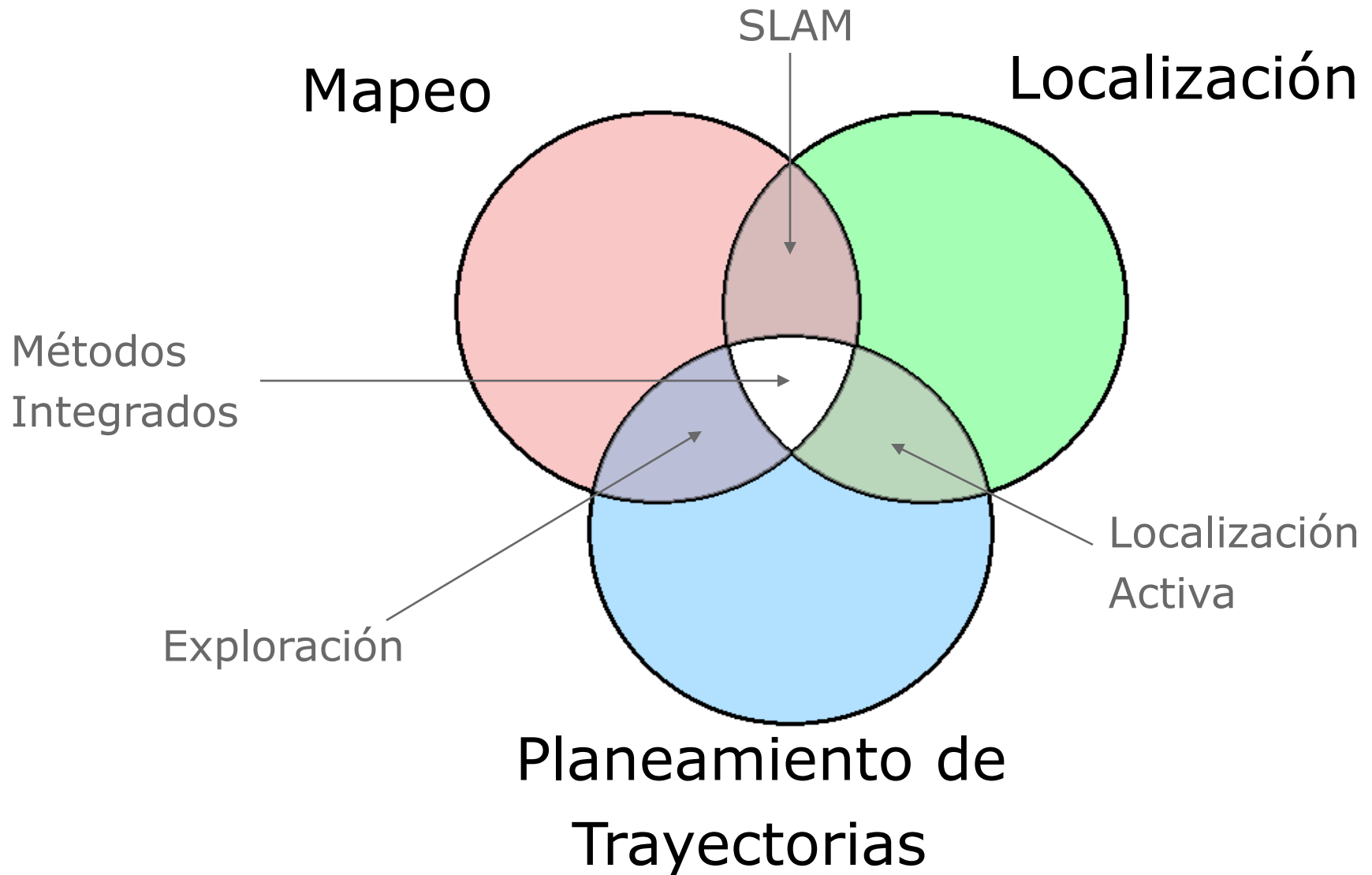


Robótica Móvil un enfoque probabilístico

Exploración basada en Información

Ignacio Mas

Tareas de Robots Móviles



Exploración y SLAM

- SLAM es típicamente **pasivo**, porque procesa datos que llegan de los sensores
- La exploración **guía activamente al robot** para cubrir el entorno
- La exploración combinada con SLAM:
Moverse con incerteza en el mapa y en la pose
- La incerteza debe ser tenida en cuenta al seleccionar las acciones

Mapeo con Filtro de Partículas Rao-Blackwellizado (Resumen)

- Cada partícula representa una posible trayectoria del robot
- Cada partícula
 - Mantiene su propio mapa y
 - Lo actualiza según “mapeo con poses conocidas”
- Cada partícula sobrevive con una probab. proporcional al likelihood de las observaciones relativas a su propio mapa

Factorización en mapeo Rao-Blackwellizado

poses mapa observaciones & odometría

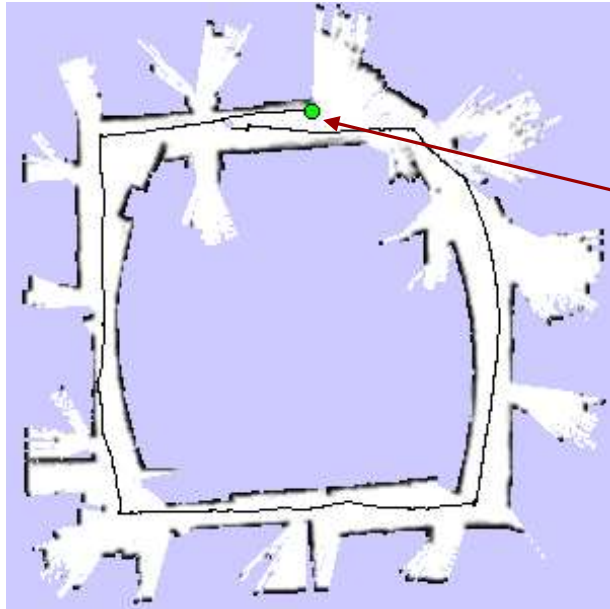
$$p(x, m \mid z, u)$$

$$= p(m \mid x, z, \cancel{u}) p(x \mid z, u)$$

Mapeo con poses conocidas

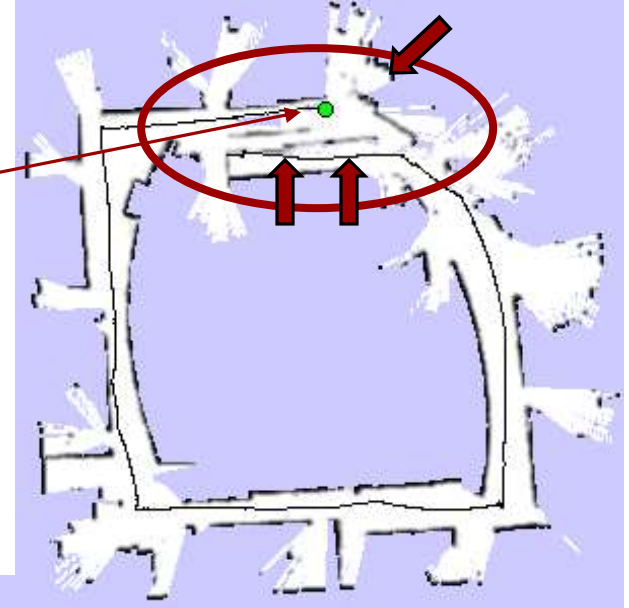
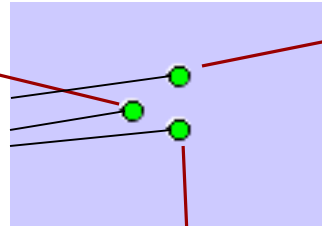
Filtro de Partículas representando
hipótesis de trayectorias

Ejemplo: Mapeo con Filtro de Partículas

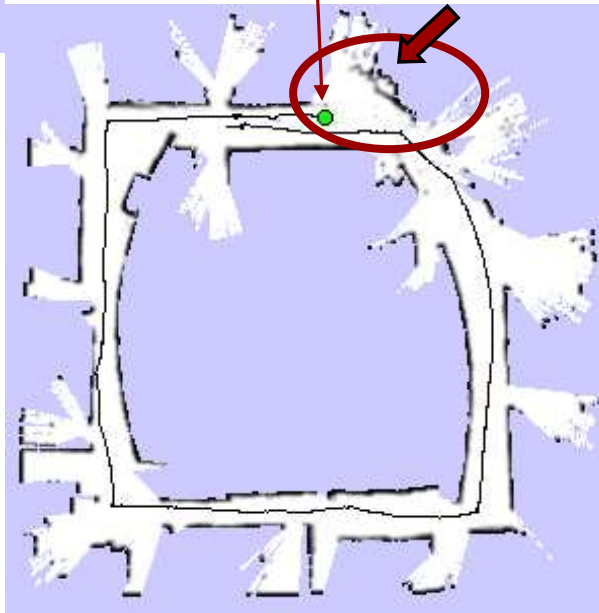


mapa de partícula 1

3 partículas

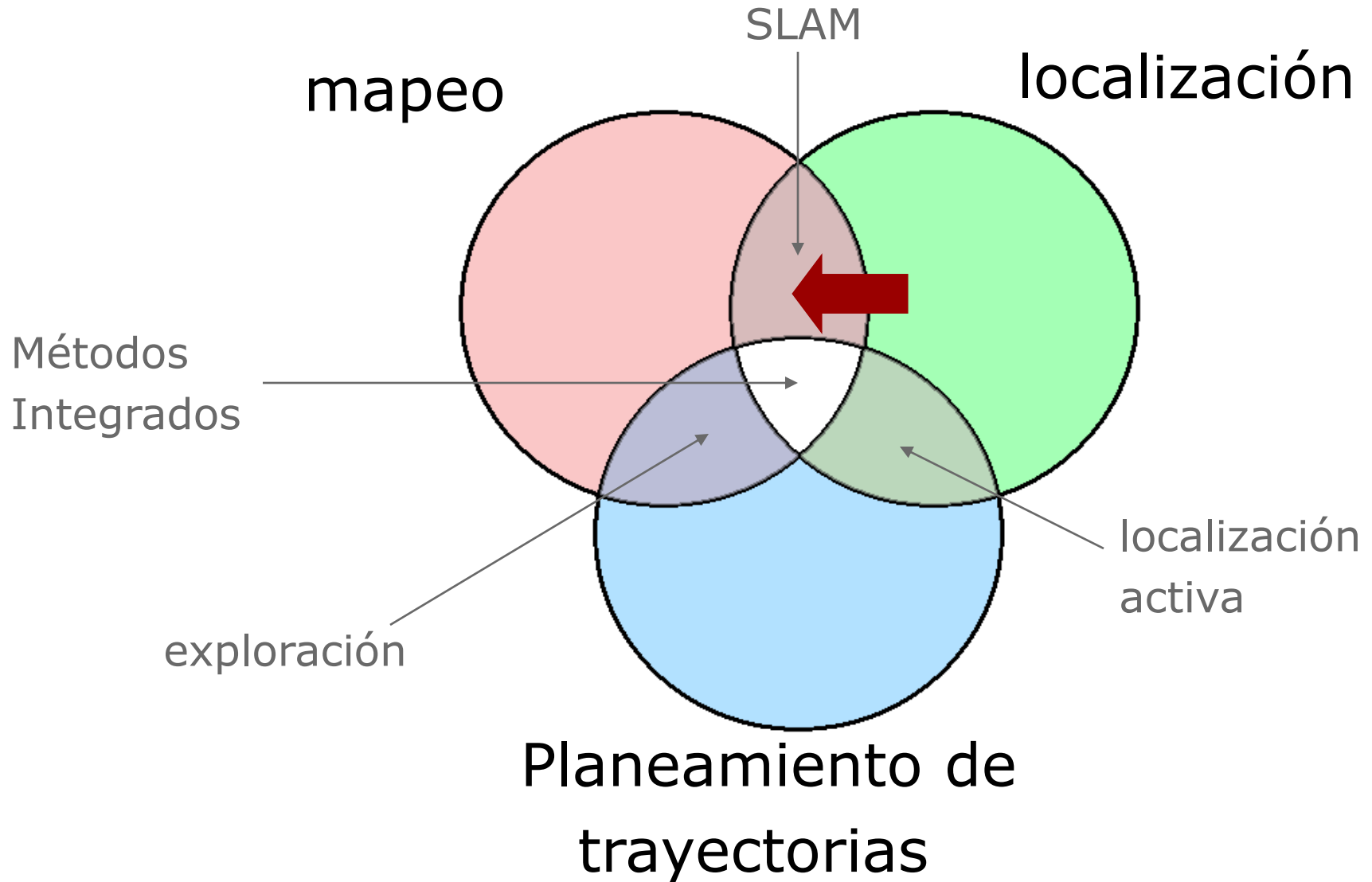


mapa de partícula 2



mapa de partícula 3

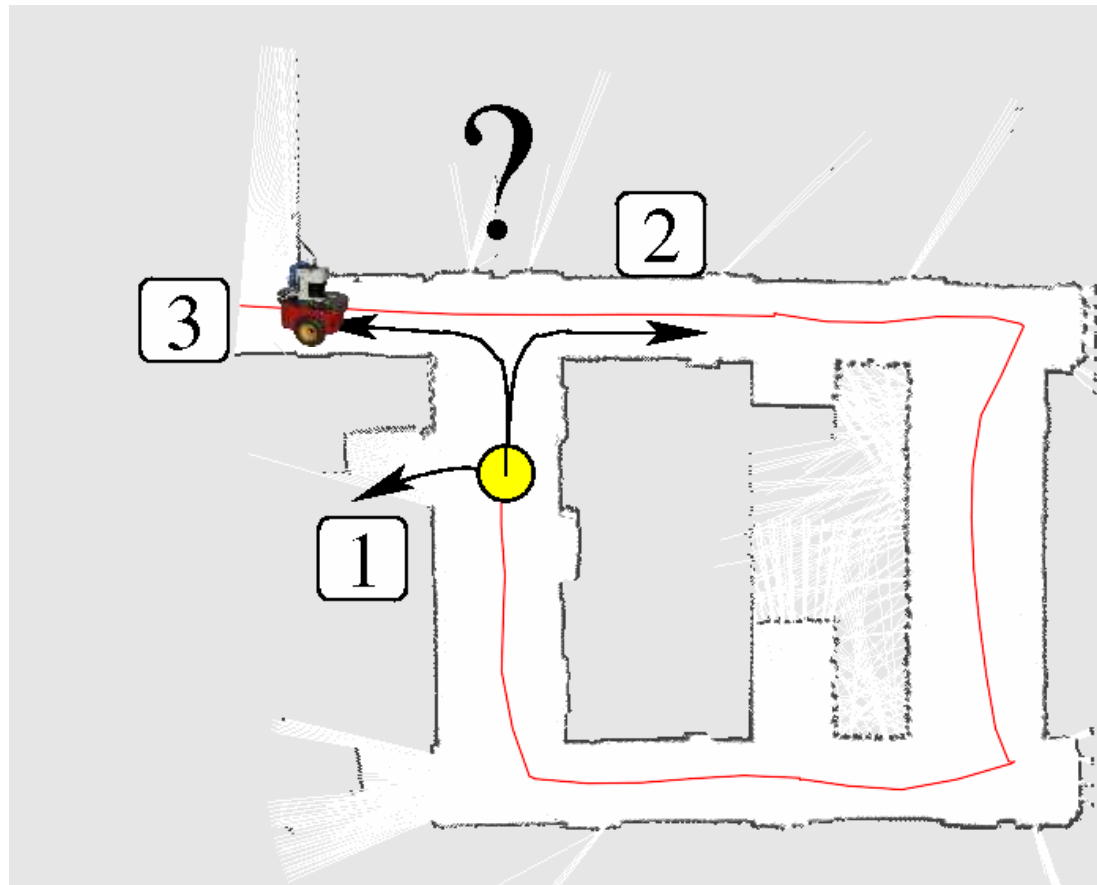
Combinando exploración y SLAM



Exploración

- Los métodos de SLAM vistos hasta acá son puramente pasivos
- Considerando el control, el proceso de mapeo puede ser mucho más efectivo
- La pregunta es: **¿Hacia dónde debo moverme?**

¿Hacia dónde moverse?

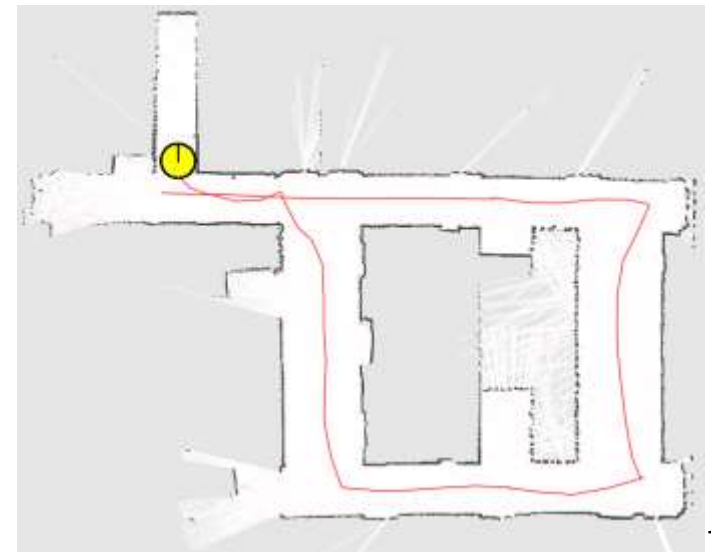
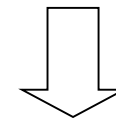
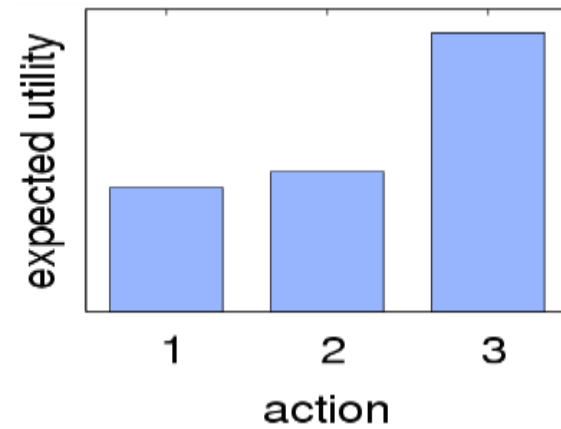
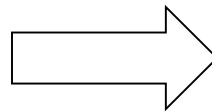
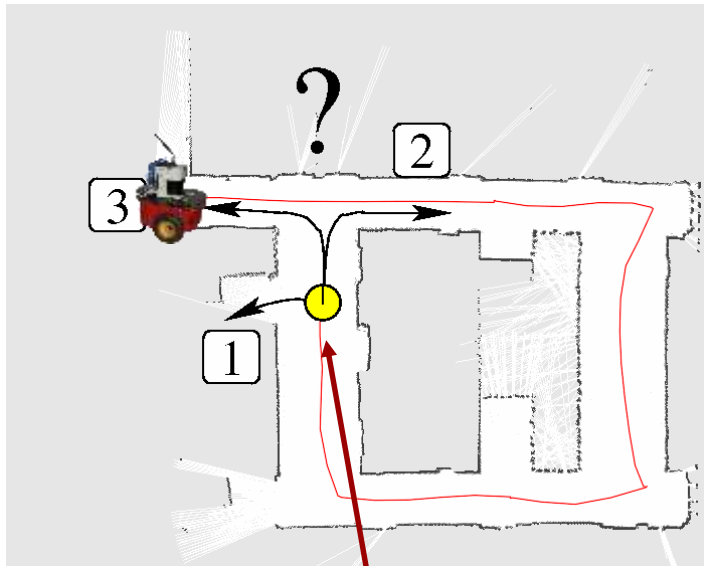


Método formal de decisión

- Aprender el mapa usando filtro de partículas Rao-Blackwellizado
- Considerar un conjunto de acciones potenciales
- Aplicar un método de exploración que minimiza la incerteza **total**

Utilidad = reducción de incerteza - costo

Ejemplo



Alta incerteza en la pose

Incerteza de la distribución posterior

- **Entropía** es una medida general de la incerteza de una dist. posterior

$$\begin{aligned} H(X) &= - \int_x p(X = x) \log p(X = x) dx \\ &= E_X[-\log(p(X))] \end{aligned}$$

- **Entropía Condicional**

$$H(X | Y) = \int_y p(Y = y) H(X | Y = y) dy$$

Información Mutua

- **Ganancia esperada de información** o **Información Mutua** = Reducción de incerteza esperada

$$I(X;Y) = H(X) - H(X | Y)$$

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y | X)$$

$$I(X;Y | z = c_k) = H(X | z = c_k) - H(X | Y, z = c_k)$$

$$I(X;Y | Z) = H(X | Z) - H(X | Y, Z)$$

Cálculo de Entropía

$$H(X, Y)$$

$$= E_{X,Y}[-\log p(X, Y)]$$

$$= E_{X,Y}[-\log(p(X) p(Y | X))]$$

$$= E_{X,Y}[-\log p(X)] + E_{X,Y}[-\log p(Y | X)]$$

$$= H(X) + \int_{x,y} -p(x, y) \log p(y | x) dx dy$$

$$= H(X) + \int_{x,y} -p(y | x) p(x) \log p(y | x) dx dy$$

$$= H(X) + \int_x p(x) \int_y -p(y | x) \log p(y | x) dy dx$$

$$= H(X) + \int_x p(x) H(Y | X = x) dx$$

$$= H(X) + H(Y | X)$$

Incerteza del robot

- La incerteza del RBPF:

$$H(X, M) = H(X) + \int_x p(x) H(M | X = x) dx$$



$$H(X, M) = H(X) + \sum_{i=1}^{\text{\#partículas}} \omega^{[i]} H(M^{[i]} | X^{[i]} = x^{[i]})$$

Incerteza de
la trayectoria

Pesos de las
partículas

Incerteza
del mapa

Cálculo de la Entropía de la posterior del mapa

Mapa de grilla de ocupación m :

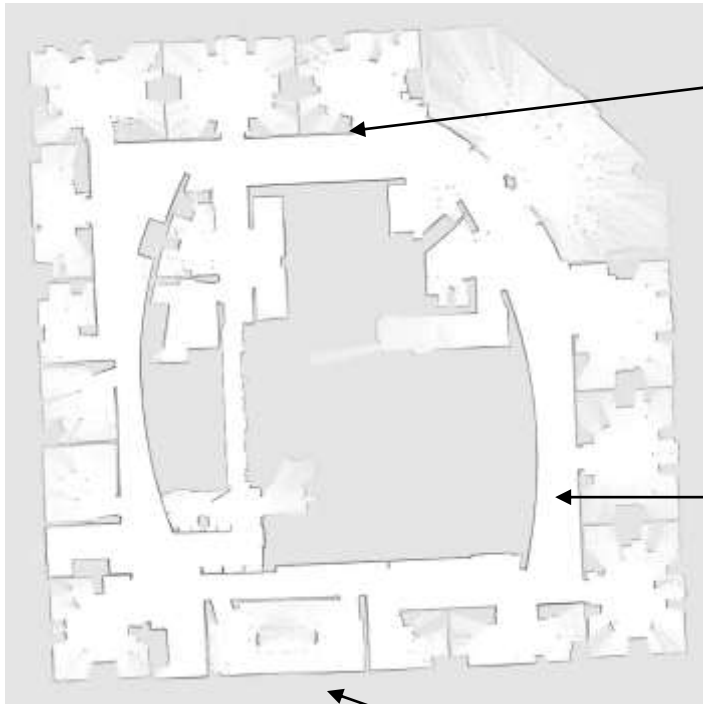
$$H(M) = - \sum_{c \in M} p(c) \log p(c) + (1 - p(c)) \log(1 - p(c))$$

↑
Incerteza
del mapa

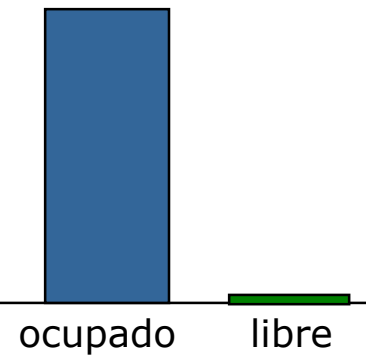
↑
Celdas

↑
Probabilidad de que
la celda esté ocupada

Entropía del mapa

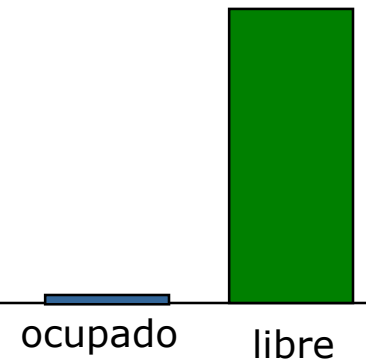


probabilidad



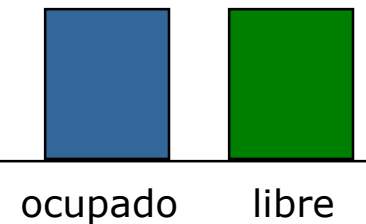
Baja entropía

probabilidad

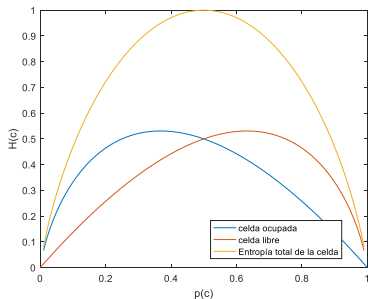


Baja entropía

probabilidad



Alta entropía



La entropía total es la suma de los valores de entropía individuales

Cálculo de la entropía de la posterior de la trayectoria

1. Gaussiana de alta dimensionalidad

$$H(\mathcal{G}(\mu, \Sigma)) = \log((2\pi e)^{(n/2)} |\Sigma|)$$

rango reducido para conjunto de partículas no densos

2. Aproximación basada en grillas

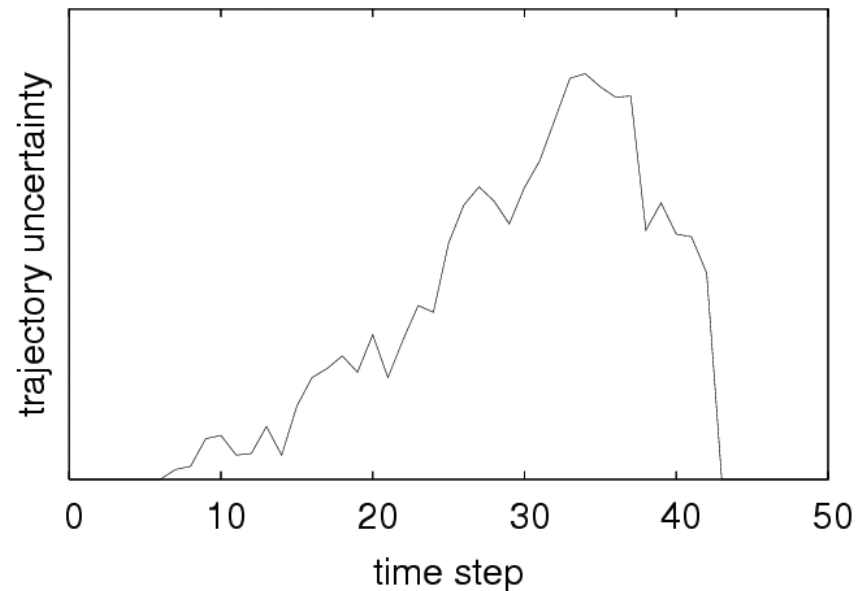
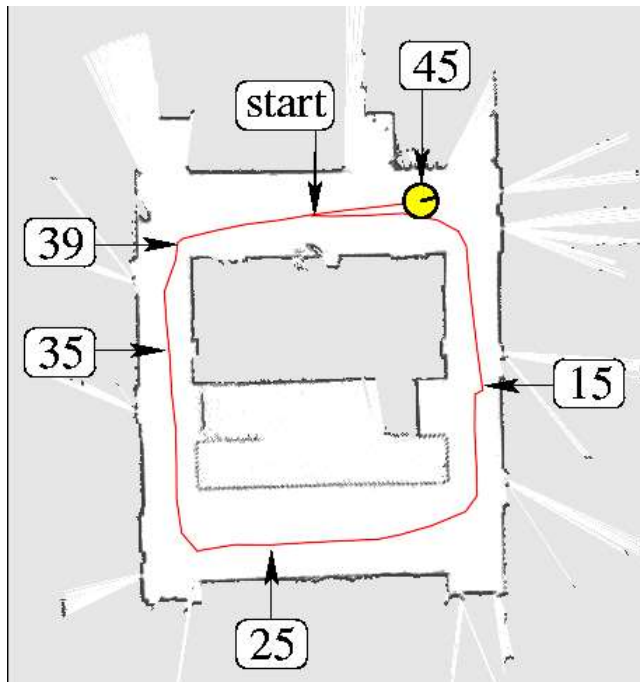
$$H(X) \rightsquigarrow \text{const.}$$

para nubes de partículas no densas

Aproximación de la entropía de la posterior de la trayectoria

Entropía promedio de la pose a través del tiempo:

$$H(X_{1:t} \mid d) \approx \frac{1}{t} \sum_{t'=1}^t H(X_{t'} \mid d)$$



Información Mutua

- La información mutua I está dada por la reducción esperada de entropía en el belief

Acción a realizar




$$I(X, M; Z^a) =$$

“incerteza en el filtro” –
“incerteza en el filtro después de
realizar la acción a ”

Integrando sobre observaciones

- Calcular la información mutua requiere integrar sobre **observaciones potenciales**

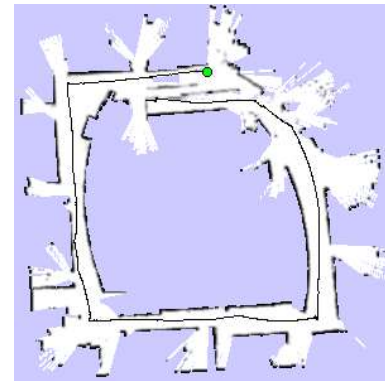
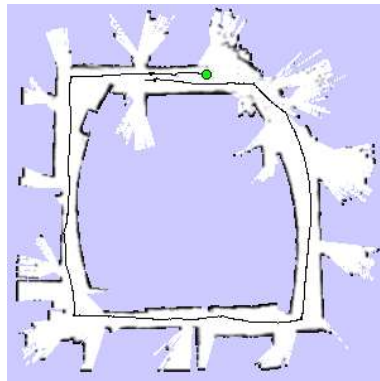
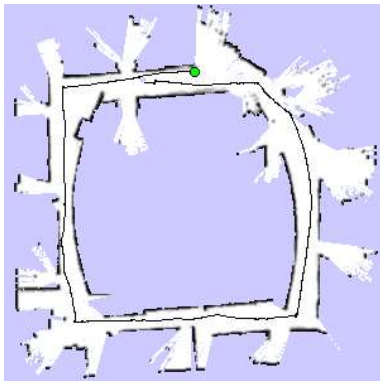
$$I(X, M; Z^a) = H(X, M) - H(X, M \mid Z^a)$$


$$H(X, M \mid Z^a) = \int_z p(z \mid a) H(X, M \mid Z^a = z) dz$$

↑
Secuencias de
observaciones potenciales

Aproximando la integral

- El filtro de partículas representa la posterior sobre posibles mapas



...

Mapa de la partícula 1

Mapa de la partícula 2

Mapa de la partícula 3

Aproximando la integral

- El filtro de partículas representa la posterior sobre posibles mapas
- Simular mediciones en los mapas de las partículas

$$H(X, M \mid Z^a) = \sum_z p(z \mid a) H(X, M \mid Z^a = z)$$

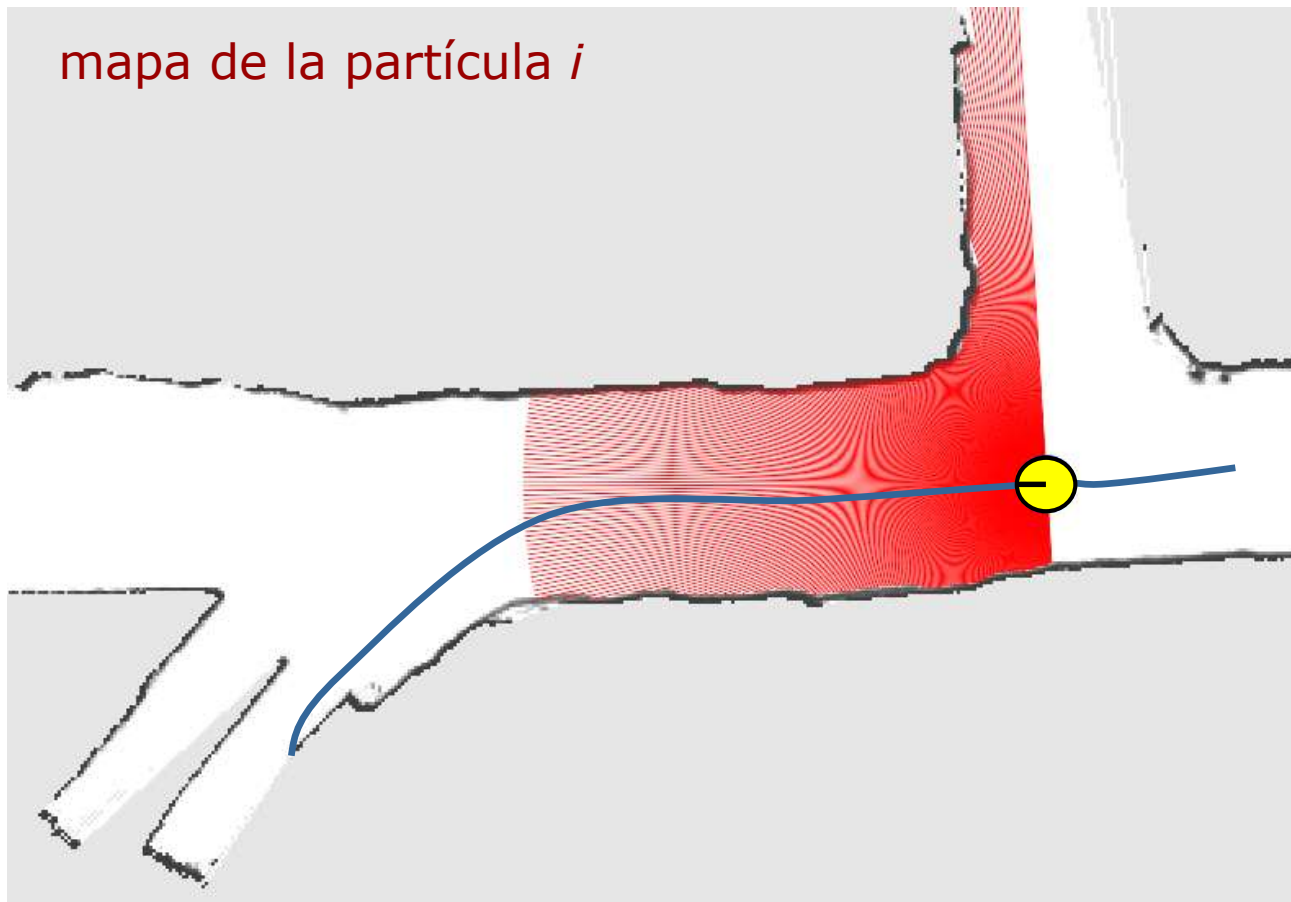
Secuencias de mediciones
simuladas en los mapas

likelihood
(peso de la partícula)

$$= \sum_i \omega^{[i]} H(X, M \mid Z^a = z_{sim_a}^{[i]})$$

Simulando observaciones

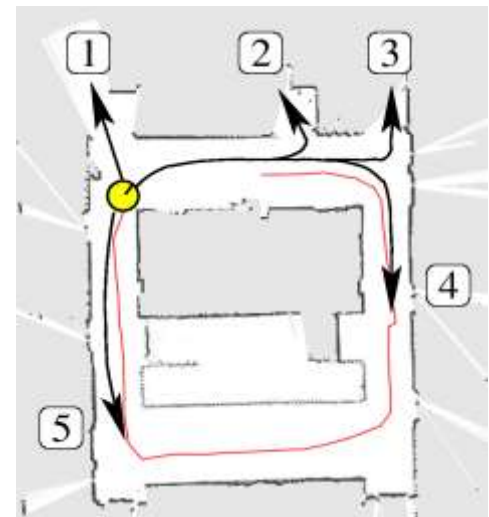
- Hacer ray-casting en el mapa de cada partícula para generar secuencias de observaciones



Utilidad

- Tomamos en cuenta el costo de un acción:
Información mutua \rightarrow utilidad U
- Seleccionar la acción con mayor utilidad

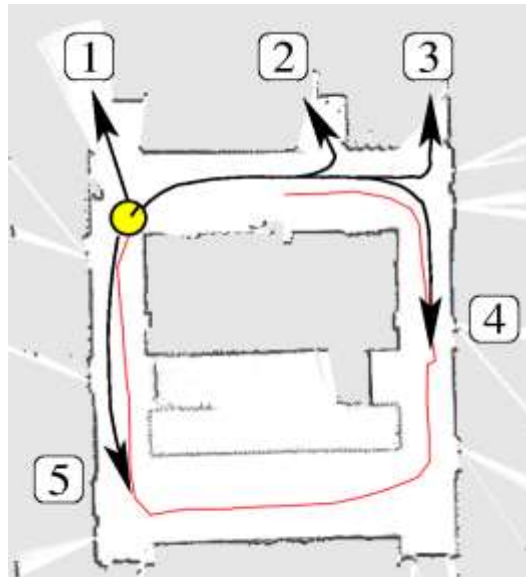
$$a^* = \operatorname{argmax}_a I(X, M; Z^a) - \operatorname{cost}(a)$$



Atención en acciones específicas

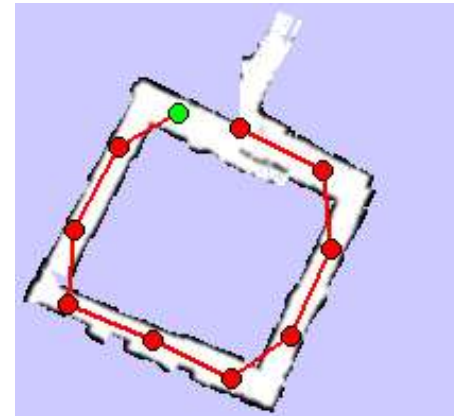
Para muestrear acciones de manera eficiente consideramos:

- **Acciones de exploración (1-3)**
- **Acciones de cierre de lazo (4) y**
- **Acciones de visitar lugares (5)**

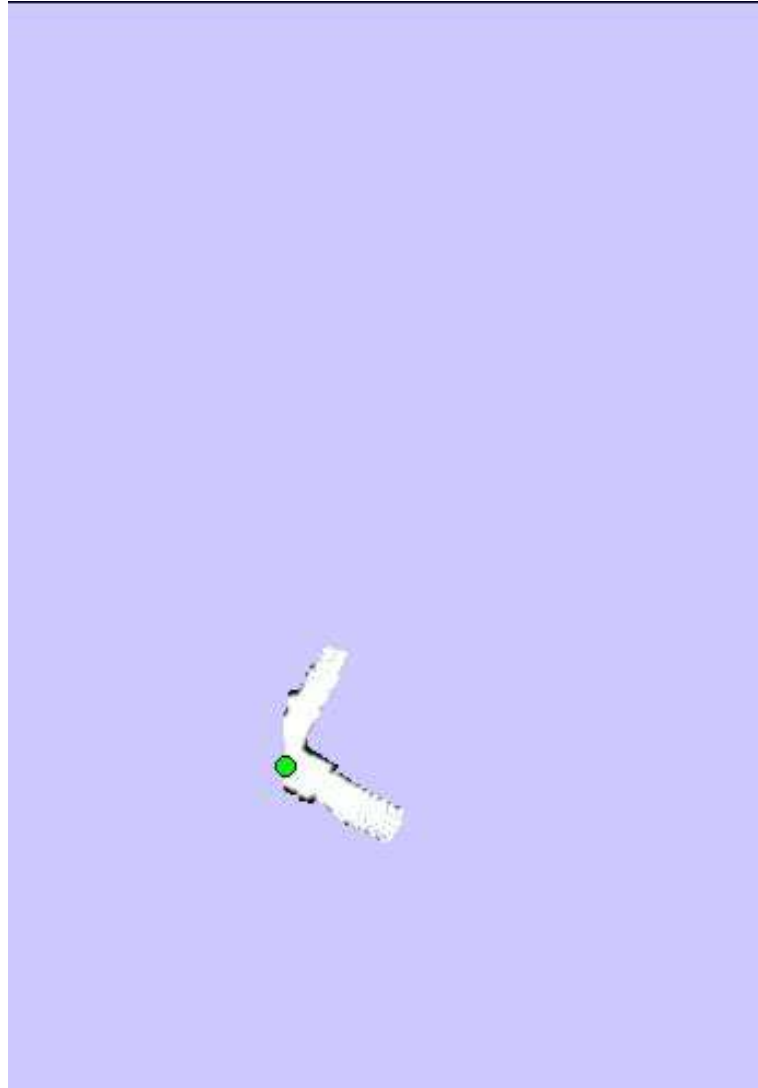


Representación dual para detección de lazos

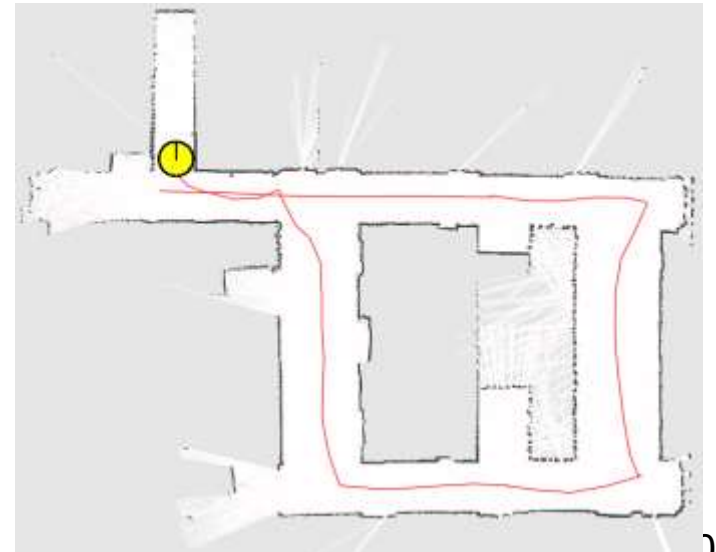
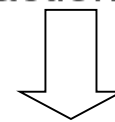
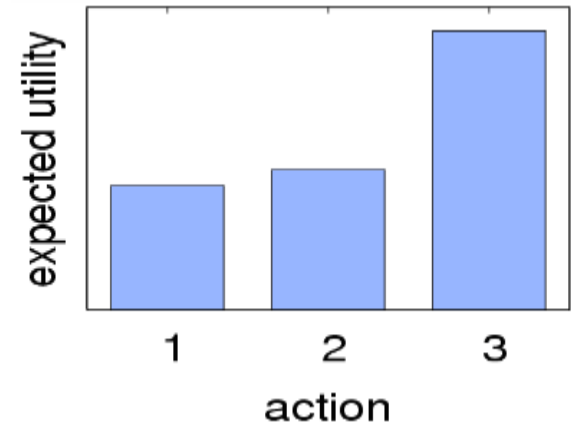
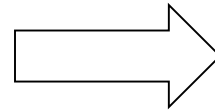
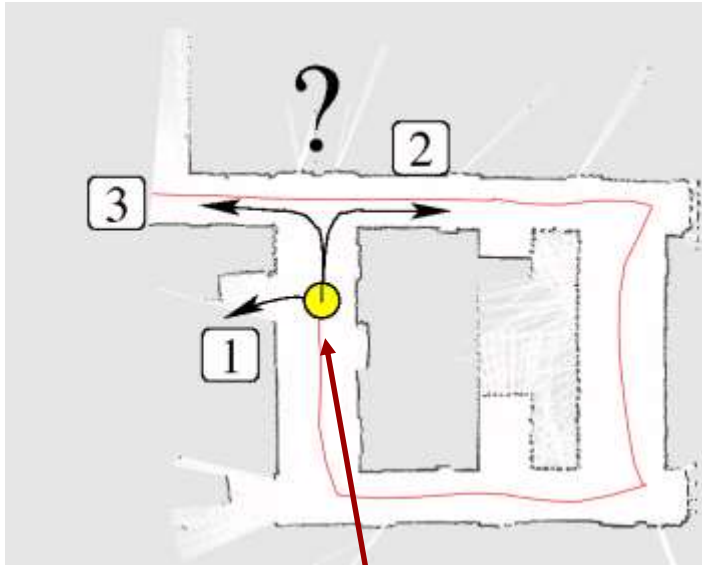
- **Grafo de trayectoria** (“mapa topológico”) guarda el recorrido visitado por el robot
- **Grilla de ocupación** representa el espacio cubierto por los sensores
- **Lazos** corresponden a caminos largos en el grafo de trayectoria y caminos cortos en el mapa de grilla



Ejemplo: Grafo de trayectoria

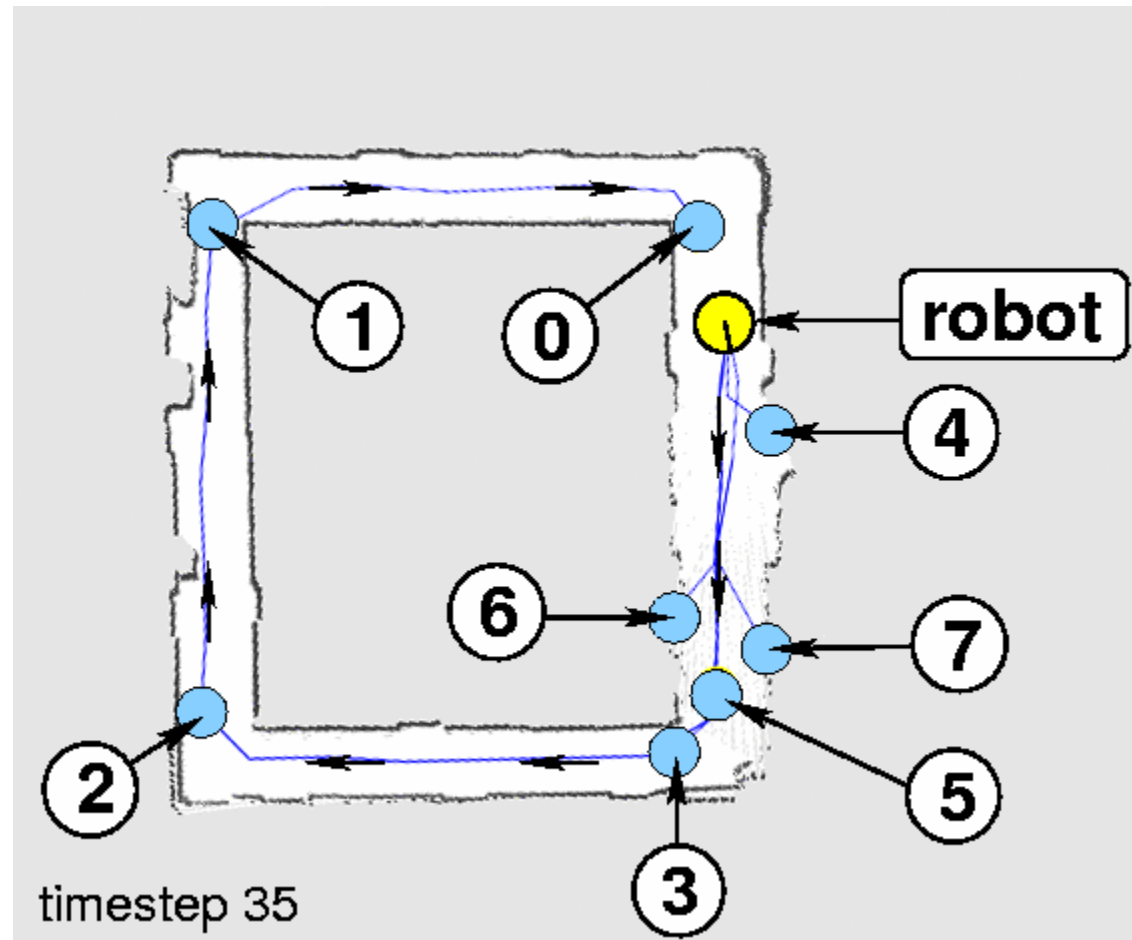
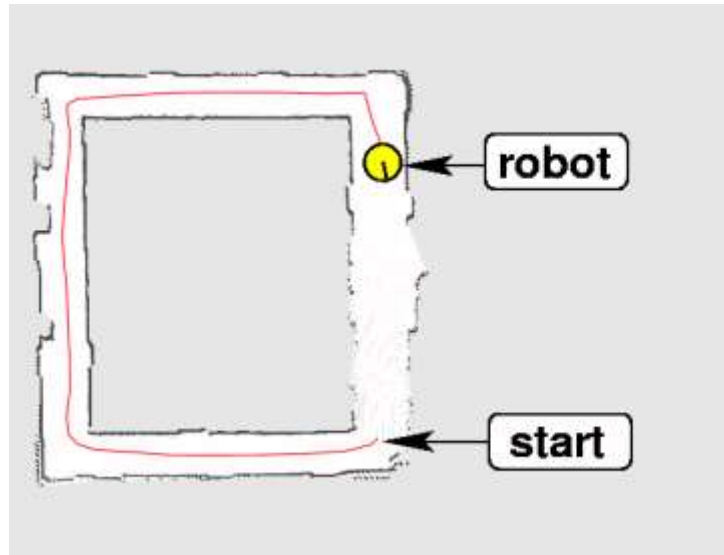


Ejemplo de aplicación

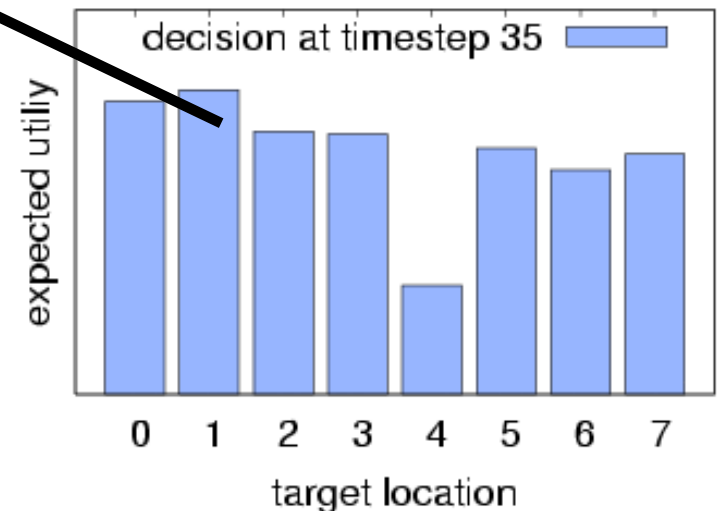
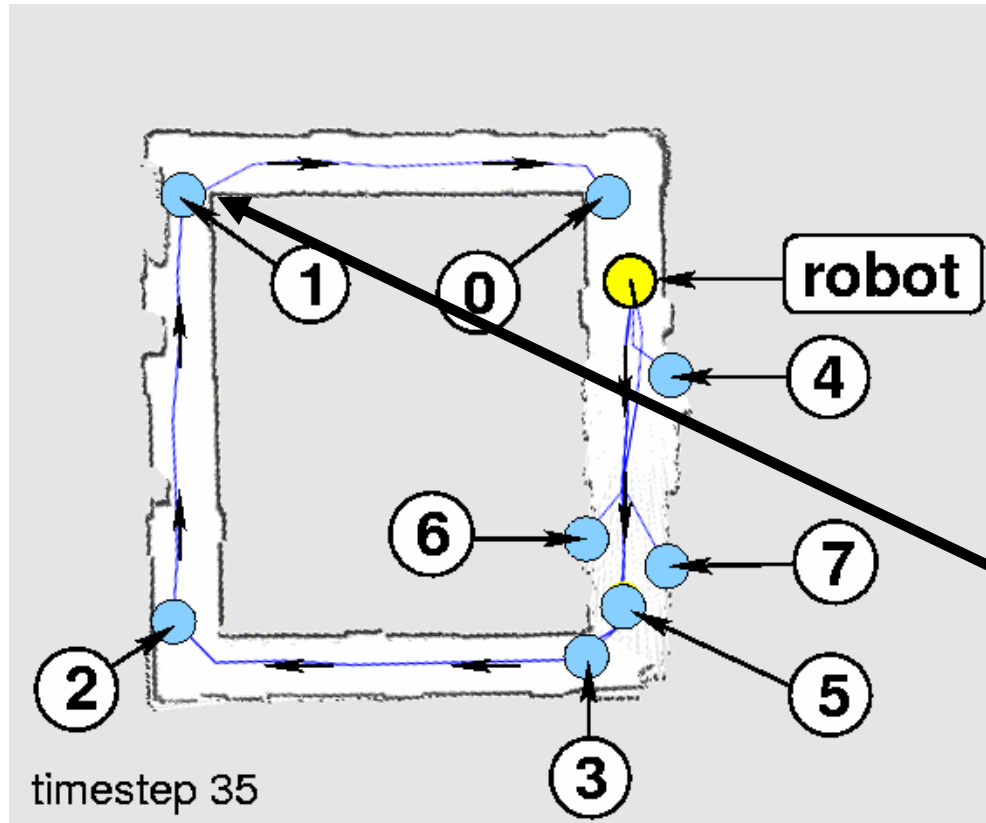


Alta incerteza en la pose

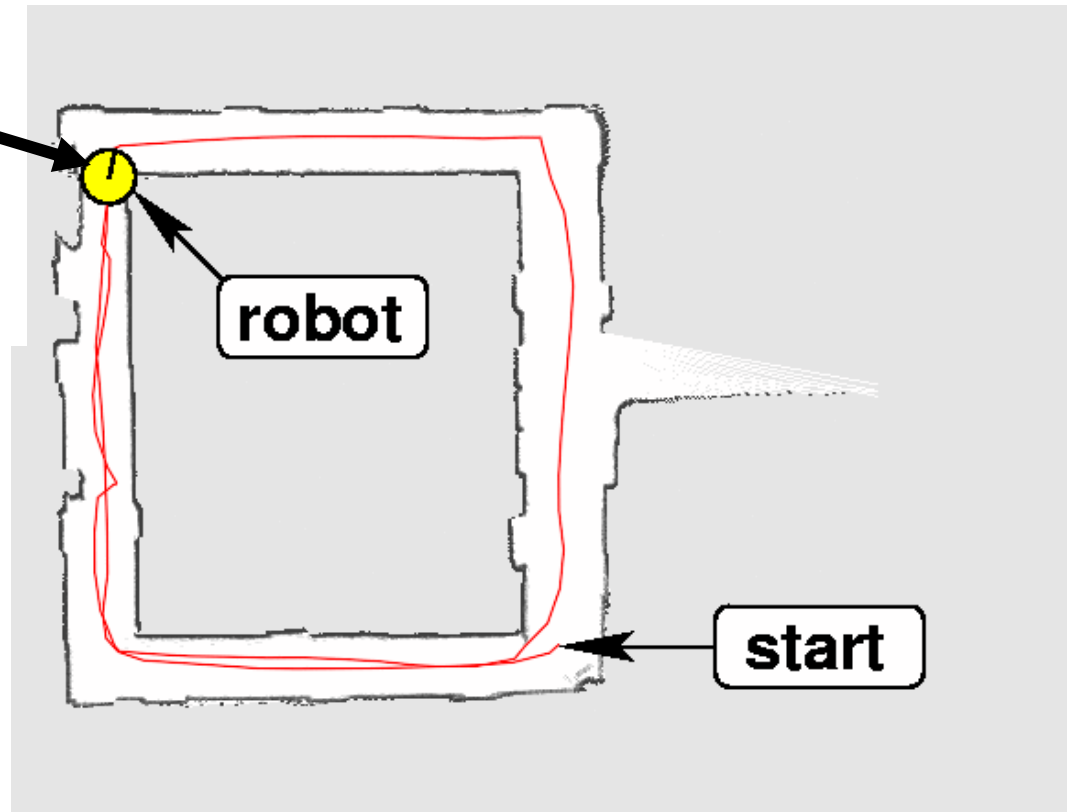
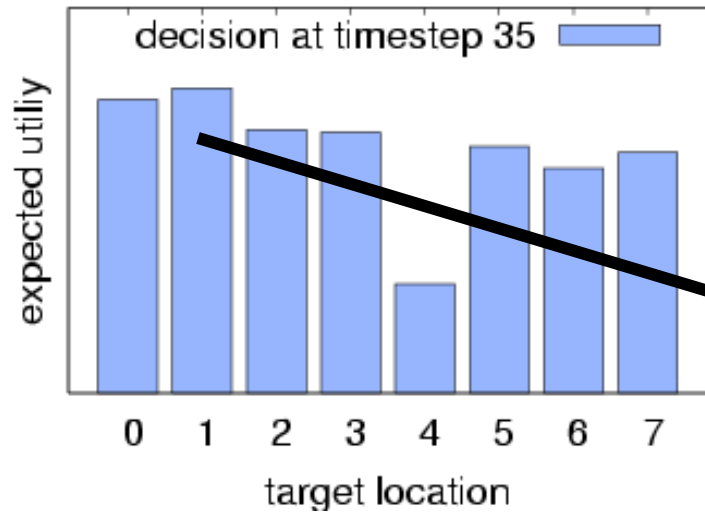
Ejemplo: Posibles objetivos



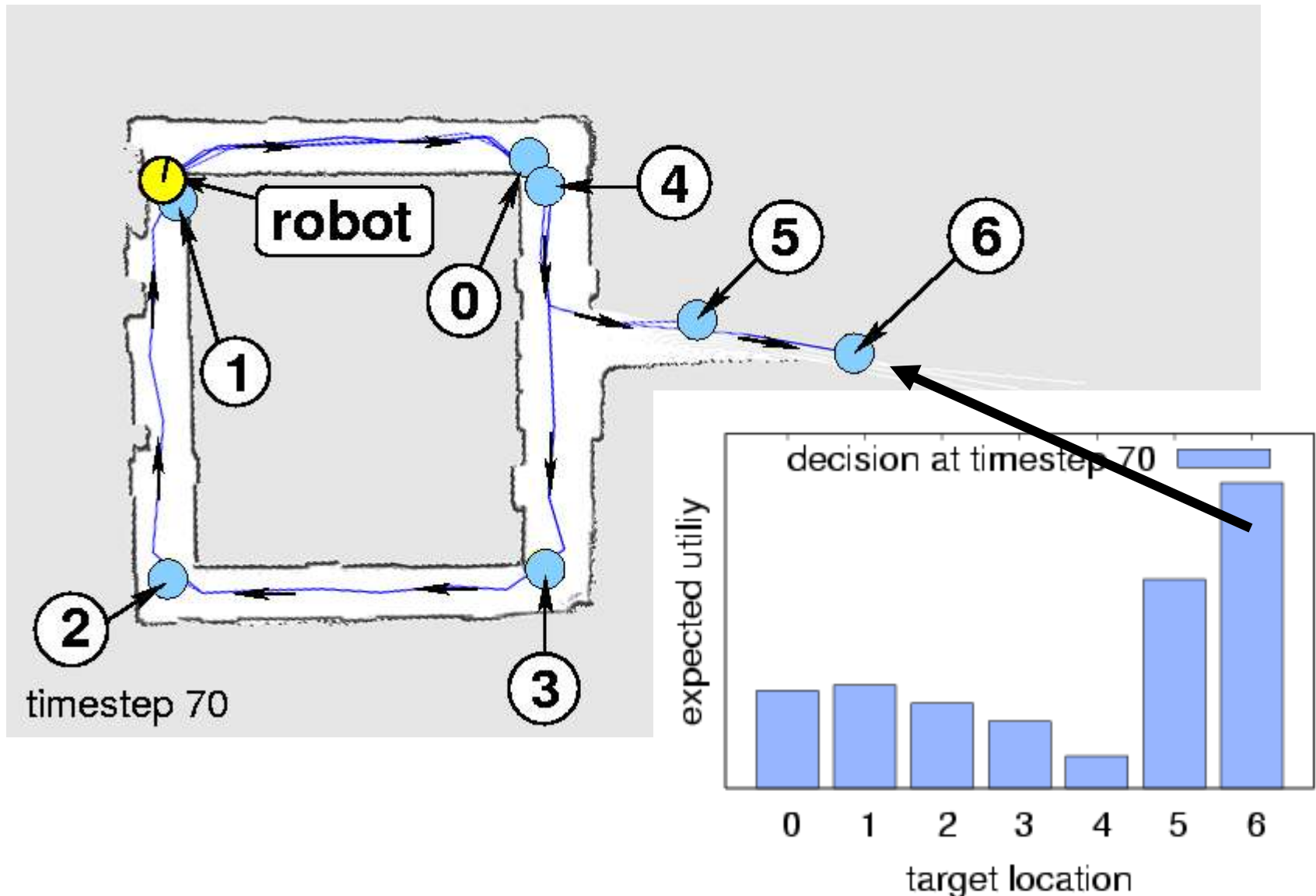
Ejemplo: Evaluar objetivos



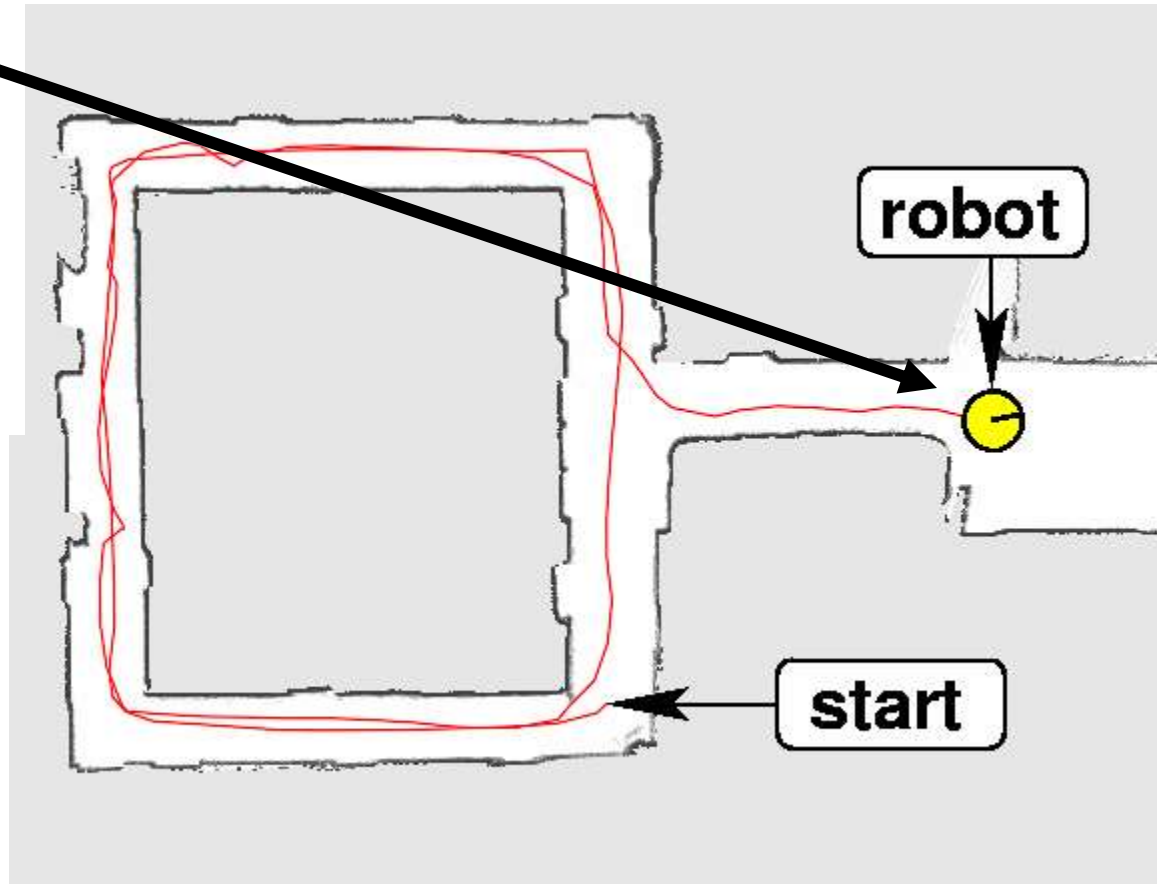
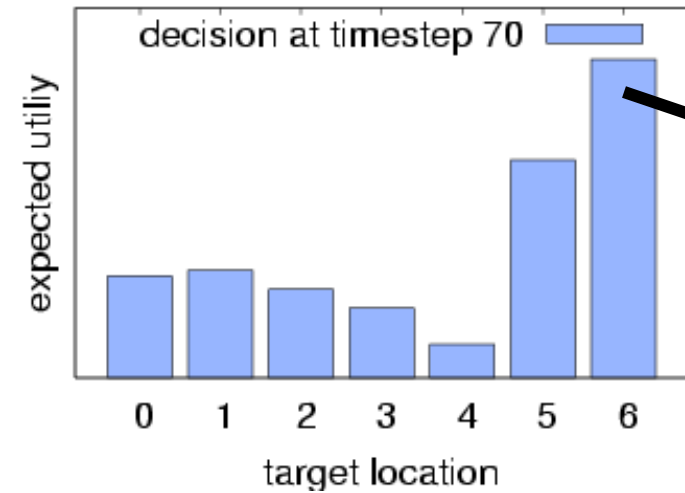
Ejemplo: Mover robot hacia el objetivo



Ejemplo: Evaluar objetivos

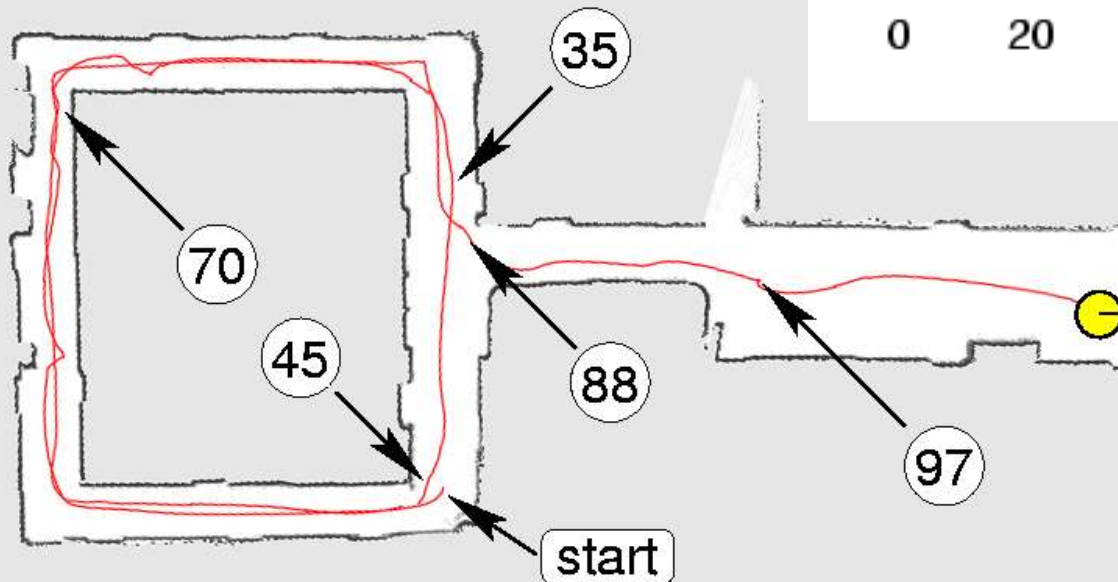
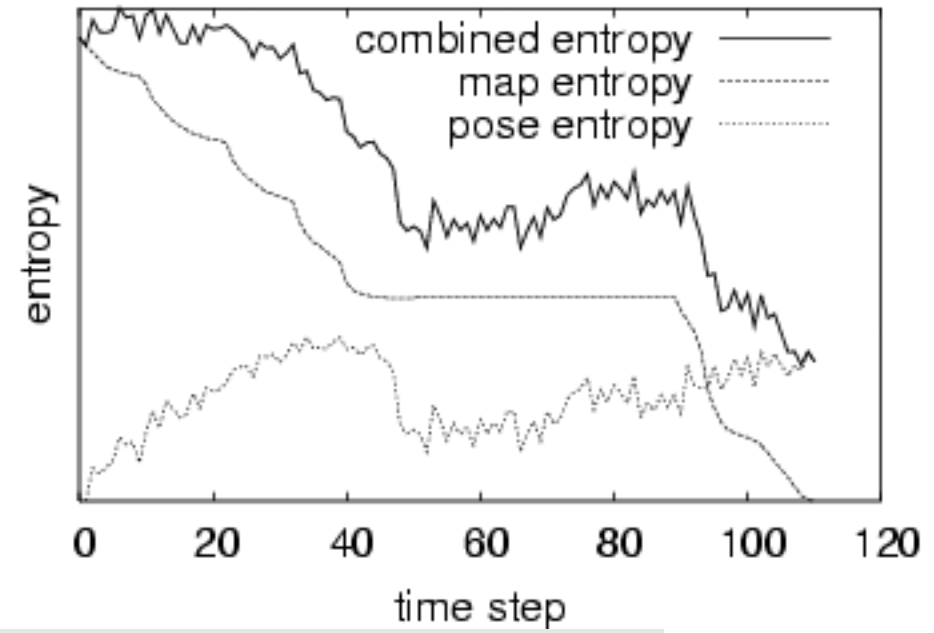


Ejemplo: Mover Robot



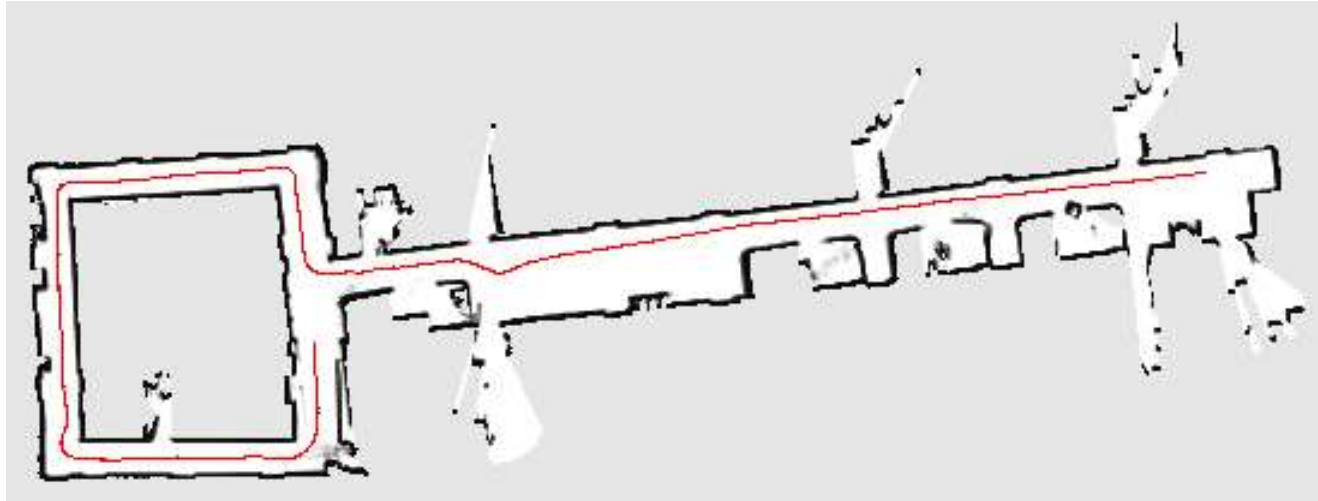
... etc. ...

Ejemplo: Evolución de la entropía

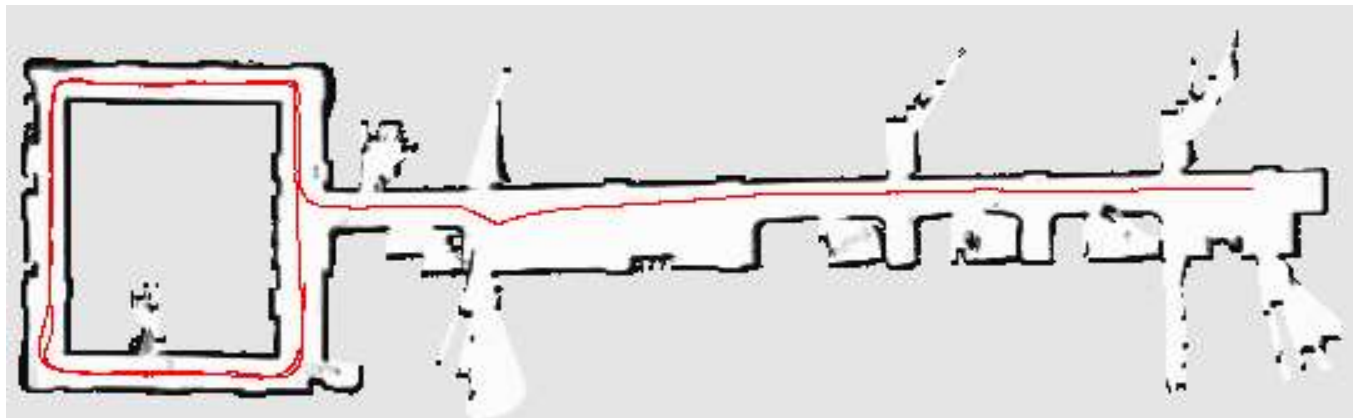


Comparación

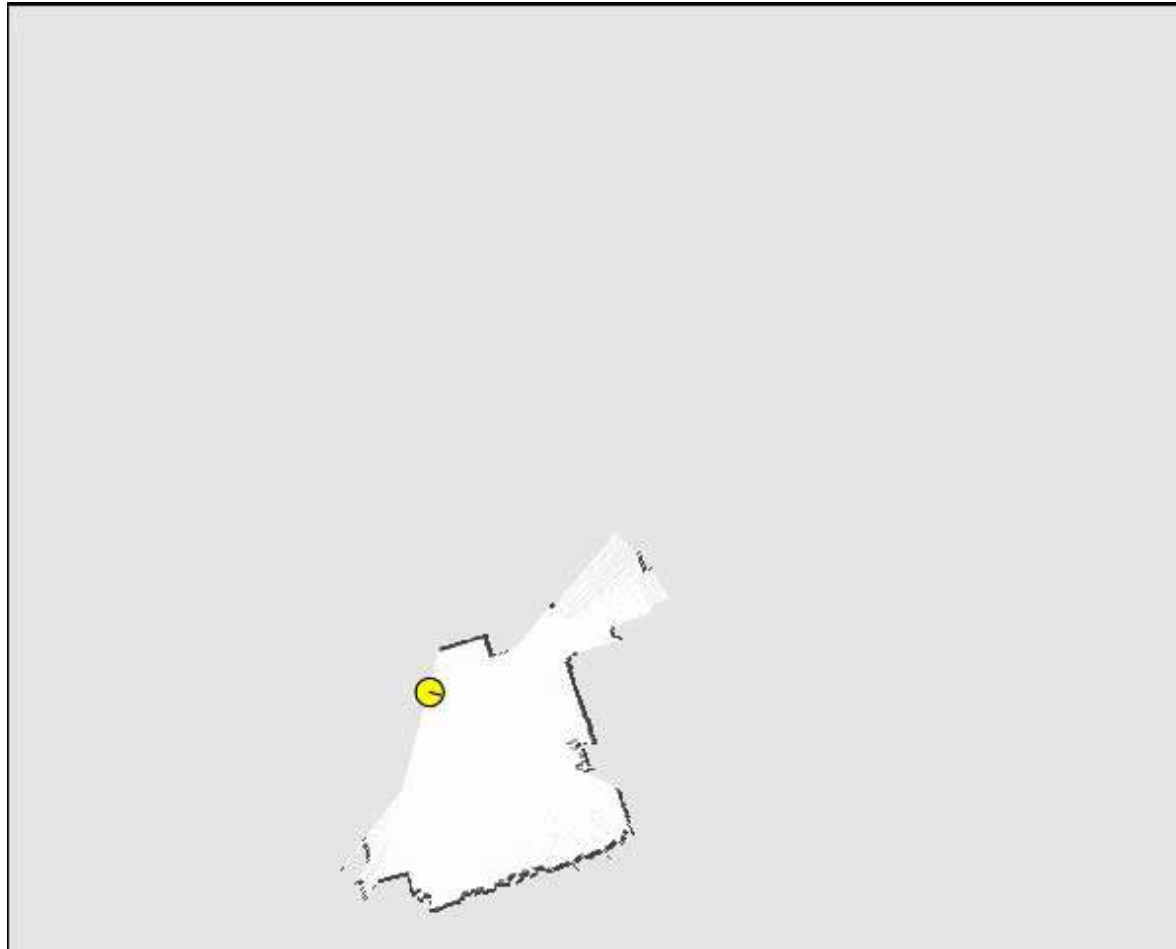
Sólo incerteza en el mapa:



Después de la acción de cierre de lazo:



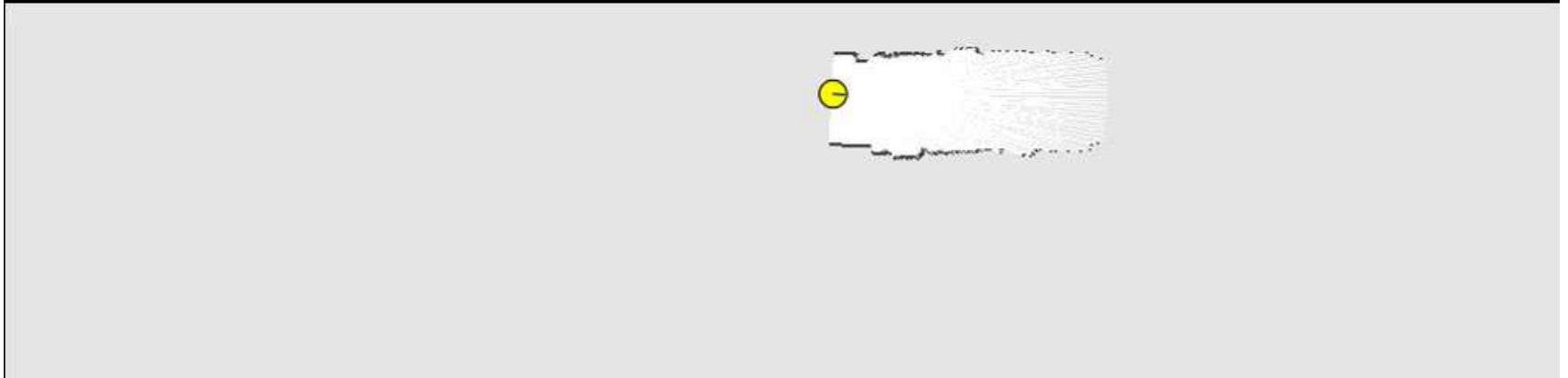
Ejemplo de exploración



Ubicación de
objetivo
seleccionado



Exploración de un pasillo



- El método formal de decisión produce **comportamientos intuitivos**: “re-ubicarse antes de perderse”
- Algunos animales muestran comportamientos similares

Resumen

- Método formal de decisión para exploración en el contexto de RBPF-SLAM
- Se usa la factorización de Rao-Blackwellización para calcular eficientemente la ganancia de información esperada
- Razona sobre las mediciones obtenidas a lo largo de la trayectoria del robot
- Considera un conjunto reducido de acciones: exploración, cierre de lazo y revisita de lugares