-1}\right.\right) \propto e^{-\frac{1}{2} \frac{\left\|\mathbf{f}_{k}^{\prime} - \mathbf{f}_{k-1}^{\prime}\right\|^{2}}{\sigma_{F}^{2}}}$$
(9)

donde  $\mathbf{f}_{k}^{i}$  y  $\mathbf{f}_{k-1}^{j}$  son los descriptores de los puntos 3D *i* y *j* en los instantes *k* y *k-1*, respectivamente, y el parámetro  $\sigma_{\rm F}$  modela los errores en el cálculo de descriptores de un mismo punto visto desde distintas posiciones. Esta función asigna una probabilidad alta a la correspondencia entre pares de características con descriptores similares, lo que se estima mediante la distancia euclídea entre descriptores. Normalmente esta función sólo tendrá un valor significativo para la correspondencia correcta de la característica.

Por otro lado, para calcular la probabilidad de una observación *i* en el instante *k* condicionada al desplazamiento en el mismo instante, a la observación en el instante anterior y a que se produzca la correspondencia  $c_{ij}$ , utilizamos la misma aproximación que en el método del campo de verosimilitud:

$$p(o_{k}^{i}|\mathbf{d}_{k},\mathbf{o}_{k-1},c_{ij}) \propto e^{-\frac{1}{2}\frac{\|\mathbf{x}_{k}^{i}(\mathbf{d}_{k})-\mathbf{x}_{k-1}^{\prime}\|^{2}}{\sigma_{p}^{2}}}$$
(10)

donde  $X_{k}^{i}(\mathbf{d}_{k})$  y  $X_{k-1}^{j}$  son las posiciones tridimensionales de los puntos *i* y *j* en los instantes *k* y *k*-1, respectivamente y  $\sigma_{D}$  modela el error del proceso de detección de las características en las imágenes. Nótese que la posición de las características en el momento *k* dependen del desplazamiento  $\mathbf{d}_{k}$ .

En este artículo, proponemos la siguiente aproximación de la función de verosimilitud para una observación *i*:

$$p(o_k^i | \mathbf{d}_k, \mathbf{o}_{k-1}) = \sum_j \underbrace{p(o_k^i | \mathbf{d}_k, \mathbf{o}_{k-1}, c_{ij})}_{\text{Término de distancia}} \cdot \underbrace{p(c_{ij} | \mathbf{d}_k, \mathbf{o}_{k-1})}_{\text{Término de correspondencia}}$$
(11)

donde se ha aplicado el teorema de la probabilidad total.

Para ilustrar el tipo de resultados obtenidos con esta función de verosimilitud, en la figura 6 se muestran los valores estimados, para un entorno de interior, en el caso de un desplazamiento real de 0.665m en el eje x y 0.049m en el eje y. Estos valores han sido estimados mediante alineamiento de *scans* de un escáner láser radial, que se ha tomado como referencia precisa del desplazamiento. Se puede ver que el máximo de la verosimilitud está cerca de estos valores.

# 4 RESULTADOS EXPERIMENTALES

En esta sección exponemos los resultados obtenidos a partir de las imágenes estéreo capturadas durante la navegación de nuestro robot móvil SANCHO, equipado con una cámara BumbleBee® (figura 1(b)). El experimento descrito a continuación valida nuestro método de aproximación de la función de verosimilitud de imágenes estéreo.

El experimento consiste en estimar la posición del robot de manera incremental durante su navegación a lo largo de un pasillo situado en la E.T.S.I. Informática de Málaga. Aprovechando que el robot también está equipado con un sensor láser radial SICK LMS220, utilizaremos como *ground truth* de los desplazamientos incrementales el resultado de un algoritmo de *scan-matching* (ICP) entre *scans* sucesivos, cuyos resultados tienen un error residual estimado inferior a 1 cm [5].

En cuanto a la detección de características SIFT y el emparejamiento entre cada par de imágenes estéreo, en la figura 7(a) se muestra el número de características detectadas en cada una de las imágenes, así como el número de correspondencias encontradas entre ellas a lo largo de la navegación. Cabe destacar que el número medio de correspondencias encontradas está en torno a 70, lo que representa aproximadamente un 25% de las marcas encontradas en cada una de las imágenes. Como ejemplo del proceso de triangulación para la obtención de marcas en 3D a partir de correspondencias, en la figura 7(d) mostramos un conjunto de éstas proyectadas sobre un plano horizontal. Estas marcas se corresponden con las características detectadas en las imágenes 7(b)-(c).

En la figura 8(a) se puede ver la trayectoria estimada por nuestro método al aplicar el desplazamiento incremental estimado en cada paso a la posición dada por el ground truth en el paso anterior. Podemos resaltar el pequeño error cometido con respecto a la estimación realizada a partir del sensor láser. La precisión de nuestro método se aprecia más claramente en la ampliación de un tramo de la trayectoria que se muestra en la figura 8(b). En ella se representa con un punto azul la media de la función de verosimilitud para sucesivos instantes de tiempo, junto con la elipse que cubre el área correspondiente al intervalo de confianza del 95%. Se puede observar cómo en la mayoría de los casos la media del desplazamiento estimado resulta muy próxima a la estimación del ICP (representada en la figura por un punto rojo). La distribución de la distancia entre ambas estimaciones se muestra en forma de histograma en la figura 8(c). Esta distancia se puede considerar un indicador de la calidad de nuestro método. Para este experimento se obtiene un valor medio de 7.73 cm. Teniendo en cuenta que los desplazamientos son del orden de 80cm, este resultado indica que nuestro método es relativamente preciso.

## **5** CONCLUSIONES

En este trabajo se ha abordado el problema de estimar el desplazamiento diferencial de un sistema de visión estéreo de forma probabilística. Para ello hemos utilizado un método de estimación de la función de verosimilitud anteriormente empleado solamente con *scans* láser en 2D. En este trabajo hemos extendido el ámbito de aplicación de este método a características tridimensionales.



Figura 6: Función de verosimilitud para el caso de un pequeño desplazamiento en el plano x-y, visto en intensidad (a) y en forma de función en 3D (b)

Los resultados experimentales obtenidos indican que las estimaciones dadas por nuestro método cometen concretamente, relativamente bajo, un error obtenemos un error medio de 7.73 cm. A pesar de que este error es claramente superior al alcanzable a partir de un sensor láser radial, mediante visión se pueden detectar características en una parte mayor del espacio alrededor del robot. Por ejemplo, si el robot está rodeado de personas la mayoría de las lecturas láser serán inválidas para localización. Sin embargo, mediante visión existe más probabilidad de detectar marcas útiles para localización, por ejemplo: techos, paredes a distintas alturas, etc.

El método presentado ofrece importantes oportunidades de aplicación en los campos de localización y construcción de mapas probabilísticos, ya que permite su integración de manera directa en



(b)

(c)

Figura 7: (a) Número de características detectadas en cada una de las imágenes estéreo a lo largo de la navegación, junto con el número de correspondencias encontradas. (b)-(c) Imágenes capturadas por las cámaras izquierda y derecha, respectivamente, en un momento dado del experimento. En las figuras se resaltan las características para las que se encuentran correspondencias válidas. (d) Vista superior de la proyección en 3D de dichas correspondencias sobre la planta del entorno. La flecha indica la orientación del robot en el momento en el que se tomaron las imágenes.

aproximaciones secuenciales de Monte-Carlo (filtros de partículas).

#### Referencias

- [1] Harris, C.J. y Stephens, M. (1988). "A combined corner and edge detector". In Proceedings of 4th Alvey Vision *Conference*, pp. 147–151. Manchester.
- [2] Hartley, R.I. y Zisserman, A. (2000). "Multiple view geometry in computer vision". Cambridge University Press.
- [3] Kitchen, L. y Rosenfeld, A. (1982). "Gray-level corner detection". Pattern Recognition Letters, 1, pp. 95-102.
- [4] Lowe, D.G. (2003). "Distinctive image features from scale-invariant keypoints". Technical Report. Computer Science Department (University of British Columbia).

[5] Martínez, J.L, González, J., Morales, J., Mandow, A. y García-Cerezo, A. (2006). "Genetic and ICP laser point matching for 2D mobile robot motion estimation". In Journal of Field Robotics, vol.23.

-6 -4 -2 0 2 4 x (m)

(d)

- [6] Mikolajczyk, K. y Schmid, C. (2002). "An affine invariant interest point detector". In European Conference on Computer Vision (ECCV), pp. 128-142. Copenhagen, Denmark.
- [7] Murray D. y Jennings C. (1997). "Stereo vision based mapping and navigation for mobile robots". In International Conference on Robotics and Automation, pp. 1694-1699. Albuquerque, Nuevo Mexico.
- [8] Murray D. y Little J.J. (2000). "Using Real-Time Stereo Vision for Mobile Robot Navigation". In Autonomous Robots 8, pp. 161-171
- [9] Schmid, C. y Mohr, R. (1997). "Local grayvalue invariants for image retrieval". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(5), pp. 530-534.





Figura 8: (a) Trayectoria estimada a partir de nuestro método para calcular la función de verosimilitud de desplazamientos incrementales. Por claridad, se muestran las elipses de incertidumbre de la estimación superpuestas a un mapa del entorno. (b) Vista ampliada del tramo destacado en la figura (a), donde se aprecia la precisión de nuestro método comparado con la estimación a partir del alineamiento de *scans* láser (ICP). (c) Distribución de la distancia entre la estimación de nuestro método y la del ICP.

[10] Sitio Web de la cámara BumbleBee de PGR, www.ptgrey.com/products/bumblebee/

·10 11

[11] Thrun, S., Burgard, W. y Fox, D. (2005). "Probabilistic Robotics". *The MIT Press*.