Introducción a la programación de un automóvil autónomo

Taihú Pire

Laboratorio de Robótica
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Universidad de Buenos Aires

Índice

PARTICLE FILTER

Particle Filter es un algoritmo que permite estimar el estado de un sistema.

- Ventajas:
  - Muy fácil de implementar
  - Es el método más flexible
- Desventaja:
  - No es siempre aplicable

Ejercicio

1. *Espacio de estados: ¿Sobre qué tipo de espacio de estados trabajan?*
2. *Modalidad de creencia: ¿Qué tipo de distribución es utilizada (Unimodal o Multimodal) por los filtros?*
3. *Eficiencia: ¿Cuando el número de dimensiones del espacio de estados aumenta, cómo es afectada la representación de la grilla de celdas y la gaussiana para cada filtro?*
4. *Exactitud: ¿Los métodos aproximan la distribución a posteriori o son exactos?*

Quiz	state space	belief	efficiency	in robotics
Class 1 Histogram Filters	o Discrete o Continuous	o unimodal o multimodal	o quadratic o exponential	o exact o approximate
Class 2 Kalman Filters	o Discrete o Continuous	o unimodal o multimodal	o quadratic o exponential	o exact o approximate

Tipos de filtros

QUIZ	state space	belief	efficiency	in robotics
Class 1 Histogram Filters	x Discrete o Continuous	o unimodal x multimodal	o quadratic x exponential	o exact x approximate
Class 2 Kalman Filters	o Discrete x Continuous	x unimodal o multimodal	x quadratic o exponential	o exact x approximate

Observación (Eficiencia)

- *Histogram Filter: escala exponencialmente, K^D, donde K es la cantidad de celdas y D el número de dimensiones. Esto se debe a que cada dimensión va a tener asociado un histograma (grilla), y cada celda de un histograma puede "combinarse" con cada una de las celdas del resto de los histogramas.*
- *Kalman Filter: escala cuadráticamente debido a que esta completamente representado por el vector media y la matriz de covarianza que es cuadrática.*

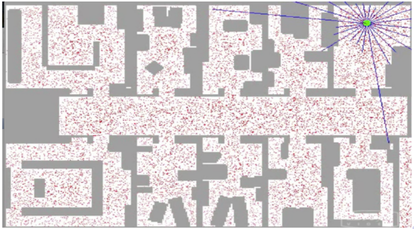
Quiz	state space	belief	efficiency	in robotics
Class 1 Histogram Filters	x Discrete o Continuous	o unimodal x multimodal	o quadratic x exponential	o exact x approximate
Class 2 Kalman Filters	o Discrete x Continuous	x unimodal o multimodal	x quadratic o exponential	o exact x approximate
Class 3 Particle Filters	Continuous	multimodal	?	approximate

OBSERVACIÓN (EFICIENCIA)

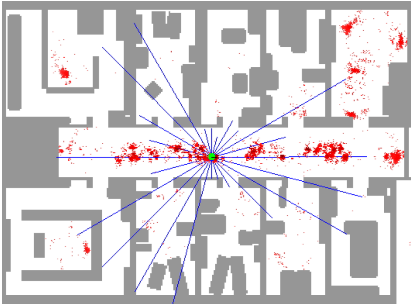
- *Particle Filter: en ciertas situaciones escala exponencialmente. En casos donde el espacio es de más de cuatro dimensiones Particle Filter no debe ser utilizado. Sin embargo, en problemas de tracking funciona bien.*

Ejemplo

- *En la imagen, el robot está ubicado en la parte superior derecha, tiene sensores representados por las lineas azules.*
- *Los sensores son sonares que miden la distancia a los objetos más cercanos.*
- *Los sensores ayudan al robot a determinar una buena distribución a posteriori de a donde se encuentra.*
- *El robot está situado en el medio del pasillo, pero él no lo sabe. Desconoce completamente dónde se encuentra.*

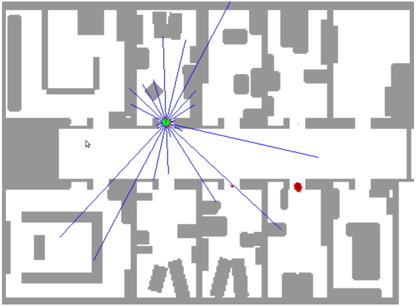


En este entorno los puntos rojos son partículas. Son suposiciones discretas (hipótesis) de dónde el robot puede estar. Estas partículas están compuestas por las coordenadas x e y, y una *orientación*. Estos tres valores determinan una hipótesis. El conjunto de miles de hipótesis es una representación aproximada de la Posterior Belief del robot.



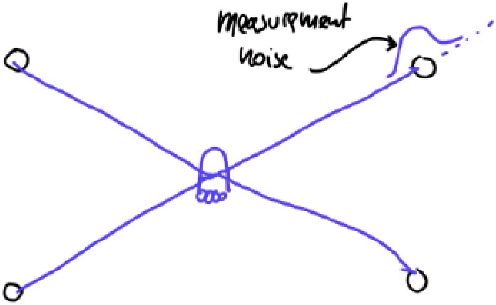
Ejemplo 1: Particle Filter

La esencia del Particle Filter es tener partículas (hipótesis) donde el robot quizás se encuentre. Las partículas pueden “sobrevivir” o no luego de cada iteración del método. Sobreviven las partículas que son más consistentes con las mediciones, y más probables que sobrevivan. Como resultado lugares con una alta probabilidad concentrarán más partículas, y por lo tanto, mayor representaciones de la Posterior Belief del robot. Todas las partículas juntas conforman la creencia aproximada de la ubicación del robot.

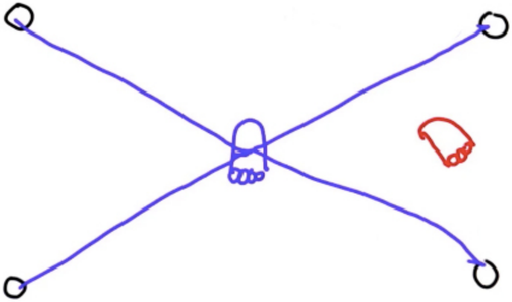


EJEMPLO

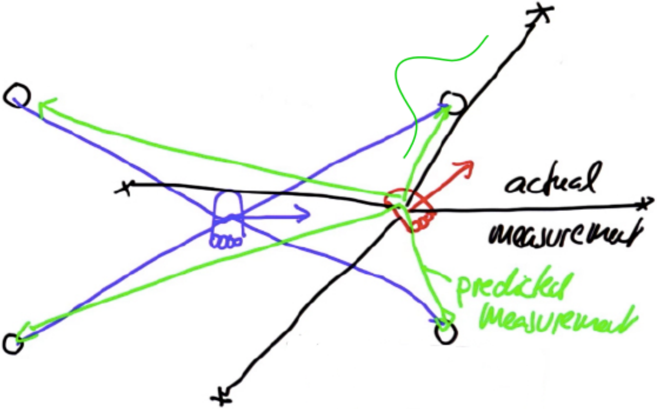
- *Dado un entorno con cuatro landmarks. Las distancias desde las landmarks al robot conforman el vector medición del robot.*
- *El robot se encuentra en el medio de las cuatro landmarks, y puede medir la distancia a las landmarks.*
- *El ruido de medición es modelado por medio de una Gaussiana con media cero.*



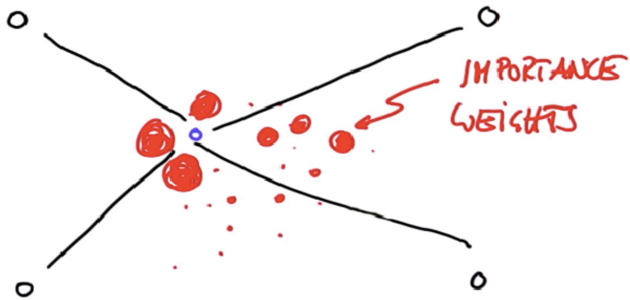
El robot rojo indica la hipótesis de una partícula. Observar que la partícula también presenta una orientación.



El "mismatch" entre la medición actual (de color **negra**) y la medición predicha (de color **verde**) conduce a lo que llamamos importance weight, que dice que tan importante es una partícula específica. Mientras más grande sea este peso, más importante es la partícula.



Luego del cálculo de los pesos de las partículas, se efectúa un resampling. Esto es, cualquier partícula puede sobrevivir, pero la probabilidad de que una partícula sobreviva es proporcional a su peso asociado.



En otras palabras, una partícula con un peso muy grande sobrevivirá con una mayor proporción que una partícula con un peso muy chico.

RESAMPLING

Dadas N partículas, donde cada una tiene tres valores y un peso, w. Los pesos son valores continuos y la suma de todos es W.

$$W = \sum_i w_i$$

Normalización de los pesos:

$$\alpha_1 = \frac{w_1}{W}$$
$$\alpha_2 = \frac{w_2}{W}$$
$$\vdots$$
$$\alpha_N = \frac{w_N}{W}$$

La suma de todos los α es:

$$\sum_i \alpha_i = 1$$

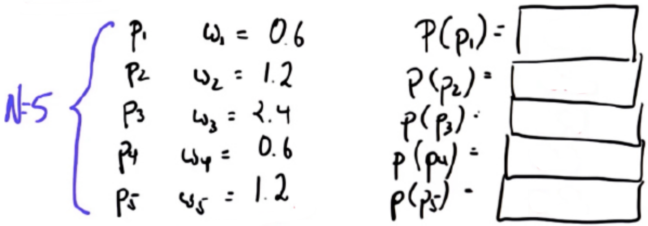
RESAMPLING (CONTINUACIÓN)

El resampling pone todas las partículas con sus pesos normalizados en un gran “bolsa”. Luego, dibuja las N nuevas partículas tomando cada partícula con probabilidad α de la bolsa.

Si hay N partículas, escogeremos N veces. Al final, las partículas que posean un mayor peso normalizado α ocurrirán con mayor frecuencia en el nuevo conjunto.

EJEMPLO (RESAMPLING)

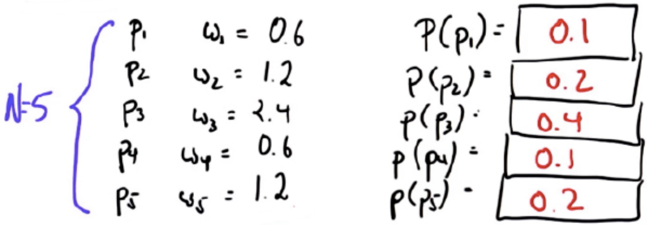
- *Dadas las partículas* p_i *y sus pesos asociados* w_i *donde* $i = 1 \dots 5$.
- *¿Cuál es la probabilidad de muestrear cada partícula?*



Ejemplo: Resampling

Ejemplo (Resampling)

- *Dadas las partículas p_i y sus pesos asociados w_i donde $i = 1 \ldots 5$.*
- *¿Cuál es la probabilidad de muestrear cada partícula?*



$$W = \sum_{i=1}^{5} w_i = 6 \quad \rightarrow \quad \alpha_i = \frac{w_i}{W}$$

EJEMPLO (RESAMPLING)

- *Dadas las partículas* p_i *y sus pesos asociados* w_i *donde* $i = 1 \dots 5$*.*
- *¿Es posible que la partícula* p_1 *nunca sea elegida?*

$$N=5 \left\{ \begin{array}{lll} p_1 & w_1 = 0.6 & \alpha_1 = 0.1 \\ p_2 & w_2 = 1.2 & \alpha_2 = 0.2 \\ p_3 & w_3 = 2.4 & \alpha_3 = 0.4 \\ p_4 & w_4 = 0.6 & \alpha_4 = 0.1 \\ p_5 & w_5 = 1.2 & \alpha_5 = 0.2 \end{array} \right.$$

Si

No

Ejemplo: Resampling

Ejemplo (Resampling)

- *Dadas las partículas* p_i *y sus pesos asociados* w_i *donde* $i = 1 \ldots 5$.
- *¿Es posible que la partícula* p_1 *nunca sea elegida?*

$$N=5 \begin{cases} p_1 & w_1 = 0.6 \quad \alpha_1 = 0.1 \\ p_2 & w_2 = 1.2 \quad \alpha_2 = 0.2 \\ p_3 & w_3 = 2.4 \quad \alpha_3 = 0.4 \\ p_4 & w_4 = 0.6 \quad \alpha_4 = 0.1 \\ p_5 & w_5 = 1.2 \quad \alpha_5 = 0.2 \end{cases}$$

Si No

Es muy probable que p_1 nunca sea elegida ya que tiene un peso muy chico.

EJEMPLO (RESAMPLING)

- *Dadas las partículas p_i y sus pesos asociados w_i donde $i = 1 \dots 5$.*
- *¿Es posible que la partícula p_3 nunca sea elegida?*

$$N=5 \left\{ \begin{array}{lll} p_1 & w_1 = 0.6 & \alpha_1 = 0.1 \\ p_2 & w_2 = 1.2 & \alpha_2 = 0.2 \\ p_3 & w_3 = 2.4 & \alpha_3 = 0.4 \\ p_4 & w_4 = 0.6 & \alpha_4 = 0.1 \\ p_5 & w_5 = 1.2 & \alpha_5 = 0.2 \end{array} \right.$$

Si

No

Ejemplo: Resampling

Ejemplo (Resampling)

- *Dadas las partículas p_i y sus pesos asociados w_i donde $i = 1 \ldots 5$.*
- *¿Es posible que la partícula p_3 nunca sea elegida?*

$$N=5 \begin{cases} p_1 & w_1 = 0.6 & \alpha_1 = 0.1 \\ p_2 & w_2 = 1.2 & \alpha_2 = 0.2 \\ p_3 & w_3 = 2.4 & \alpha_3 = 0.4 \\ p_4 & w_4 = 0.6 & \alpha_4 = 0.1 \\ p_5 & w_5 = 1.2 & \alpha_5 = 0.2 \end{cases}$$

Si No

Si bien es poco probable, es posible que p_3 nunca sea elegida.

Ejemplo (Resampling)

- *Dadas las partículas* p_i *y sus pesos asociados* w_i *donde* $i = 1 \ldots 5$.
- *¿Cuál es la probabilidad de que la partícula* p_3 *nunca sea elegida?*

$$N=5 \left\{ \begin{array}{llll} p_1 & w_1 = 0.6 & \alpha_1 = 0.1 \\ p_2 & w_2 = 1.2 & \alpha_2 = 0.2 \\ p_3 & w_3 = 2.4 & \alpha_3 = 0.4 \\ p_4 & w_4 = 0.6 & \alpha_4 = 0.1 \\ p_5 & w_5 = 1.2 & \alpha_5 = 0.2 \end{array} \right.$$

$$P(p_3 \; no \; sea \; muestreada) = ?$$

Ejemplo: Resampling

Ejemplo (Resampling)

- *Dadas las partículas p_i y sus pesos asociados w_i donde $i = 1 \ldots 5$.*
- *¿Cuál es la probabilidad de que la partícula p_3 nunca sea elegida?*

$$N=5 \begin{cases} p_1 & w_1 = 0.6 & \alpha_1 = 0.1 \\ p_2 & w_2 = 1.2 & \alpha_2 = 0.2 \\ p_3 & w_3 = 2.4 & \alpha_3 = 0.4 \\ p_4 & w_4 = 0.6 & \alpha_4 = 0.1 \\ p_5 & w_5 = 1.2 & \alpha_5 = 0.2 \end{cases}$$

$$P(p_3 \text{ no sea muestreada}) = (0{,}6)^5 = 0{,}077$$

DEFINICIÓN (MEASUREMENTE UPTADE)

$$P(X|z) \propto P(z|X)P(X)$$

$P(X)$ *: conjunto de partículas*
$P(z|X)$ *: importance weight*
$P(X|z)$ *: Posterior Belief luego de haber sensado*

DEFINICIÓN (MOTION UPTADE)

$$P(X') = \sum P(X'|X)P(X)$$

$P(X)$ *: conjunto de partículas*
$P(X'|X)$ *: motion model con noise model*
$P(X')$ *: nuevo conjunto de partículas (Posterior Belief luego del movimiento)*

Algorithm 1: Particle Filter($\mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t$)

$\bar{\mathcal{X}}_t = \mathcal{X}_t = \emptyset$
for $m = 1$ to M do
  $sample\ x_t^{[m]} \sim p(x_t | u_t, x_{t-1}^{[m]})$
  $w_t^m = p(z_t | x_t^{[m]})$
  $\bar{\mathcal{X}}_t = \bar{\mathcal{X}}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$
endfor
for $i = 1$ to M do
  draw i with probability $\propto w_t^{[i]}$
  add $x_t^{[i]}$ to $\mathcal{X}_t$
endfor
return $\mathcal{X}_t$