



SLAM VISUAL: Navegación Robótica a partir de Imágenes

Oscar Reinoso García
(o.reinoso@umh.es)

Universidad Miguel Hernández de Elche

18 - Abril - 2016



Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

El problema de Mapping

SLAM - EKF

SLAM - Filtro de partículas

Información del Entorno

Sistemas de Vision

Marcas Visuales: Basado en características

Apariencia global de la imagen

SLAM Visual

SLAM Visual: Omnidireccional

SLAM Visual - SLAM Topológico

Conclusiones



Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

Información del Entorno

SLAM Visual

Conclusiones



Robótica Móvil

Objetivo

Desarrollar tareas diversas mediante **navegación** por diferentes entornos



Robótica Móvil: preguntas fundamentales

Para navegar (p.e. ir de A a B), el robot necesita contestar a tres preguntas fundamentales:

- ▶ ¿Dónde estoy?



Robótica Móvil: preguntas fundamentales

Para navegar (p.e. ir de A a B), el robot necesita contestar a tres preguntas fundamentales:

- ▶ ¿Dónde estoy?
- ▶ ¿Cuál es la mejor manera de llegar hasta B?



Robótica Móvil: preguntas fundamentales

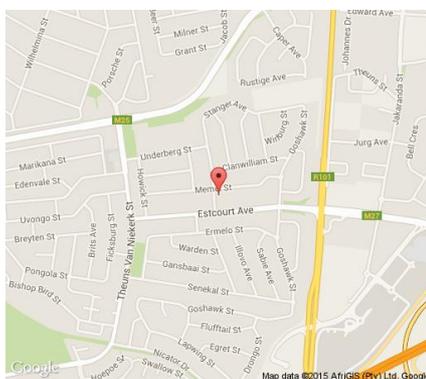
Para navegar (p.e. ir de A a B), el robot necesita contestar a tres preguntas fundamentales:

- ▶ ¿Dónde estoy?
- ▶ ¿Cuál es la mejor manera de llegar hasta B?
- ▶ ¿Cómo es el entorno que me rodea?



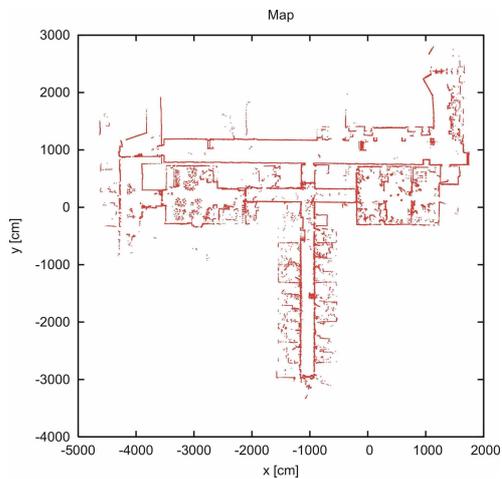
Navegación en Robótica Móvil

Debemos disponer de un **MAPA**



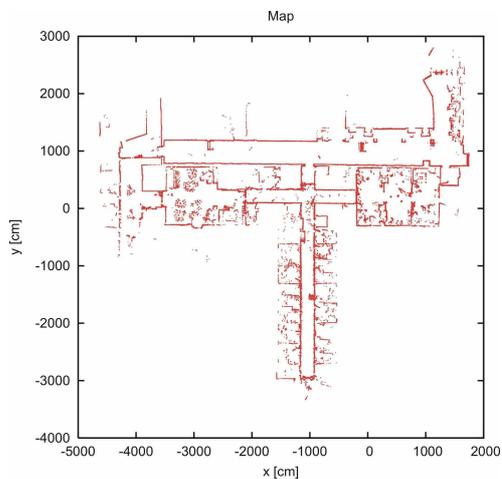
Navegación en Robótica Móvil

Debemos disponer de un **MAPA**



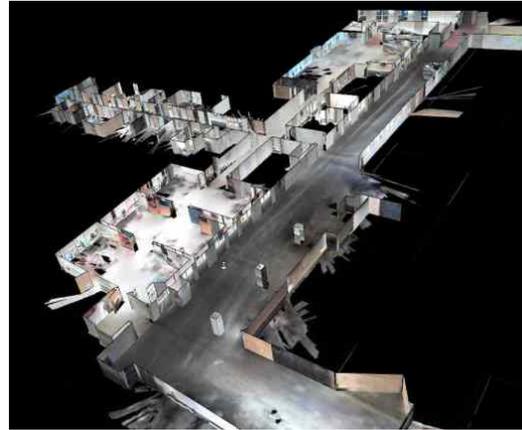
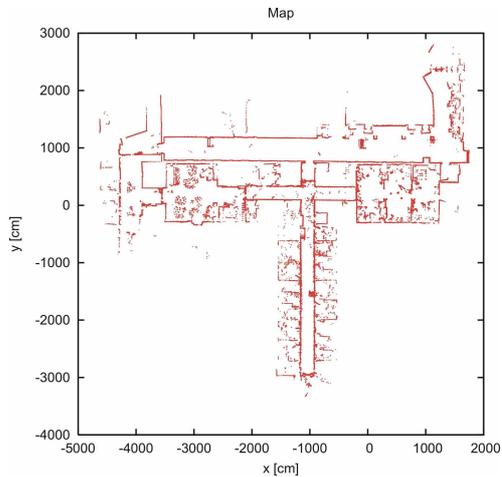
Navegación en Robótica Móvil

Debemos disponer de un **MAPA**



Navegación en Robótica Móvil

Debemos disponer de un **MAPA**

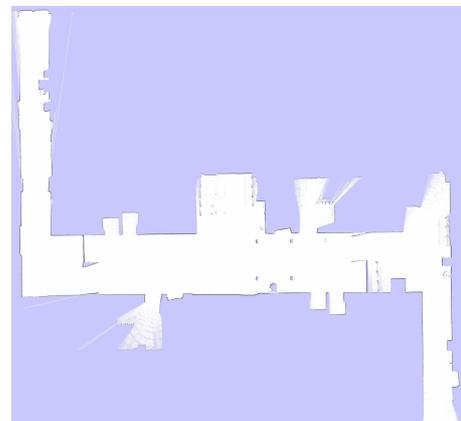


Tipos de Mapas

Métricos:

Sitúan los elementos en el mapa respecto de un sistema de referencia.

- ▶ Mapas de ocupación: Definen las zonas del espacio que están ocupadas y libres de obstáculos.



Tipos de Mapas

Métricos:

Sitúan los elementos en el mapa respecto de un sistema de referencia.

- ▶ Mapas de ocupación: Definen las zonas del espacio que están ocupadas y libres de obstáculos.
- ▶ Mapas basados en *landmarks*: Almacenan la posición de un conjunto de elementos.

Definición: *landmark*

Landmark: Característica del entorno fácilmente detectable por los sensores del robot.



Tipos de Mapas

Métricos:

Sitúan los elementos en el mapa respecto de un sistema de referencia.

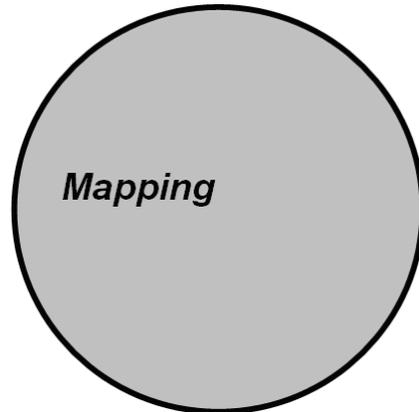
- ▶ Mapas de ocupación: Definen las zonas del espacio que están ocupadas y libres de obstáculos.
- ▶ Mapas basados en *landmarks*: Almacenan la posición de un conjunto de elementos.



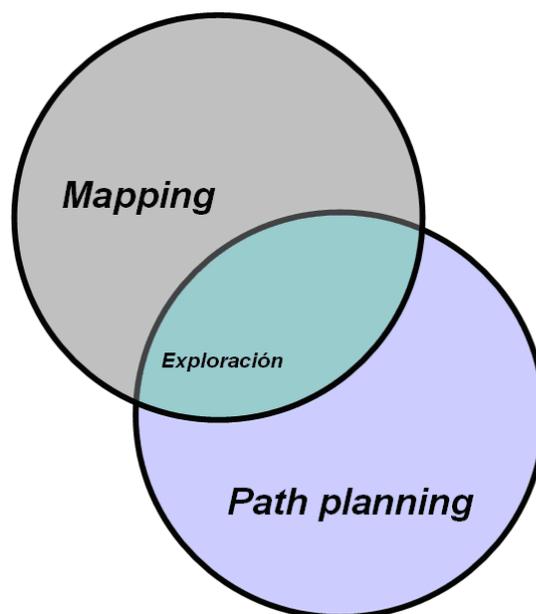
Topológicos:

Representan las relaciones de conectividad del espacio.

Navegación en Robótica Móvil



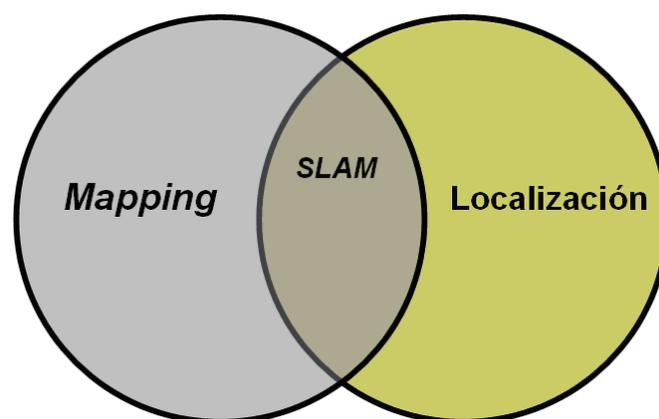
Navegación en Robótica Móvil



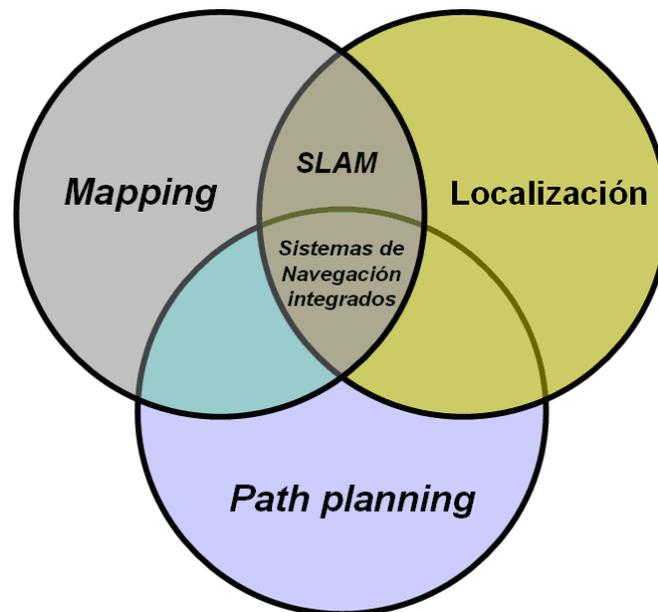
Navegación en Robótica Móvil



Navegación en Robótica Móvil



Navegación en Robótica Móvil



A hybrid solution to the multi-robot integrated exploration problem, M. Juliá, Ó. Reinoso, A. Gil, M. Ballesta and L. Payá, **Engineering Applications of Artificial Intelligence** (2010), Vol. 23, Issue 4, pp. 473-486



Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

El problema de Mapping

SLAM - EKF

SLAM - Filtro de partículas

Información del Entorno

SLAM Visual

Conclusiones



Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

El problema de Mapping

SLAM - EKF

SLAM - Filtro de partículas

Información del Entorno

Sistemas de Vision

Marcas Visuales: Basado en características

Apariencia global de la imagen

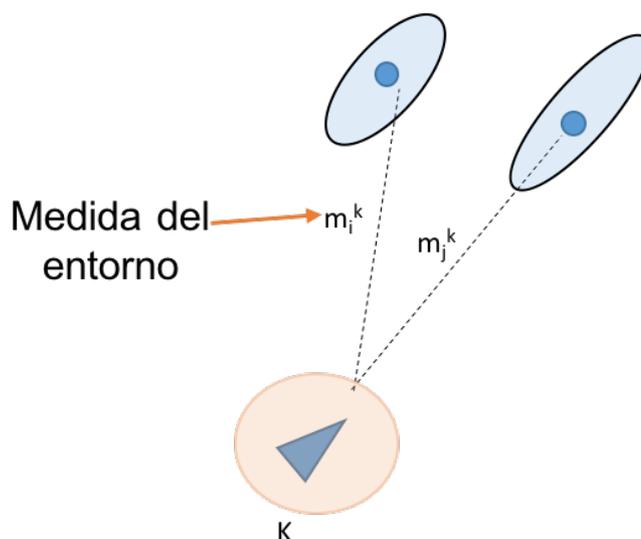
SLAM Visual

SLAM Visual: Omnidireccional

SLAM Visual - SLAM Topológico

Conclusiones

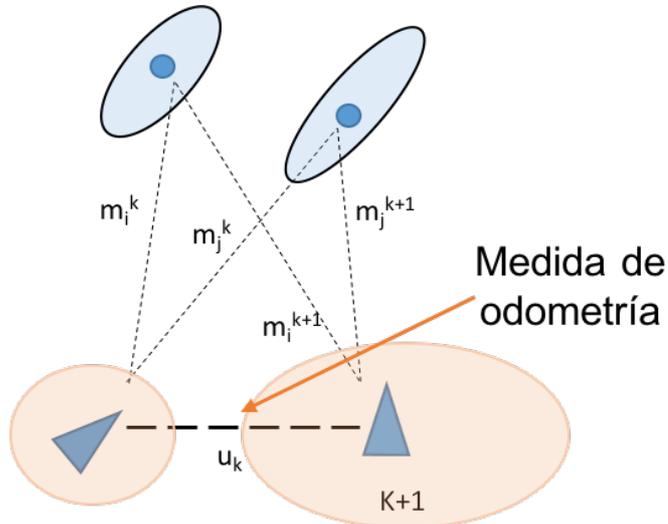
El problema de Mapping



Sensores robot

- ▶ Odometría
- ▶ Medidas inerciales (acelerómetros, giroscopio,)
- ▶ Sonar
- ▶ Laser
- ▶ Camaras
- ▶ Kinetic: RGB-D
- ▶ ...

El problema de Mapping

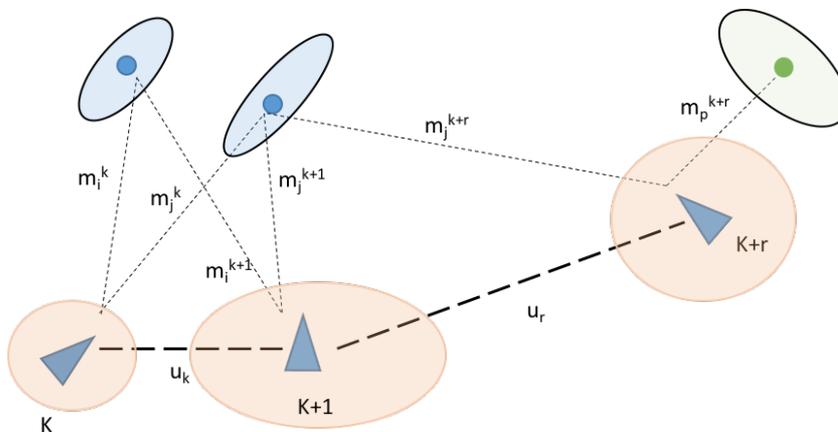


Sensores robot

- ▶ Odometría
- ▶ Medidas inerciales (acelerómetros, giroscopo,)
- ▶ Sonar
- ▶ Laser
- ▶ Camaras
- ▶ Kinetic: RGB-D
- ▶ ...



El problema de Mapping



Sensores robot

- ▶ Odometría
- ▶ Medidas inerciales (acelerómetros, giroscopo,)
- ▶ Sonar
- ▶ Laser
- ▶ Camaras
- ▶ Kinetic: RGB-D
- ▶ ...



Contenidos

- Introducción - SLAM
- Resolución del problema de SLAM
 - El problema de Mapping
 - SLAM - EKF
 - SLAM - Filtro de partículas
- Información del Entorno
 - Sistemas de Vision
 - Marcas Visuales: Basado en características
 - Apariencia global de la imagen
- SLAM Visual
 - SLAM Visual: Omnidireccional
 - SLAM Visual - SLAM Topológico
- Conclusiones



SLAM - EKF

Características

- ▶ El estado $X(s)$ del sistema se encuentra constituido por la posición del robot-sensor así como la posición de las características almacenadas en el mapa.
- ▶ El estado del sistema se actualiza a través de un Filtro de Kalman Extendido (EKF) cada frame, esto es, cada vez que se adquiere una nueva lectura del sensor
- ▶ Los parámetros de incertidumbre se representan mediante funciones Gaussianas

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_v \\ \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} P_{xx} & P_{xy_1} & P_{xy_2} & \cdots \\ P_{y_1x} & P_{y_1y_1} & P_{y_1y_2} & \cdots \\ P_{y_2x} & P_{y_2y_1} & P_{y_2y_2} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$



SLAM - EKF

La representación del robot-sensor viene dada por: posición 3D, orientación, velocidad lineal y velocidad angular

$$\mathbf{x}_v = \begin{bmatrix} \mathbf{r}^W \\ \mathbf{q}^{WR} \\ \mathbf{v}^W \\ \boldsymbol{\omega}^{WR} \end{bmatrix}$$

Cada landmark o característica viene dada por:

$$\mathbf{y}_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix}$$

SLAM - EKF

Actualización del Filtro de Kalman

1. **Predicción** Se incorpora el modelo de movimiento del robot (junto con el sensor: cámara en el caso de SLAM visual). A partir de la información de odometría, la incertidumbre en la posición del robot aumenta
2. **Actualización** Se realizan nuevas medidas sobre el entorno reconociendo landmarks. La incertidumbre en la posición del robot como de la posición de las marcas del mapa disminuye.
3. **Inicializar nuevas landmarks** Se incorporan nuevas marcas al mapa. Se incrementa el vector de estado con cada nueva marca incorporada al mapa.

SLAM - EKF

Fase de PREDICCIÓN

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{new}} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u})$$

$$P_{\text{new}} = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} P \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}}^T + Q$$

- ▶ Esta fase sólo afecta al estado del robot/cámara y su covarianza.
- ▶ La complejidad (tiempo de calculo) depende del número de landmarks

$$\hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_v \\ \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} P_{xx} & P_{xy_1} & P_{xy_2} & \dots \\ P_{y_1x} & P_{y_1y_1} & P_{y_1y_2} & \dots \\ P_{y_2x} & P_{y_2y_1} & P_{y_2y_2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

SLAM - EKF

Fase de ACTUALIZACIÓN

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{new}} = \hat{\mathbf{x}} + W\nu$$

$$P_{\text{new}} = P - WSW^T$$

- ▶ Siendo ν la innovación: $\nu = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$
- ▶ W , la ganancia del filtro del Kalman: $W = P \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}}^T S^{-1}$
- ▶ S , la covarianza de la innovación: $S = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} P \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}}^T + R$

SLAM - EKF

- ▶ Tanto el vector de estado como la matriz de covarianzas se verán modificadas en esta fase:

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_v \\ \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} P_{xx} & P_{xy_1} & P_{xy_2} & \dots \\ P_{y_1x} & P_{y_1y_1} & P_{y_1y_2} & \dots \\ P_{y_2x} & P_{y_2y_1} & P_{y_2y_2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

SLAM - EKF

Fase de INCORPORACIÓN NUEVAS MARCAS

- ▶ Se incrementa el tamaño dinámicamente:

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_v \\ \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_i \end{bmatrix}$$

Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

El problema de Mapping

SLAM - EKF

SLAM - Filtro de partículas

Información del Entorno

Sistemas de Vision

Marcas Visuales: Basado en características

Apariencia global de la imagen

SLAM Visual

SLAM Visual: Omnidireccional

SLAM Visual - SLAM Topológico

Conclusiones



FastSLAM

- ▶ FastSLAM plantea el problema de SLAM mediante la estimación de la siguiente función de probabilidad:

$$p(x_{1:t}, \Theta | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) \quad (1)$$

siendo:

- ▶ $x_{1:t} = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ el camino seguido por el robot. x_t la pose del robot en el instante t .
- ▶ $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ el mapa, formado por N landmarks:
 $\theta_k = \{X_k, Y_k, Z_k\}$,
- ▶ $z_{1:t} = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$, las observaciones realizadas por el robot hasta el momento t . Análogamente, z_t observación en el instante t .
- ▶ $u_{1:t} = \{u_1, u_2, \dots, u_t\}$, las acciones realizadas.
- ▶ $c_{1:t} = \{c_1, c_2, \dots, c_t\}$ será el conjunto de asociaciones de datos. Las asociaciones de datos $c_{1:t}$ describen cómo se relacionan las observaciones realizadas $z_{1:t}$ con las landmarks del mapa Θ .



FastSLAM

- ▶ FastSLAM plantea la separación de esta función de probabilidad en dos términos:

$$p(x_{1:t}, \Theta | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) = p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) p(\Theta | x_{1:t}, z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) \quad (2)$$

- ▶ FastSLAM aproxima el término $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t})$ mediante un conjunto de partículas,
- ▶ el mapa se puede construir mediante N estimadores independientes, estando cada uno de ellos condicionado al camino del robot

$$p(\Theta | x_{1:t}, z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) = \prod_{k=1}^N p(\theta_k | x_{1:t}, z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) \quad (3)$$



FastSLAM

Representación:

- ▶ Cada partícula representa una hipótesis sobre el camino y el mapa del entorno (N estimadores independientes).

$$S_t^{[m]} = \{x_{1:t}^{[m]}, \mu_{1,t}^{[m]}, \Sigma_{1,t}^{[m]}, \dots, \mu_{N,t}^{[m]}, \Sigma_{N,t}^{[m]}\} \quad (4)$$

- ▶ El conjunto de M partículas vendrá representado por:

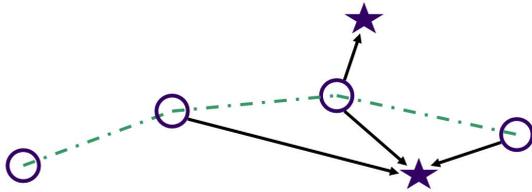
$$S_t = \{S_t^1, S_t^2, \dots, S_t^M\} \quad (5)$$

Partícula 1	$(x, y, \theta)_{1:t}^{[1]}$	$\mu_1^{[1]} \Sigma_1^{[1]}$	$\mu_2^{[1]} \Sigma_2^{[1]}$...	$\mu_N^{[1]} \Sigma_N^{[1]}$
Partícula 2	$(x, y, \theta)_{1:t}^{[2]}$	$\mu_1^{[2]} \Sigma_1^{[2]}$	$\mu_2^{[2]} \Sigma_2^{[2]}$...	$\mu_N^{[2]} \Sigma_N^{[2]}$
⋮					
Partícula M	$(x, y, \theta)_{1:t}^{[M]}$	$\mu_1^{[M]} \Sigma_1^{[M]}$	$\mu_2^{[M]} \Sigma_2^{[M]}$...	$\mu_N^{[M]} \Sigma_N^{[M]}$



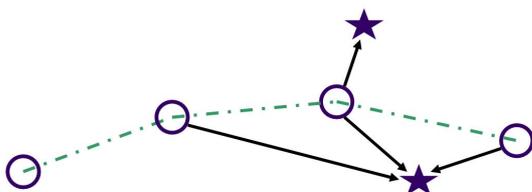
FastSLAM: Explicación

- ▶ Si conocemos el camino del robot, únicamente hay que estimar la posición de N landmarks independientes a partir de $z_{1:t}$.



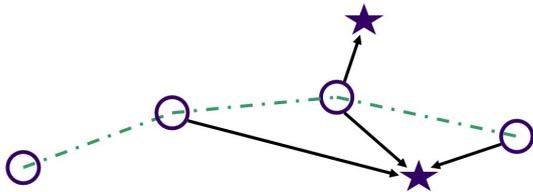
FastSLAM: Explicación

- ▶ Si conocemos el camino del robot, únicamente hay que estimar la posición de N landmarks independientes a partir de $z_{1:t}$.
- ▶ Se plantean un conjunto de caminos de forma aleatoria.
- ▶ Asociado a cada partícula se almacena un mapa.

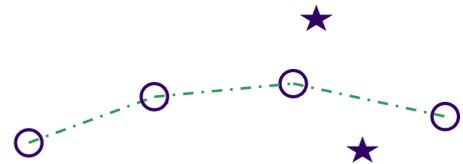


FastSLAM: Explicación

- ▶ Si conocemos el camino del robot, únicamente hay que estimar la posición de N landmarks independientes a partir de $z_{1:t}$.

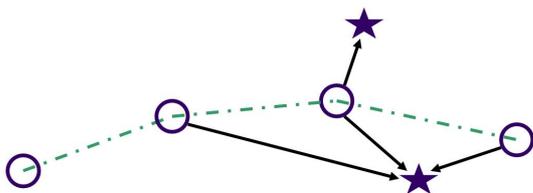


- ▶ Se plantean un conjunto de caminos de forma aleatoria.
- ▶ Asociado a cada partícula se almacena un mapa.

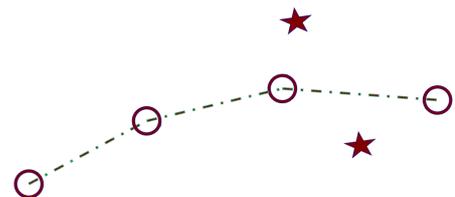


FastSLAM: Explicación

- ▶ Si conocemos el camino del robot, únicamente hay que estimar la posición de N landmarks independientes a partir de $z_{1:t}$.

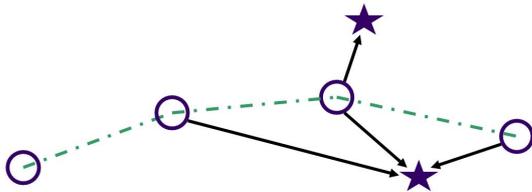


- ▶ Se plantean un conjunto de caminos de forma aleatoria.
- ▶ Asociado a cada partícula se almacena un mapa.

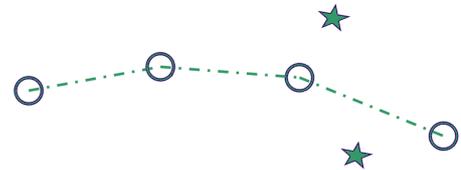


FastSLAM: Explicación

- ▶ Si conocemos el camino del robot, únicamente hay que estimar la posición de N landmarks independientes a partir de $z_{1:t}$.

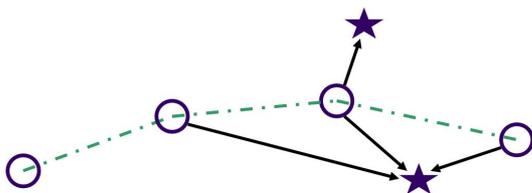


- ▶ Se plantean un conjunto de caminos de forma aleatoria.
- ▶ Asociado a cada partícula se almacena un mapa.

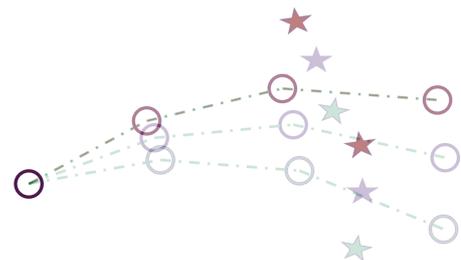


FastSLAM: Explicación

- ▶ Si conocemos el camino del robot, únicamente hay que estimar la posición de N landmarks independientes a partir de $z_{1:t}$.



- ▶ Se plantean un conjunto de caminos de forma aleatoria.
- ▶ Asociado a cada partícula se almacena un mapa.





SLAM visual multi-robot online marcas naturales

Multi-Robot Visual SLAM using a Rao-Blackwellized Particle Filter, A. Gil, Ó. Reinoso, M. Ballesta and M. Juliá, Robotics and Autonomous Systems (2010), vol. 58(1) pp. 68-80



Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

Información del Entorno

Sistemas de Vision

Marcas Visuales: Basado en características

Apariencia global de la imagen

SLAM Visual

Conclusiones





Contenidos

- Introducción - SLAM
- Resolución del problema de SLAM
 - El problema de Mapping
 - SLAM - EKF
 - SLAM - Filtro de partículas
- Información del Entorno
 - Sistemas de Vision
 - Marcas Visuales: Basado en características
 - Apariencia global de la imagen
 - SLAM Visual
 - SLAM Visual: Omnidireccional
 - SLAM Visual - SLAM Topológico
- Conclusiones



Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información



Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo



Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo
- ▶ Barata y fácil de usar

Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo
- ▶ Barata y fácil de usar

Tipos de cámaras

- ▶ Monocular



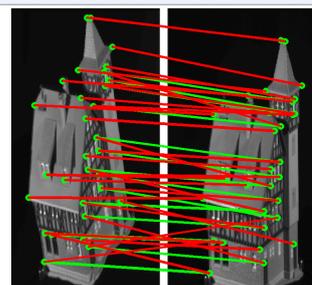
Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo
- ▶ Barata y fácil de usar

Tipos de cámaras

- ▶ Monocular
- ▶ Par Estéreo



Sistemas de Vision

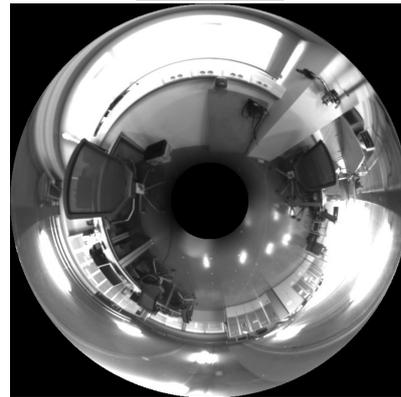
Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo
- ▶ Barata y fácil de usar



Tipos de cámaras

- ▶ Monocular
- ▶ Par Estéreo
- ▶ Omnidireccional



ARVC

Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo
- ▶ Barata y fácil de usar

Tipos de cámaras

- ▶ Monocular
- ▶ Par Estéreo
- ▶ Omnidireccional
- ▶ Panorámica



ARVC

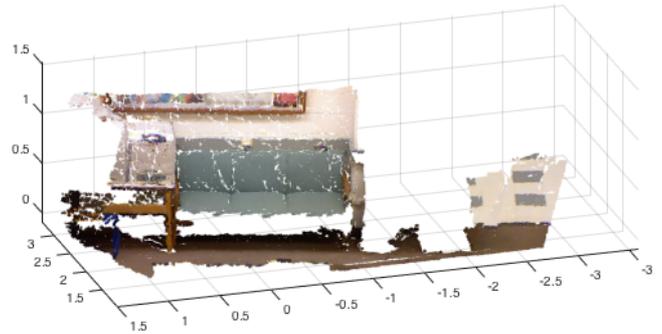
Sistemas de Vision

Por qué usar una cámara?

- ▶ Abundante información
- ▶ Bajo Tamaño, peso, consumo
- ▶ Barata y fácil de usar

Tipos de cámaras

- ▶ Monocular
- ▶ Par Estéreo
- ▶ Omnidireccional
- ▶ Panorámica
- ▶ RGB-D



Información visual

Qué información visual se incluirá en el mapa?

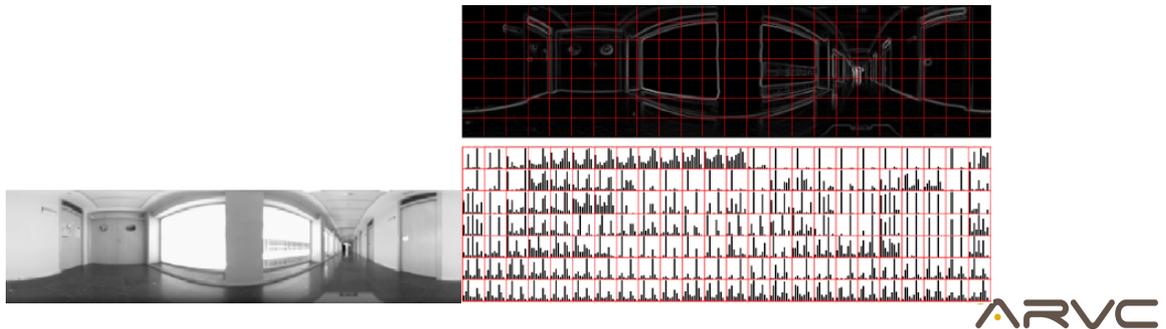
- ▶ Características o marcas visuales de la imagen: marcas fácilmente detectables y reconocibles por el robot



Información visual

Qué información visual se incluirá en el mapa?

- ▶ Características o marcas visuales de la imagen: marcas fácilmente detectables y reconocibles por el robot
- ▶ Imagen global - Apariencia global de la imagen: descriptor de la apariencia global de la imagen



Información visual

Qué información visual se incluirá en el mapa?

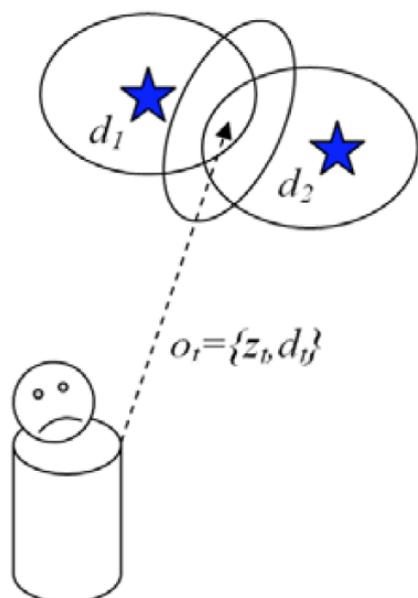
- ▶ Características o marcas visuales de la imagen: marcas fácilmente detectables y reconocibles por el robot
- ▶ Imagen global - Apariencia global de la imagen: descriptor de la apariencia global de la imagen
- ▶ Combinaciones de ambas

Contenidos

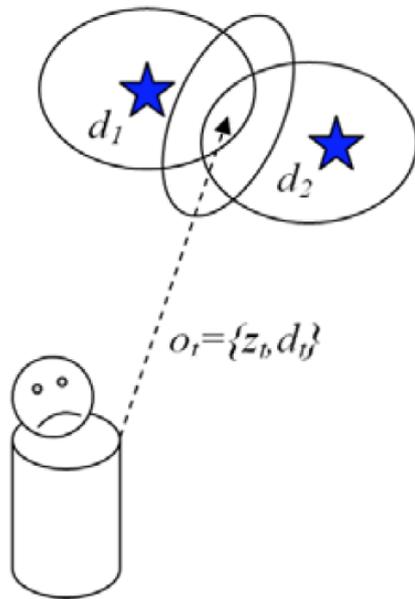
- Introducción - SLAM
- Resolución del problema de SLAM
 - El problema de Mapping
 - SLAM - EKF
 - SLAM - Filtro de partículas
- Información del Entorno
 - Sistemas de Vision
 - Marcas Visuales: Basado en características
 - Apariencia global de la imagen
- SLAM Visual
 - SLAM Visual: Omnidireccional
 - SLAM Visual - SLAM Topológico
- Conclusiones



Marca Visual - Asociación de datos



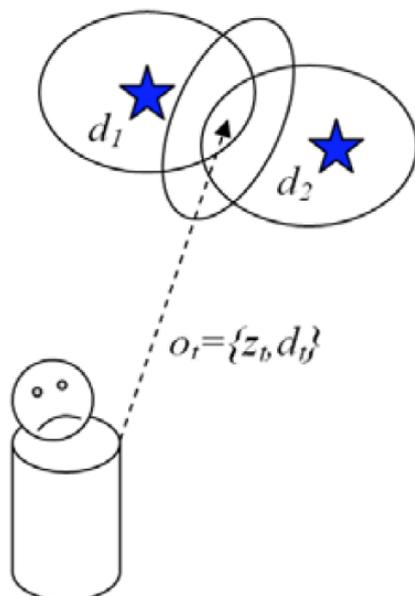
Marca Visual - Asociación de datos



Detección

- ▶ Obtener puntos estables desde diferentes ángulos y distancias

Marca Visual - Asociación de datos



Detección

- ▶ Obtener puntos estables desde diferentes ángulos y distancias

Descripción

- ▶ Construir un vector de características en base a la apariencia visual del punto

Métodos de Detección y Descripción

Detectores

- ▶ Detector de esquinas de Harris
- ▶ Harris-Laplace
- ▶ SUSAN (Smallest Univaluy Segment Assimilating Nucleus)
- ▶ SIFT (Scale Invariant Feature Transform). Detector DoG
- ▶ SURF (Speeded Up Robust Features). Detector Hessiano
- ▶ MSER (Maximally Stable extremal Regions)
- ▶ Kadir (Kadir Brady saliency detector)



Métodos de Detección y Descripción

Detectores

- ▶ Detector de esquinas de Harris
- ▶ Harris-Laplace
- ▶ SUSAN (Smallest Univaluy Segment Assimilating Nucleus)
- ▶ SIFT (Scale Invariant Feature Transform). Detector DoG
- ▶ SURF (Speeded Up Robust Features). Detector Hessiano
- ▶ MSER (Maximally Stable extremal Regions)
- ▶ Kadir (Kadir Brady saliency detector)

Descriptores

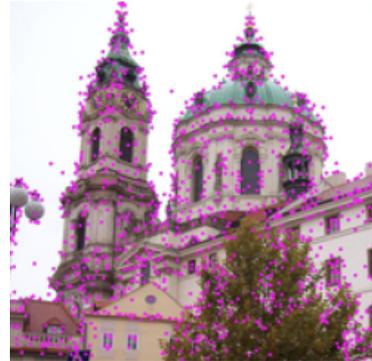
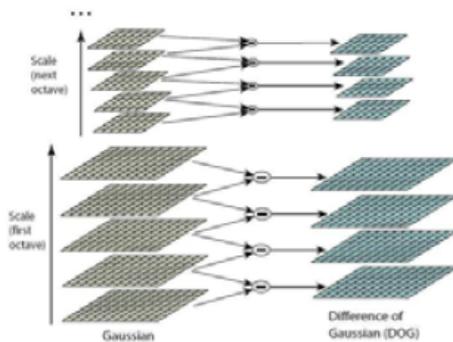
- ▶ SIFT
- ▶ GLOH
- ▶ SURF
 - ▶ Standard SURF
 - ▶ e-SURF
 - ▶ u-SURF
- ▶ Subventanas de niveles de gris (Patch)
- ▶ Histogramas de orientación



SIFT Detector

Scale Invariant Feature Transform (Lowe, 2004)

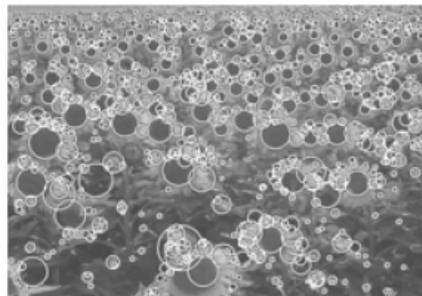
- ▶ Es un Detector + Descriptor
- ▶ Invariante a escala, orientación y distorsión afín, y parcialmente invariante a cambios de iluminación



SURF Detector

Speed Up Robust Features (Bay, 2006)

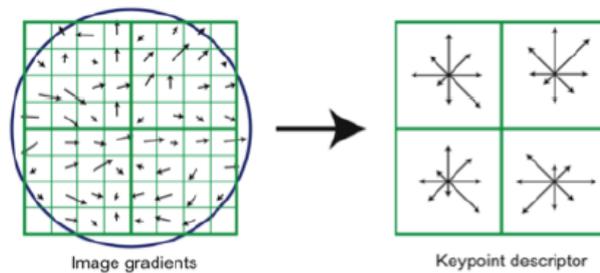
- ▶ Es un Detector (Hessiana) + Descriptor
- ▶ Invariante a escala y rotación
- ▶ Implementa un espacio de escalas con una pirámide de imágenes con filtro Gaussiano



SIFT Descriptor

SIFT como descriptor

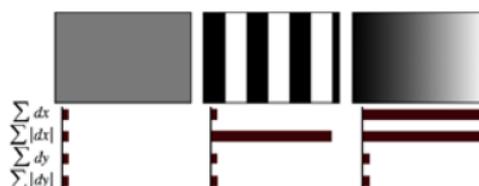
- ▶ Vector de 128 elementos
- ▶ En torno a cada punto se calculan gradientes de imagen
- ▶ Se forma un histograma por cada cuadrante



SURF Descriptor

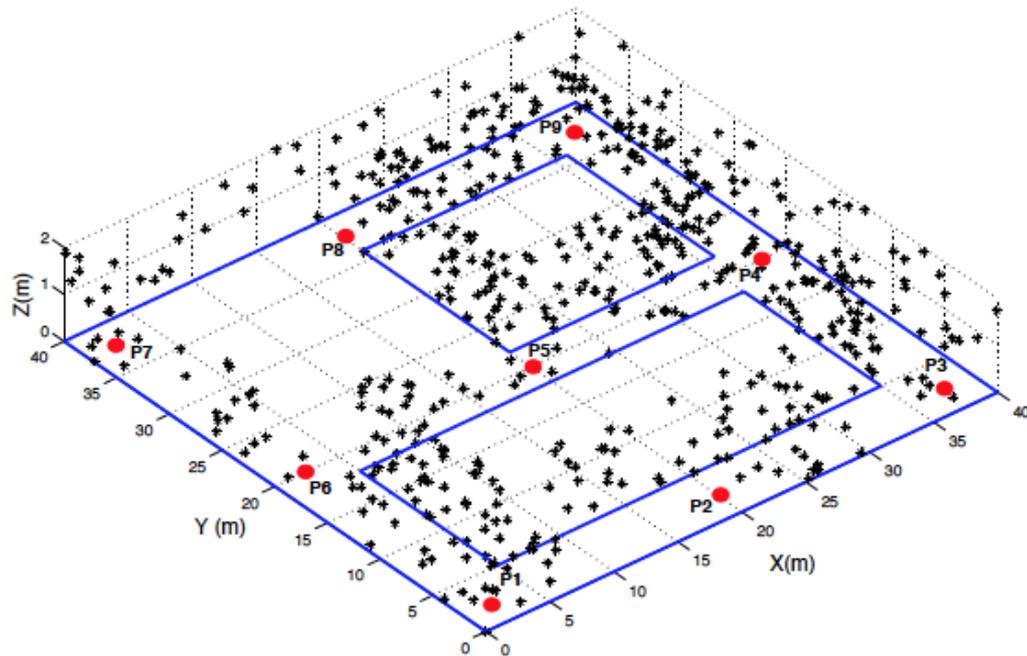
SURF como descriptor

- ▶ Basado en Filtros Wavelet
- ▶ Tres versiones
 - ▶ Classic SURF: Vector de 64 elementos
 - ▶ e-SURF: (Extended) Vector de 128 elementos
 - ▶ u-SURF: (Upright) Invariante a rotación 64 elementos



Mapas Visuales de Características

Característica Visual: $(x_i, y_i, z_i, D_i[M])$



Contenidos

- Introducción - SLAM
- Resolución del problema de SLAM
 - El problema de Mapping
 - SLAM - EKF
 - SLAM - Filtro de partículas
- Información del Entorno
 - Sistemas de Vision
 - Marcas Visuales: Basado en características
 - Apariencia global de la imagen
- SLAM Visual
 - SLAM Visual: Omnidireccional
 - SLAM Visual - SLAM Topológico
- Conclusiones

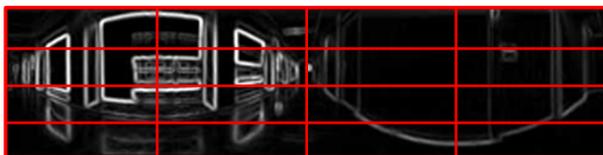
Descripción de Apariencia

Técnicas

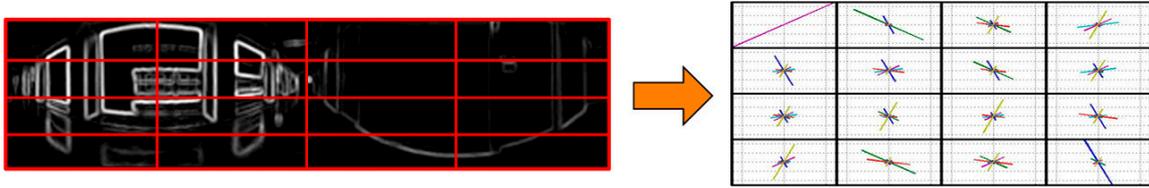
- ▶ Transformada de Fourier
 1. Firma de Fourier
 2. Transformada de Fourier 2D
 3. Transformada de Fourier 1D
 4. Transformada Esférica de Fourier
- ▶ Análisis de Componentes Principales (PCA)
 1. PCA rotacional
 2. PCA sobre la Firma de Fourier
- ▶ Histogramas de Orientación del Gradiente (HOG)
- ▶ GIST



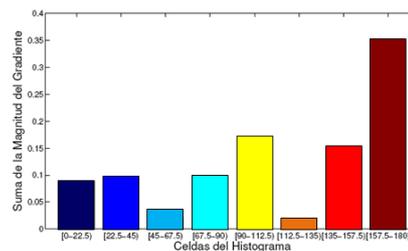
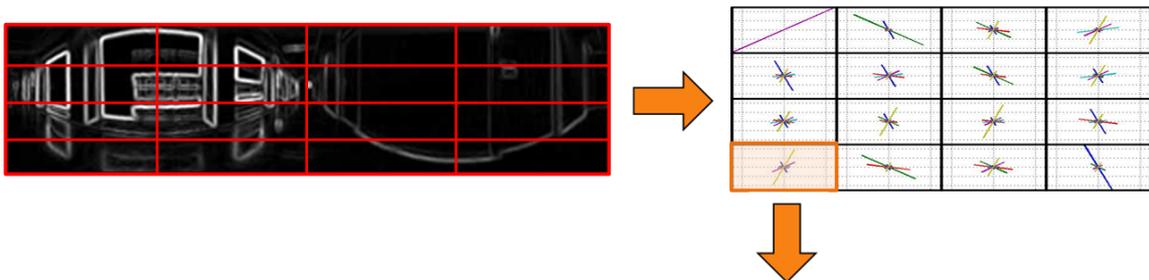
Histogramas de Orientación del Gradiente (HOG)



Histogramas de Orientación del Gradiente (HOG)



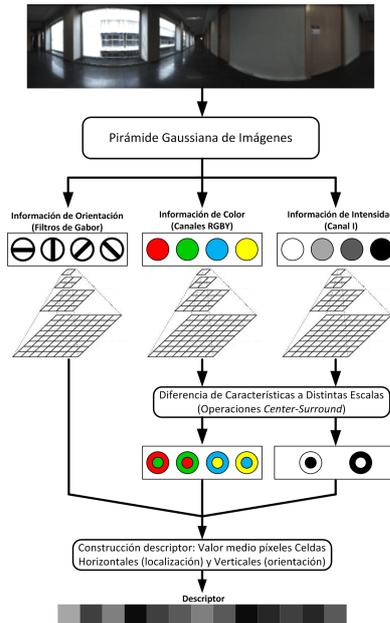
Histogramas de Orientación del Gradiente (HOG)



GIST

GIST-Color

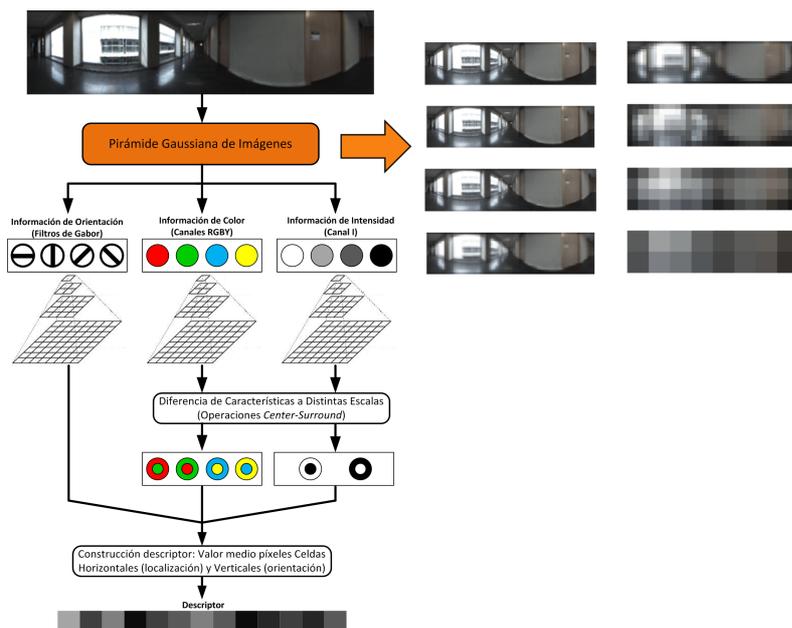
- ▶ Descriptor de escena de baja dimensión que recoge información relativa al color y textura.



GIST

GIST-Color

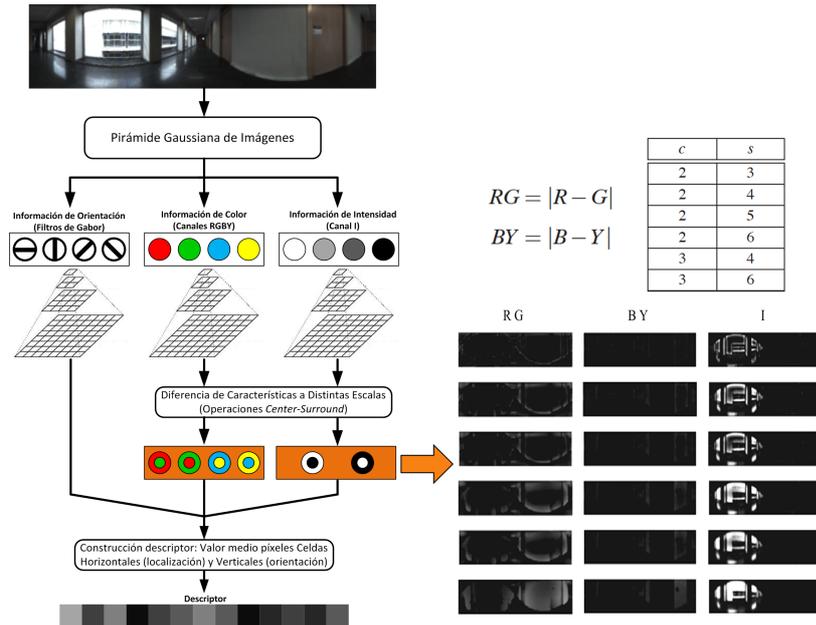
- ▶ Descriptor de escena de baja dimensión que recoge información relativa al color y textura.
- ▶ Se emplean comparaciones entre múltiples escalas espaciales.



GIST

GIST-Color

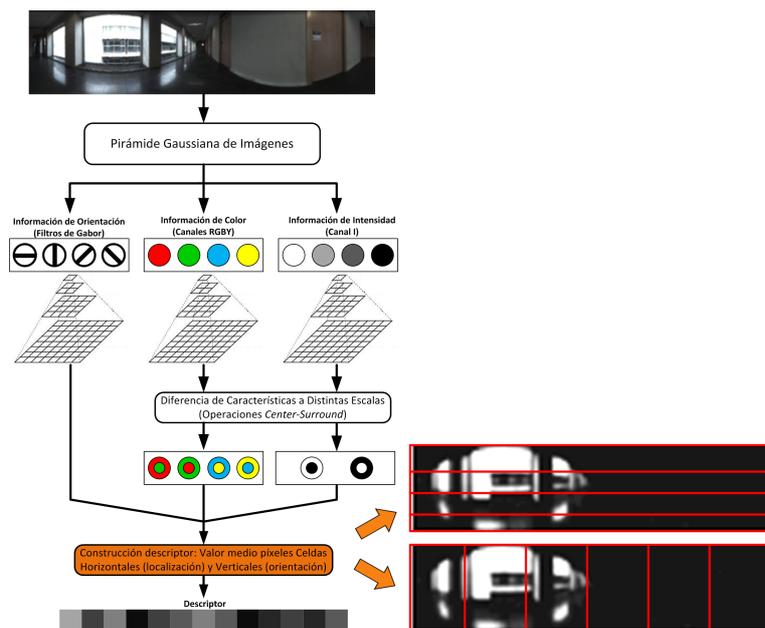
- ▶ Descriptor de escena de baja dimensión que recoge información relativa al color y textura.
- ▶ Se emplean comparaciones entre múltiples escalas espaciales.



GIST

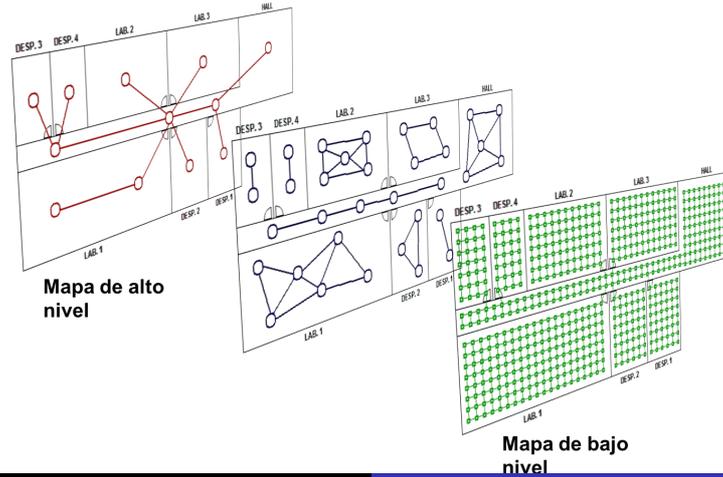
GIST-Color

- ▶ Descriptor de escena de baja dimensión que recoge información relativa al color y textura.
- ▶ Se emplean comparaciones entre múltiples escalas espaciales.
- ▶ El descriptor es extraído aplicando distintas celdas.



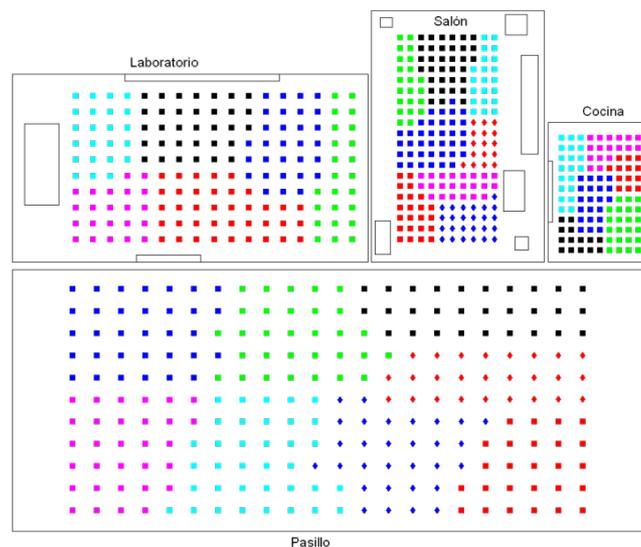
Mapa Topológico Jerárquico

1. Clasificación de escenas en estancias
2. Clasificación de cada estancia en zonas
3. Establecimiento de relaciones entre escenas: Mapas de bajo nivel
4. Establecimiento de relaciones entre mapas de alto nivel: Mapas de alto nivel



Mapas Visuales de Apariencia

Algoritmos de agrupamiento: jerárquico/espectral





Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

Información del Entorno

SLAM Visual

SLAM Visual: Omnidireccional

SLAM Visual - SLAM Topológico

Conclusiones



Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

El problema de Mapping

SLAM - EKF

SLAM - Filtro de partículas

Información del Entorno

Sistemas de Vision

Marcas Visuales: Basado en características

Apariencia global de la imagen

SLAM Visual

SLAM Visual: Omnidireccional

SLAM Visual - SLAM Topológico

Conclusiones



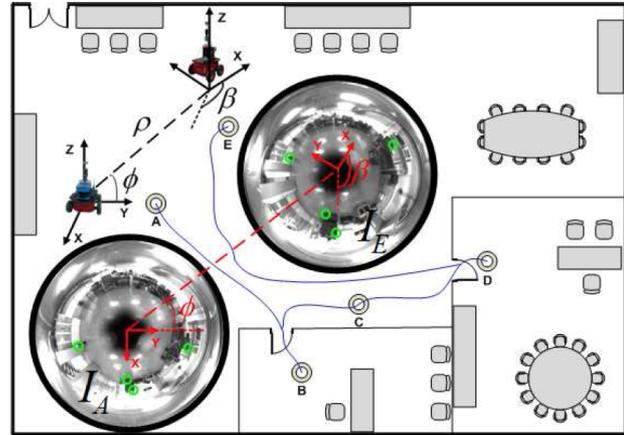
Mapa Visual

Conjunto de imágenes omnidireccionales en diferentes posiciones: Vista (n)

$$x_{In} = (x_I, y_I, \theta_I)_n^T$$

Conjunto de puntos de interés extraídos en esa imagen

$$p_n[i] = (u[i], v[i], D[i])^T$$



Inclusión de Nuevas Vistas

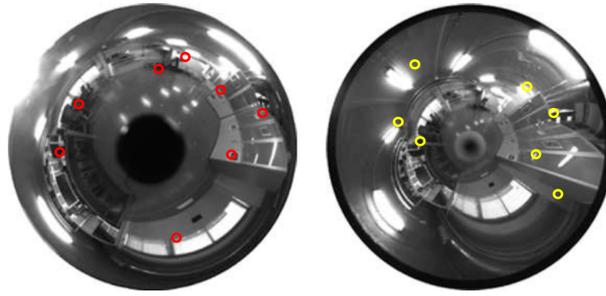
- ▶ Compromiso entre tamaño del mapa y precisión
- ▶ Altos valores de incertidumbre en la localización con vistas almacenadas generan la necesidad de crear e incluir nuevas vistas en el mapa

Criterio

Se inicia una nueva Vista si el número de puntos correspondientes entre imágenes no supera un cierto umbral



Inclusión de Nuevas Vistas



Criterio similitud entre Vistas

$$A = k \frac{c}{p_1 + p_2}$$

p_1 y p_2 son los puntos detectados en cada imagen, c correspondencias obtenidas A representa una medida de similaridad y es el factor que facilita al robot decidir si genera una nueva vista o no.



Asociación de Datos

Dado un conjunto de observaciones $[z_{t_1}, \dots, z_{t_B}]$ en el instante t , para resolver el problema de la asociación de datos se debe:

1. Se selecciona un conjunto de Vistas candidatas dentro del mapa (se encuentren dentro de una distancia euclidea)

$$D_n = \sqrt{(x_v - x_{ln})^T (x_v - x_{ln})}$$

2. Tras la extracción de las Vistas candidatas se establecen correspondencias entre cada una de ellas y la imagen adquirida. Esto permite encontrar la que presenta una máxima similaridad A

$$A = k \frac{c}{p_1 + p_2}$$

p_1 y p_2 son los puntos detectados en cada imagen, c correspondencias obtenidas



Correspondencias

La correspondencia entre imágenes es **CRUCIAL** para alcanzar un proceso confiable. Es preciso **EVITAR** falsas correspondencias

Procedimiento

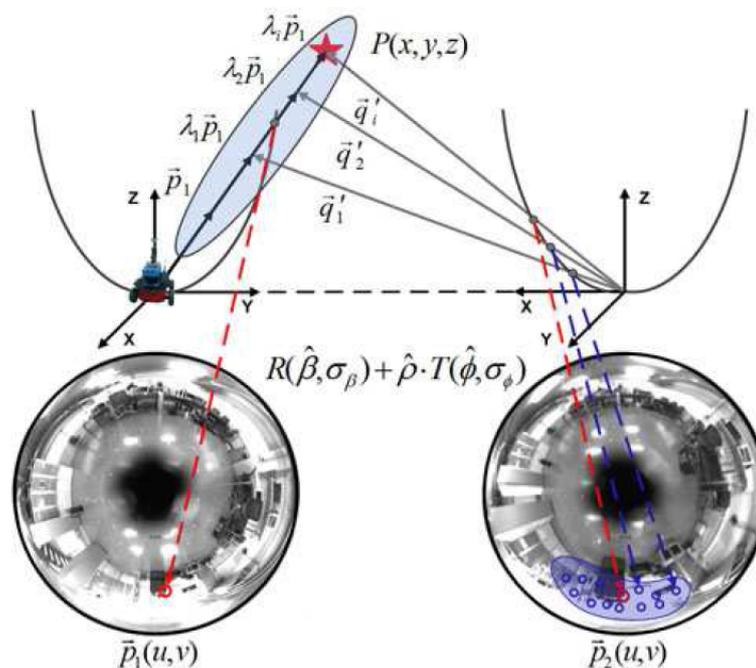
1. Se tiene en cuenta el calculo de las líneas epipolares entre ambas imágenes

$$p'^T E p = 0$$

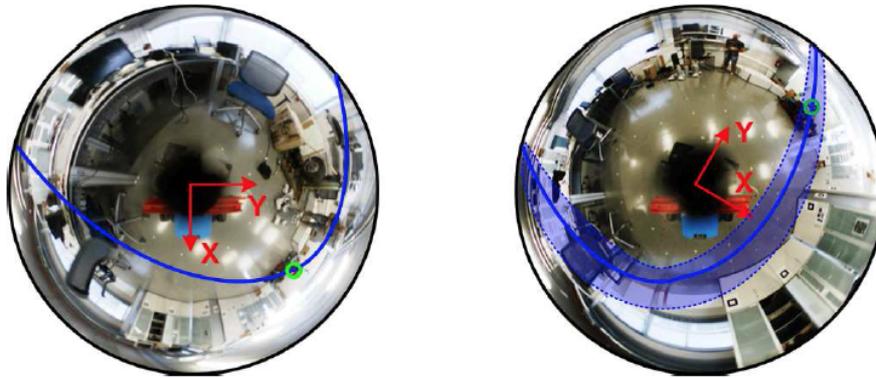
2. Se hace uso del filtro de Kalman EKF junto con un umbral dinámico para la selección de búsqueda de puntos alrededor de las líneas epipolares



Correspondencias

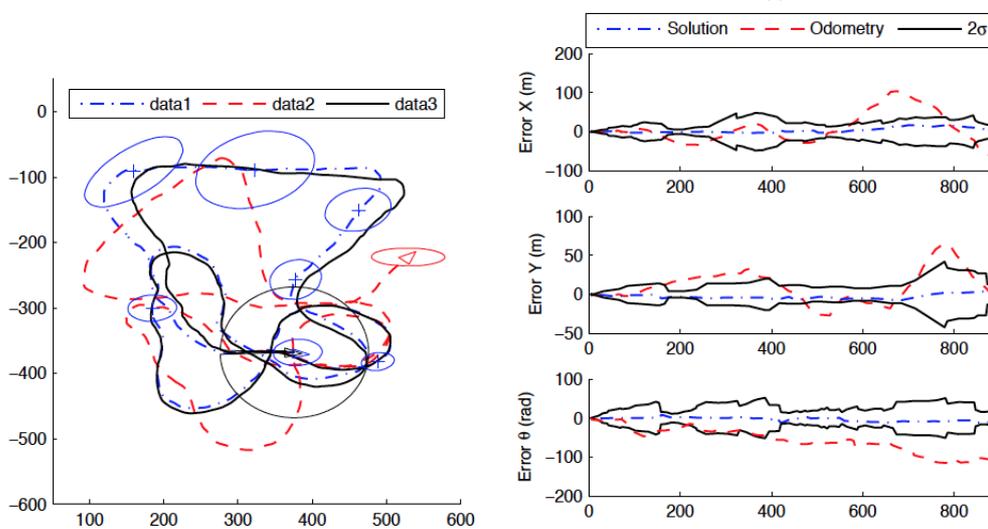


Correspondencias



Ejemplo

Distancia recorrida 26.7m (1 imagen adquirida cada 10 cm). 7 Vistas adquiridas

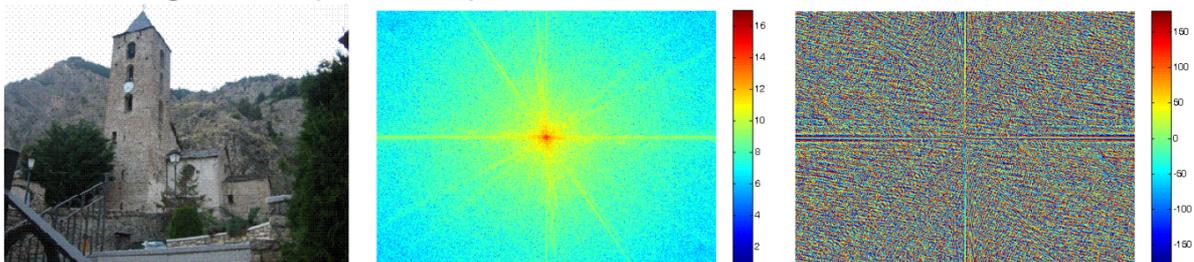


Contenidos

- Introducción - SLAM
- Resolución del problema de SLAM
 - El problema de Mapping
 - SLAM - EKF
 - SLAM - Filtro de partículas
- Información del Entorno
 - Sistemas de Vision
 - Marcas Visuales: Basado en características
 - Apariencia global de la imagen
- SLAM Visual**
 - SLAM Visual: Omnidireccional
 - SLAM Visual - SLAM Topológico
- Conclusiones

Descriptores de apariencia visual

Cada imagen se representa por su Firma de Fourier



Se hace uso de un filtro Homomórfico para evitar el efecto de cambios en la luminosidad



(a)



(b)

Mapa Topológico

Niveles

Dos niveles:

- ▶ Alto nivel: Grafo de estancias y zonas
- ▶ Bajo nivel: Grafo de imagenes similares interzona

Estructura de árbol de Alto Nivel

- ▶ Nodo: Conjunto de imágenes adquiridas por el robot que son similares entre sí
- ▶ Enlace: Relaciones de vecindad entre los nodos. Se puede pasar de un nodo a otro si se encuentran unidos por un enlace.



Mapa Topológico

Imagen

- ▶ Descriptor de imagen: Firma de Fourier
- ▶ Relación de similitud entre imágenes:

$$S_{ij} = \frac{1}{\sqrt{\sum (m_{oi}(u, v) - m_{oj}(u, v))^2}}$$

- ▶ Cada nodo viene identificado por la imagen más representativa del nodo

$$R^y = \arg \max(\min S_{ij})$$

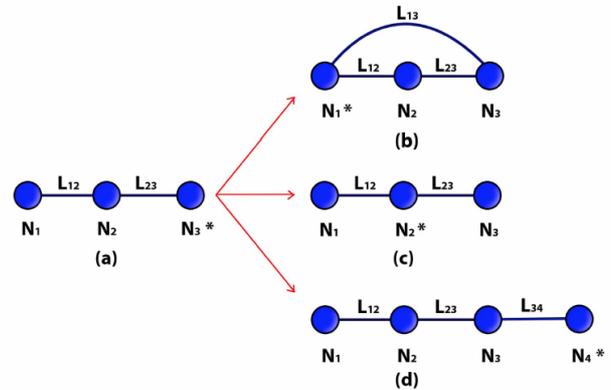


Inclusión de nueva imagen a un nodo

Posibilidades

Para cada nueva imagen se calcula el valor de Similitud (S_{ij}) con cada representativa del nodo:

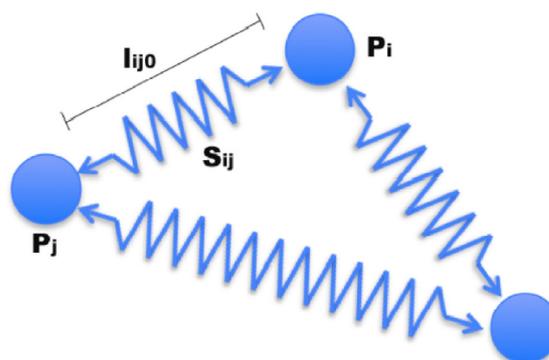
1. Nodo actual (a)
2. Nodo generando un nuevo enlace (b)
3. Nodo ya enlazado (c)
4. Nuevo nodo (d)



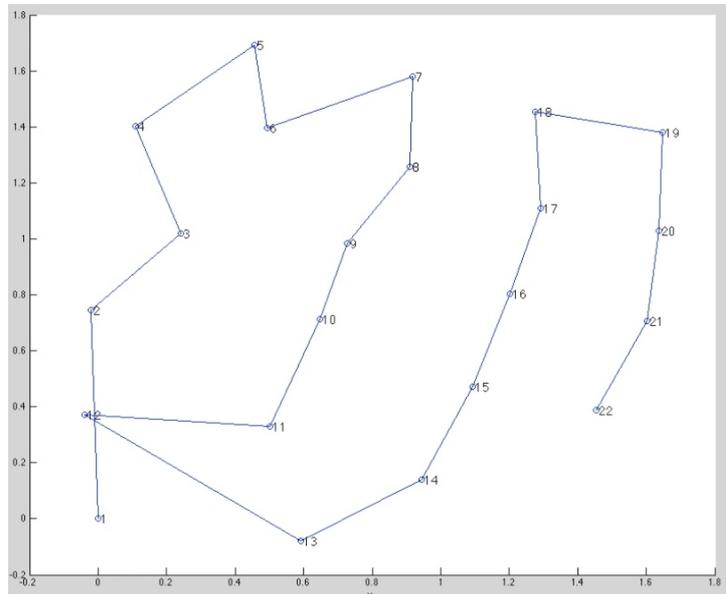
Submapping

Estructura de Grafo de bajo nivel

- ▶ Cada nodo integra un conjunto de imágenes de apariencia similar
- ▶ Estas imágenes configuran una estructura tipo árbol (nodos/enlaces) haciendo uso del modelo Masa-muelle-amortiguador



Submapping-Ejemplo mapa denso



Localización

Mapa jerárquico

La localización se desarrolla en dos etapas:

1. **Localización global:** Máxima similitud respecto al representativo de cada nodo del mapa global
2. **Localización dentro de cada nodo mediante Firma de Fourier:** Haciendo uso del descriptor de cada imagen (Firma de Fourier)

Localización mediante Firma de Fourier

- ▶ Firma de Fourier: Descriptor de Localización $A_j(u, y)$, y de orientación $\Phi_j(u, y)$ (matriz de modulos y de argumentos).
- ▶ Localización se retienen los k descriptores más cercanos. Con estas k imágenes se estima la posición de la imagen capturada.
- ▶ Orientación, se estima una orientación relativa de la imagen.
 1. Rotaciones artificiales a la imagen adquirida.
 2. Orientación entre la secuencia original y la desplazada



Appearance-based approach to hybrid metric-topological simultaneous localisation and mapping, L. Fernández, L. Payá, O. Reinoso, L.M. Jiménez, **IET Intelligent Transport Systems** (2014), Vol. 8(8), pp. 688-699

Contenidos

Introducción - SLAM

Resolución del problema de SLAM

Información del Entorno

SLAM Visual

Conclusiones

Sistemas de Vision en Navegación

- ▶ Los sistemas de visión aportan una extraordinaria información como soporte a la navegación
- ▶ Existen dos procedimientos de localización/mapping mediante visión: marcas y apariencia global
- ▶ Desarrollo de nuevos descriptores de apariencia global
- ▶ Diseño de mapas semánticos jerarquizados para una mejor interacción con humanos
- ▶ Creación de mapas jerárquicos topológicos de forma incremental



SLAM VISUAL: Navegación Robótica a partir de Imágenes

Oscar Reinoso García
(o.reinoso@umh.es)

Universidad Miguel Hernández de Elche

18 - Abril - 2016

