

Navegación y autolocalización de un robot guía de visitantes

Julio M. Vega Pérez



http://jde.gsync.es/index.php/jmvega_guide_robot



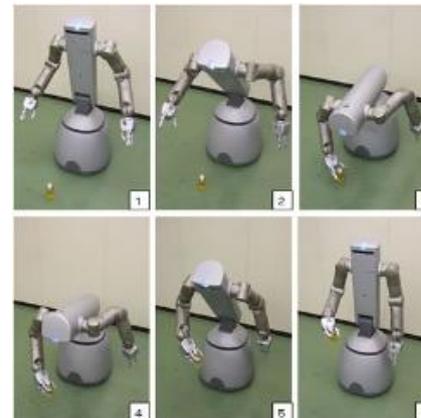
Índice



-
- Introducción
 - Objetivos
 - Infraestructura
 - Navegación global
 - Localización
 - Navegación local
 - Conclusiones

Introducción

- Robots móviles
- Robots de servicio
- Robots guía
 - Cicerobot (italiano)
 - Enon (de Fujitsu)
 - Smartpal (con articulaciones)
 - Minerva (Carnegie Mellon)

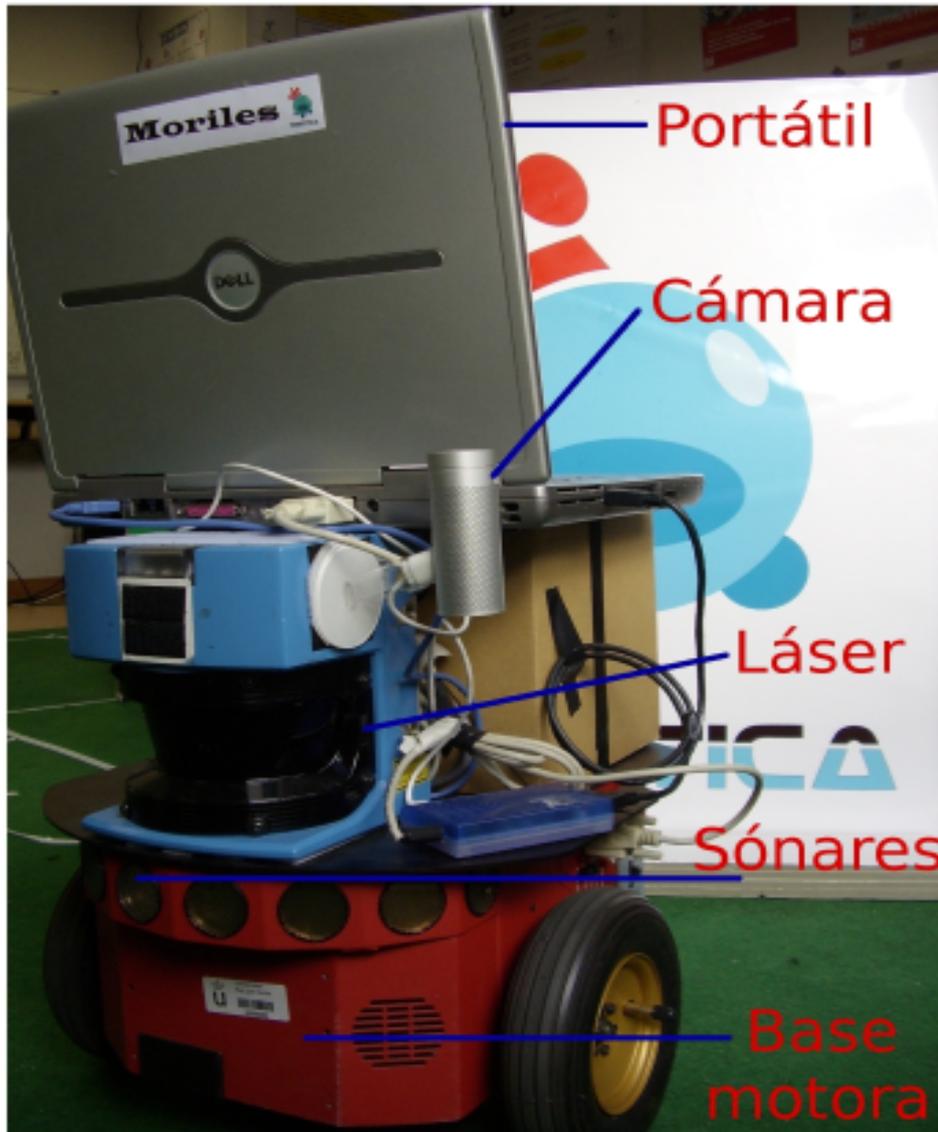




Objetivos



- Desarrollar componentes necesarios para un robot guía
 - Navegación **segura** con robot físico en **tiempo real**
 - Cálculo de **ruta óptima** hacia el destino
 - Sistema de **autolocalización** del robot



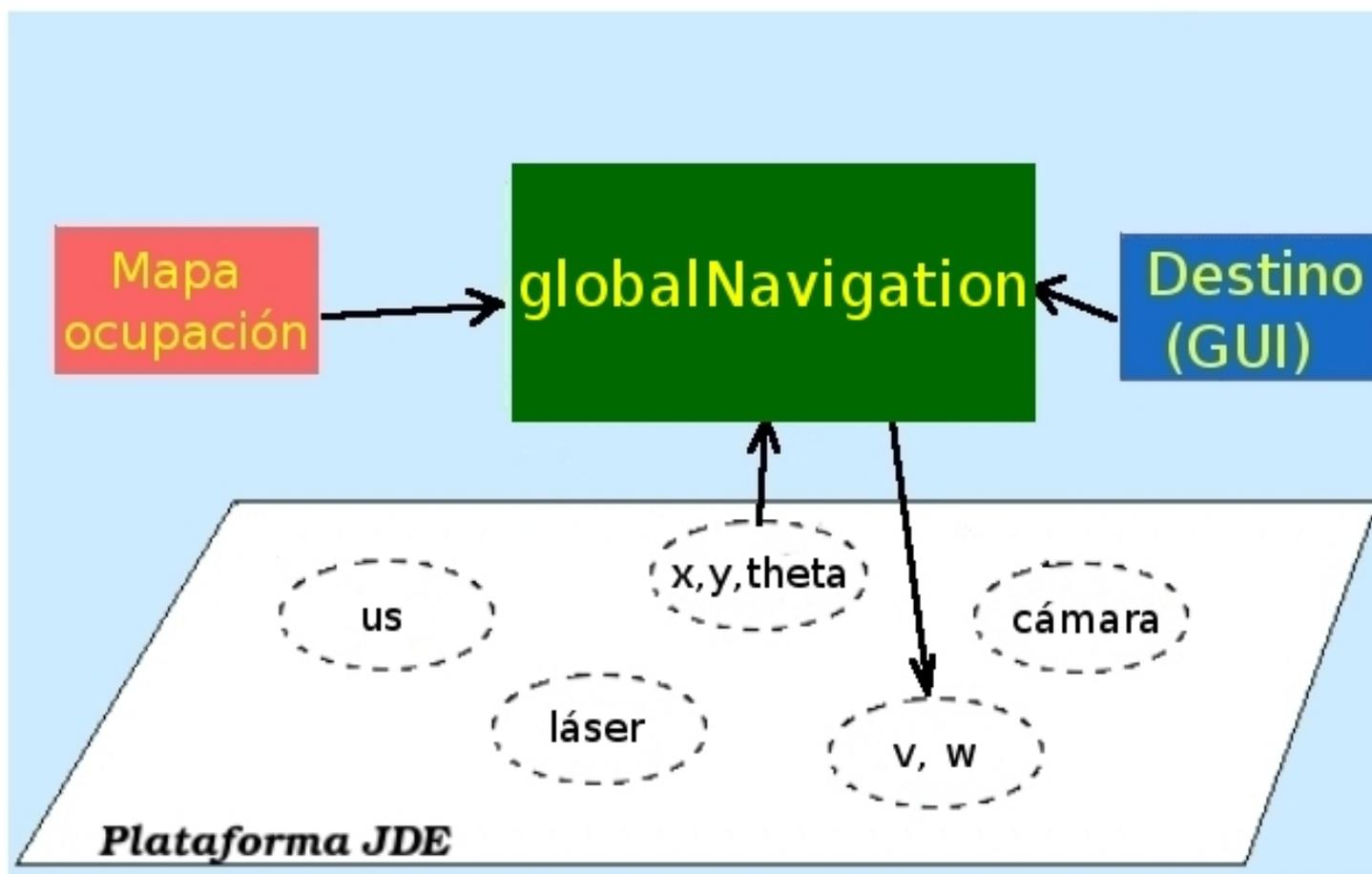
- Robot Pioneer
- Cámara, para localización
- Láser, para navegación local
- Plataforma SW Jde
- Simulador Stage
- Bibliotecas auxiliares



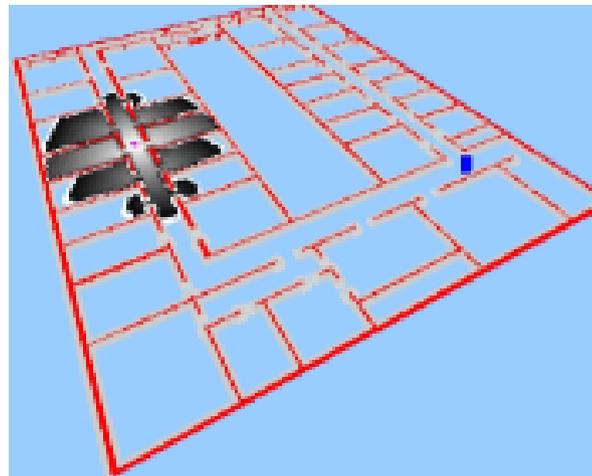
Navegación global

- Conoce el **mapa**
- **Destino fijado** por el usuario
- **Origen** = posición actual en el mapa
- Necesita planificar la **ruta óptima** a ese destino
 - Pudiendo éste estar fuera del rango sensorial
 - La ruta se calcula **antes** de que empiece a moverse
- No tiene en cuenta obstáculos imprevistos

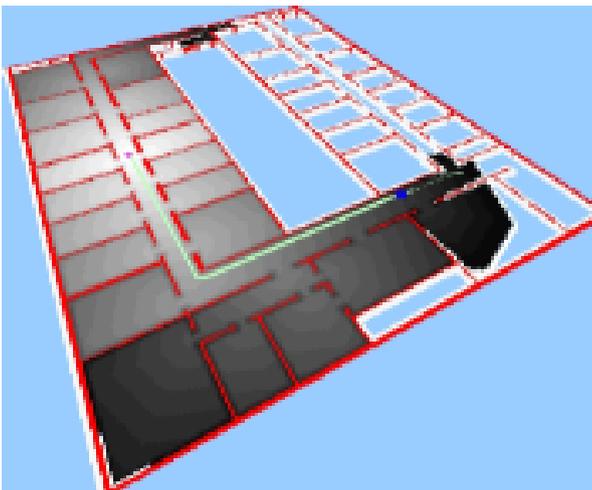
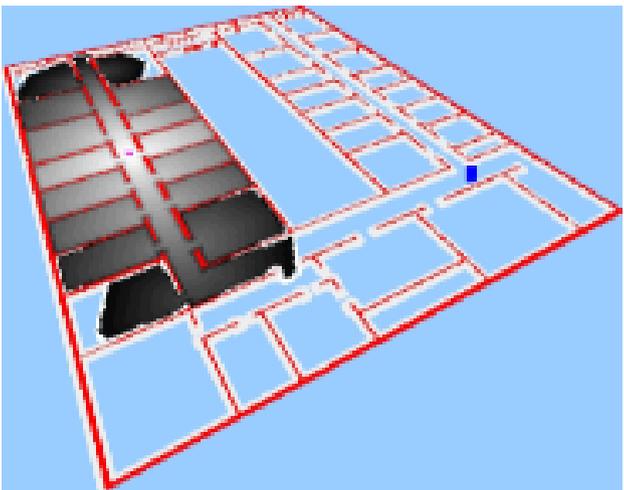
- Esquema *globalNavigation*



- Experimentos. Navegación global usando *GPP*

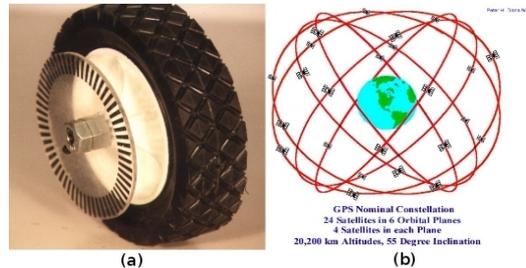


- *Propagación de obstáculos*
- *Propagación de frente de distancias*
- *El robot sigue el gradiente*



(demo)

- Para navegar es necesario **estimar** la posición del robot



- **Encoders**

- ¿**GPS**? Preciso, pero sólo para **exteriores**

- Sensores no específicos

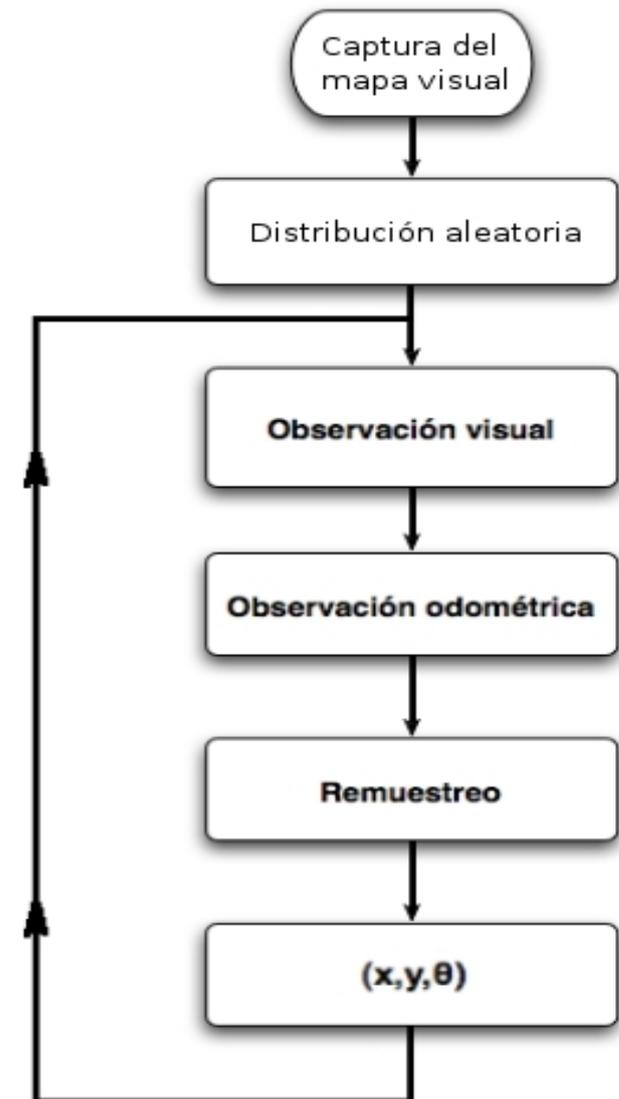
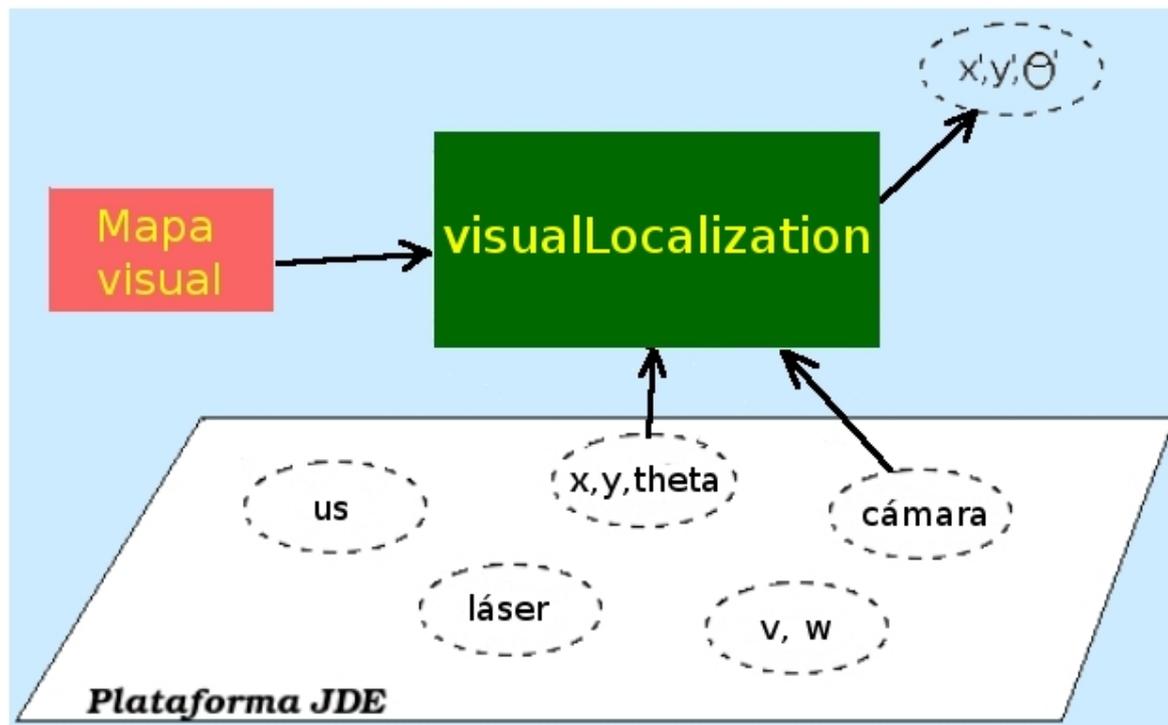
- Método **localización probabilística**

- A cada posible **posición** asocia una probabilidad

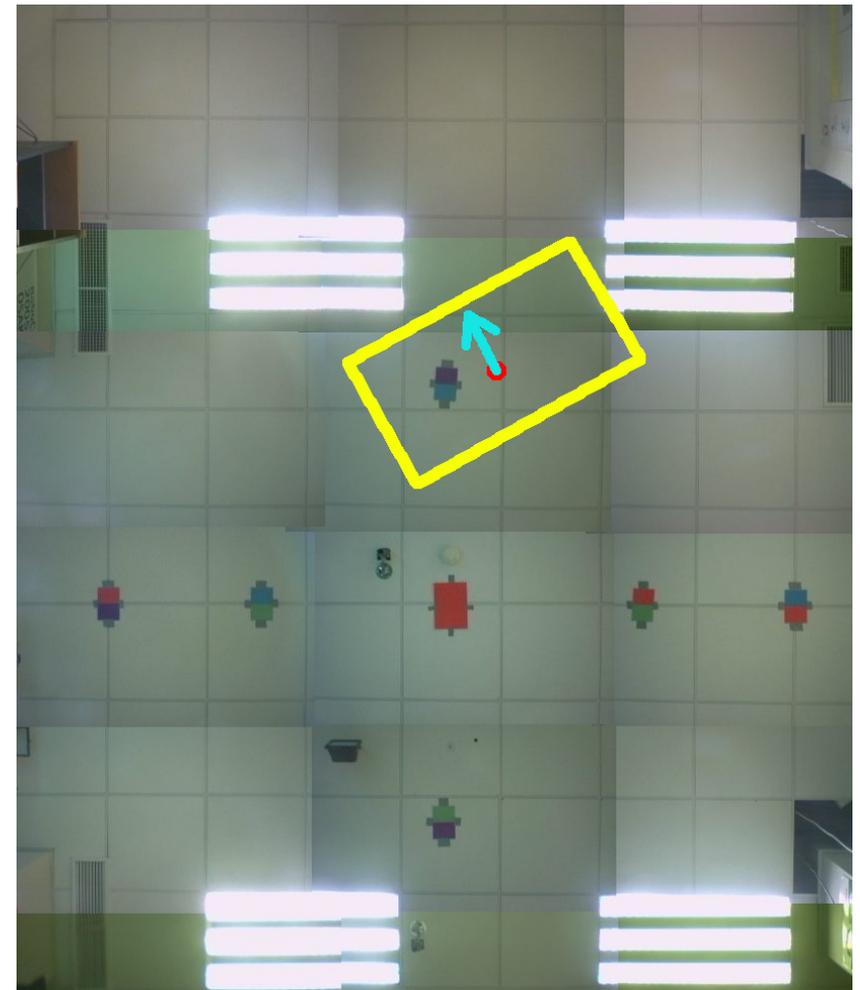
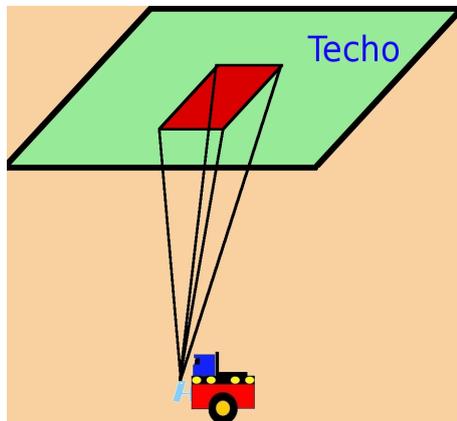
- Actualizada con nuevas lecturas **sensoriales** + **movimientos**

- Localización con **muestreo**. **Filtro de partículas**
 - Mejora el tiempo de cómputo. Proceso escalable a grandes entornos
 - Método de **Monte Carlo**
- Representación muestreada de la **distribución** de probabilidad
 - **Muestra** = partícula con posición $(x,y,theta)$
 - Cada partícula tiene asociada una **imagen teórica**
 - **Probabilidad** = Imagen teórica vs. Imagen real

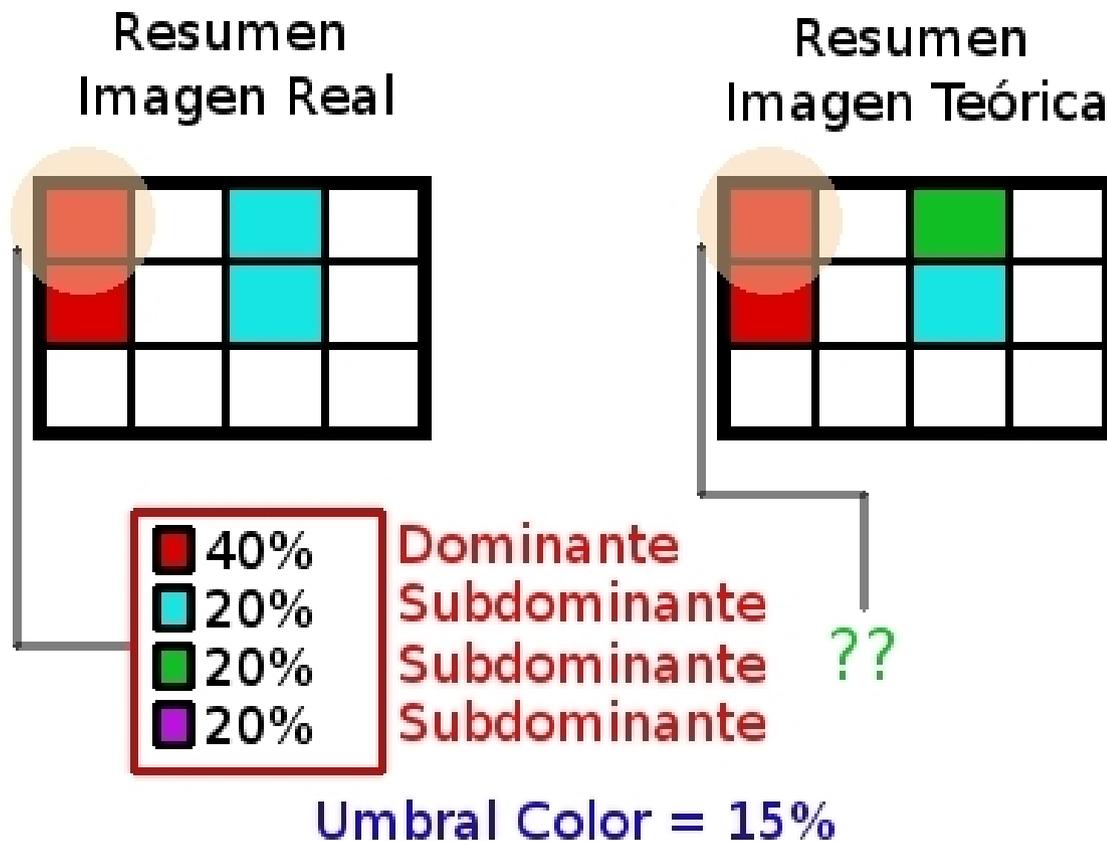
- Esquema *visualLocalization*



- Mapa visual del techo

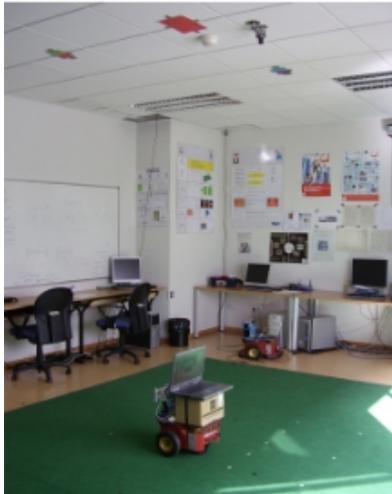


- Modelo de *observación visual*. Cálculo de probabilidad

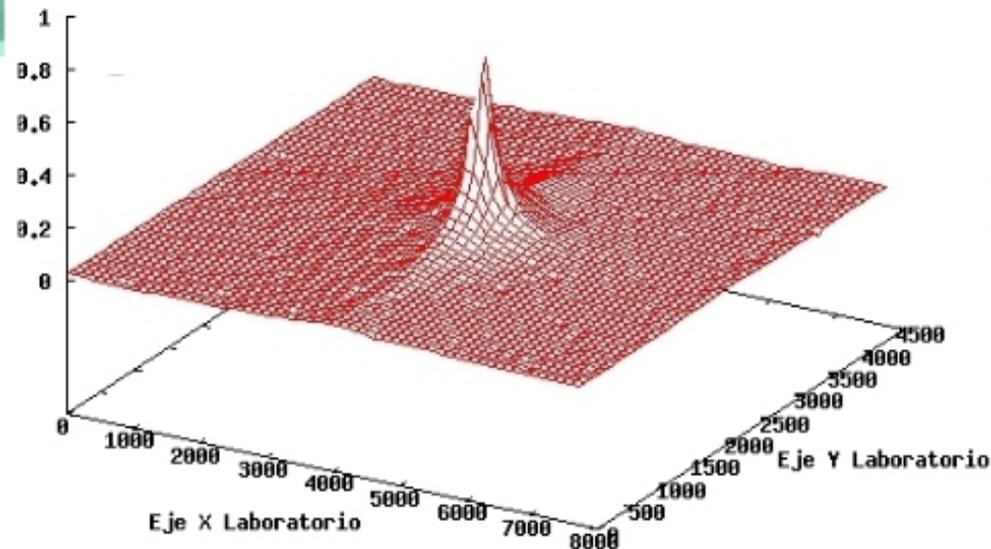


- 12 zonas
- Color dominante por zona (30%)
- Colores subdominantes por zona (70%)

- Modelo de *observación visual*. Cálculo de probabilidad

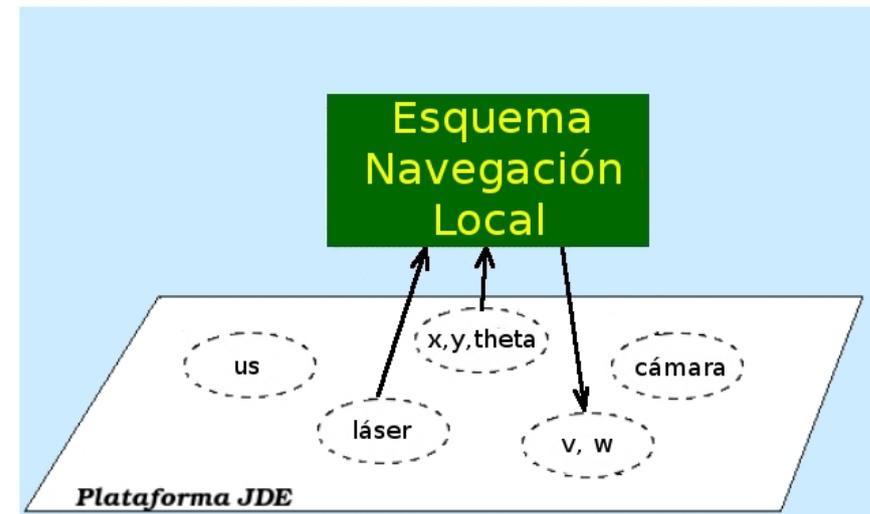


- Alta probabilidad en la zona estimada
- Probabilidad nula en el resto

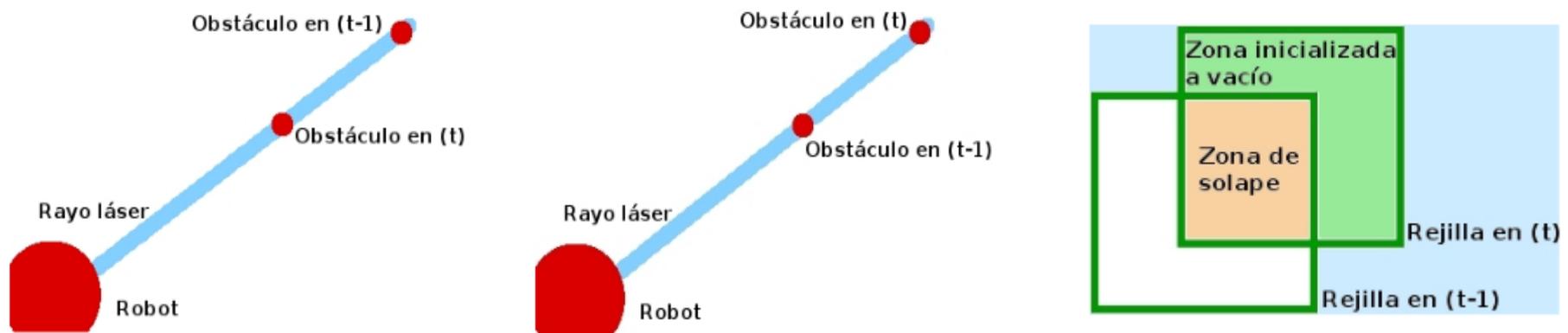


(demo)

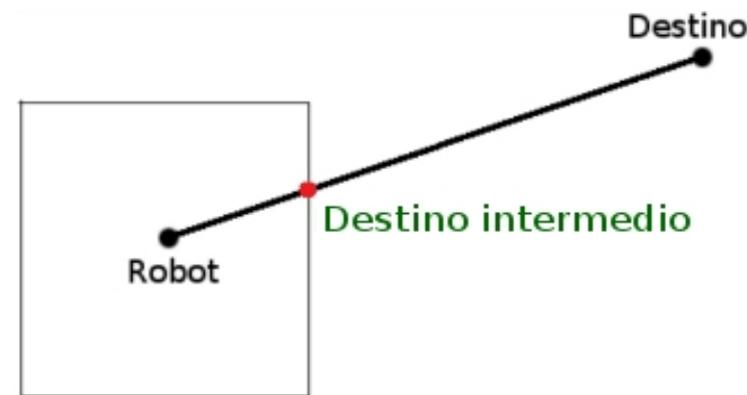
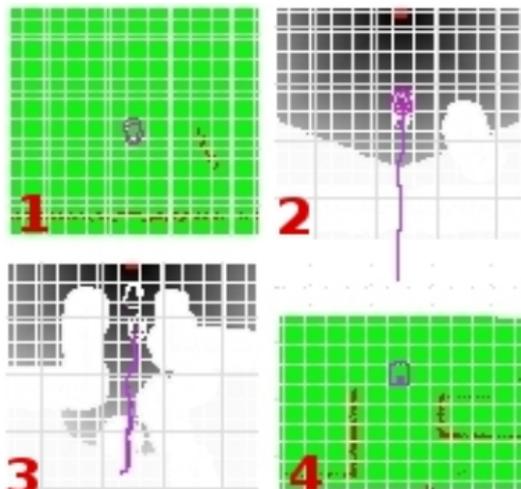
- Avanzar en cierta dirección evitando el **choque**
 - Con **obstáculos**, previstos o imprevistos, estáticos o dinámicos, ...
- Necesita que le vayan actualizando **destino local**
- Se guía según la información dada por el **láser**
 - **Rejilla de ocupación**, para acumular lecturas
- Tres **técnicas** distintas
 - *Gradient Path Planning (GPP)*
 - *Virtual Forces Field (VFF)*
 - *VFF + Ventana de Seguridad*



- **Rejilla local.** Mejor que basarnos en laser (t)
 - **Memoria** del robot. Se acumula información



- Método *Gradient Path Planning (GPP)*
 - Cálculo del gradiente sobre rejilla de ocupación
 - Recalcular campo con el movimiento del robot
 - ¿Cada cuánto? Solución: novedades de ocupación
 - Tener en cuenta **obstáculos dinámicos**
 - **Destino local**. Puede caer fuera de rejilla de ocupación



(vídeo)

- Método *Virtual Forces Field* (VFF)
- El robot es **atraído** por la posición del objetivo
- Los obstáculos ejercen **fuerzas repulsivas**



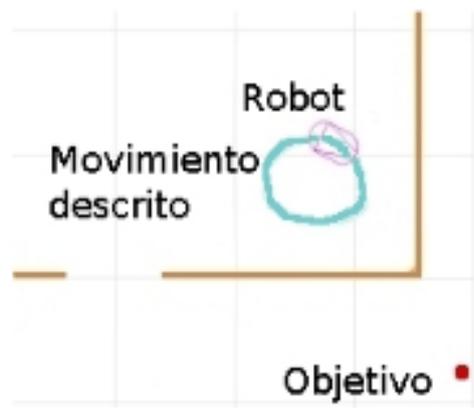
- Traducción de fuerzas a **órdenes de velocidad**

- Problemas *VFF*

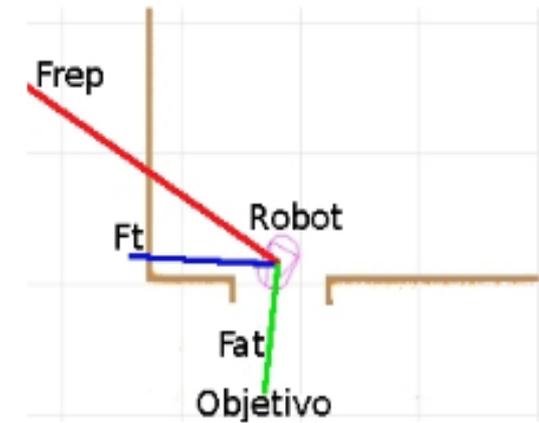
a) Oscilaciones



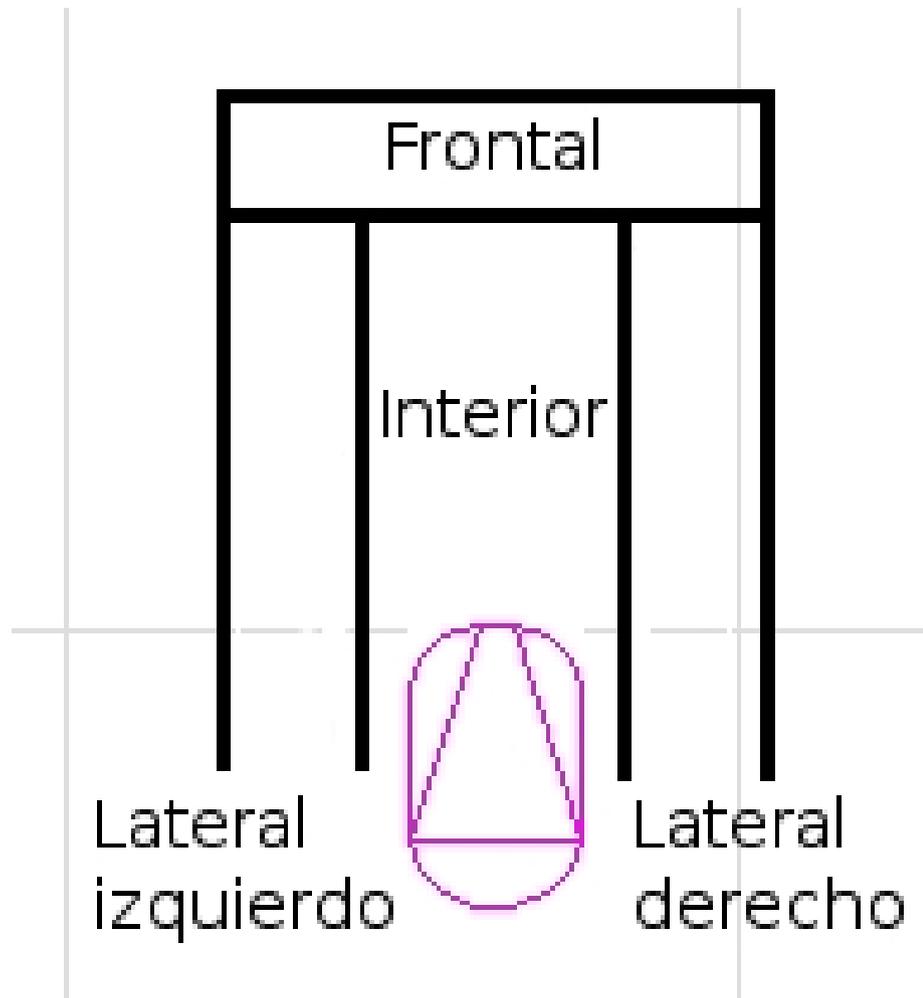
b) Mínimo local



c) Sitios estrechos



- Método *VFF* + Ventana de Seguridad



Si ocurre:

- 1º) No hay obstáculo en el *interior*
- 2º) No hay obstáculo en el *frontal*
- 3º) Hay obstáculo en algún *lateral*

Entonces:

$$v(t) = v_{max}$$

$$w(t) = 0$$

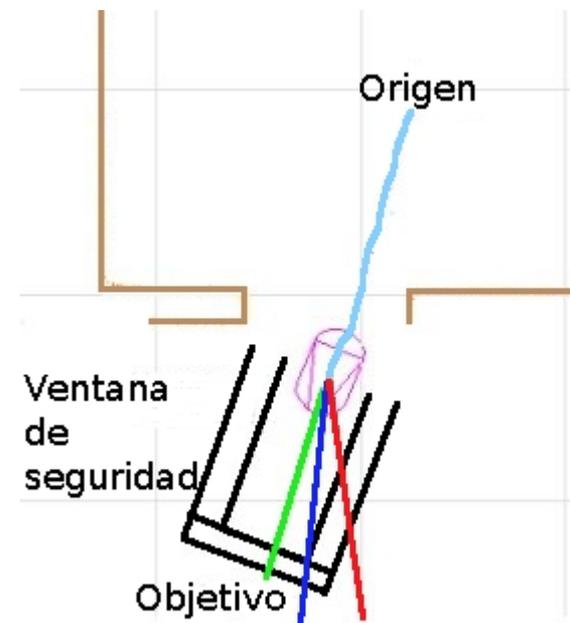
Si no: como *VFF*

- **Solución** a los problemas de *VFF*

a) No hay oscilaciones



b) Salir por sitios estrechos



(vídeo)

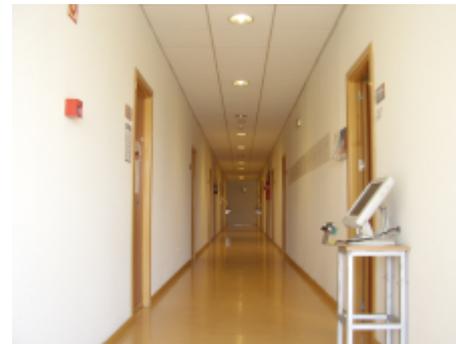


Conclusiones



- Desarrollados componentes básicos necesarios para una **navegación autónoma** del robot
 - Algoritmo de **navegación global**: *Gradient Path Planning*
 - Algoritmo de **localización**: filtro de partículas
 - Algoritmo de **navegación local**: *GPP* local, *VFF* y *VFF* + Ventana Seg.
- Implementación en **3 esquemas**
 - Con más de **11.000** líneas de código
- Diversos **experimentos** sobre simulador y **robot real**

- Mejorar calidad del algoritmo de **localización**
 - Tratar con un espacio más **amplio**
 - Robustez ante espacios **simétricos**, sin **marcas** artificiales, etc.



- **Integración** de los distintos componentes en un prototipo de *robot guía*
 - **Robot guía del Dep. II**

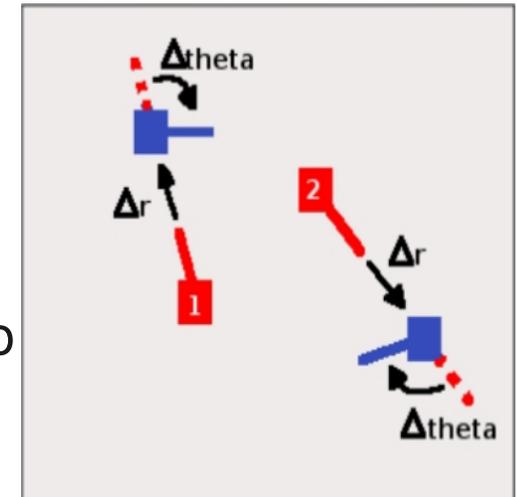
Navegación y autolocalización de un robot guía de visitantes

Julio M. Vega Pérez



http://jde.gsync.es/index.php/jmvega_guide_robot

- *Modelo de movimiento.*
 - Este modelo captura información de posición
 - Se usa para medir giros y desplazamientos
 - La nube de partículas se moverá con un movimiento homólogo al medido para el robot
 - Es un modelo aleatorio, al que aplicamos un *ruido gaussiano*
 - Evitando así que partículas repetidas generen partículas en la siguiente población exactamente en la misma población

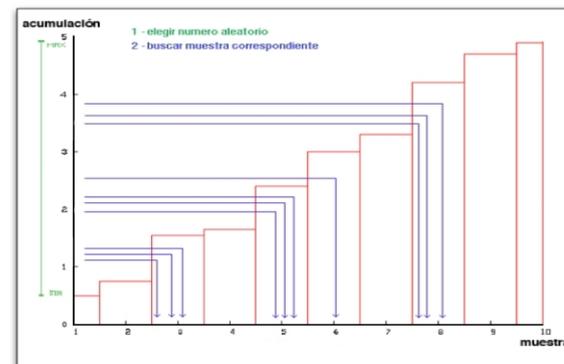


■ Antes del desplazamiento
■ Después del desplazamiento

- *Remuestreo.*
 - La nube de partículas debe convergir a las posiciones más probables
 - Este paso aporta inteligencia a nuestro algoritmo
 - Generando poblaciones de partículas cada vez más concentradas alrededor de las posiciones compatibles
 - Algoritmo de la Ruleta
 - Muestreo aleatorio y uniforme de la acumulación de probabilidad
 - Seleccionando para la siguiente generación, la partícula correspondiente en el eje X



(a) Ruleta



(b) Acumulación de probabilidad

- *Modelo de observación.* Probabilidad

$$puntuacion_{dominante} = \frac{\sum_{i=0}^{pixeles_{resumida}} zonasiguales}{12}$$

$$puntuacion_{subdominante} = \frac{\sum_{i=0}^{pixeles_{resumida}} zonasiguales}{36}$$

$$probabilidad = \frac{(k puntuacion_{dominante}) + ((1 - k) puntuacion_{subdominante})}{2}$$

- *Modelo de observación.* Probabilidad

$$puntuacion_{dominante} = \frac{\sum_{i=0}^{pixeles_{resumida}} zonasiguales}{12}$$

$$puntuacion_{subdominante} = \frac{\sum_{i=0}^{pixeles_{resumida}} zonasiguales}{36}$$

$$probabilidad = \frac{(k puntuacion_{dominante}) + ((1 - k) puntuacion_{subdominante})}{2}$$