



**FACULTAD  
DE INGENIERIA**

---

Universidad de Buenos Aires

Robótica Móvil 86.49

## Practica 2 - Modelos Probabilísticos, Filtros Discretos y Filtros de Partículas

# Índice

1. Introducción	2
2. Muestreo de Distribuciones de Probabilidad	2
3. Modelo de Movimiento Basado en Odometría	2
4. Filtro Discreto	3
5. Filtro de Partículas	4

## 1. Introducción

## 2. Muestreo de Distribuciones de Probabilidad

Para generar muestras de una distribución Normal, se utilizaron tres métodos diferentes:

- Suma de variables uniformes
- Muestreo por rechazo
- Método de Box-Muller

En el primer caso, se generaron 12 variables aleatorias uniformes en el intervalo  $[0, 1]$  por muestra, se sumaron y se les restó 6 (la media de dichas variables), centrando así la distribución en cero. Luego, se escaló por  $\sqrt{\sigma^2}$  y se desplazó en  $\mu$  para obtener una muestra con la media y la varianza deseadas. Este procedimiento se basa en el *Teorema Central del Límite*.

En el método de muestreo por rechazo, se generaron candidatos aleatorios dentro de un intervalo acotado y se aceptaron solo aquellos que se encontraban por debajo del valor de la función de densidad de probabilidad *PDF* normalizada. Por último, el método de *Box-Muller* utiliza una transformación matemática que permite convertir dos variables uniformemente distribuidas en variables con distribución Normal estándar.

En la Figura 1 se muestran las muestras generadas con cada método, superpuestas con la curva teórica de la función de densidad de probabilidad *PDF*.

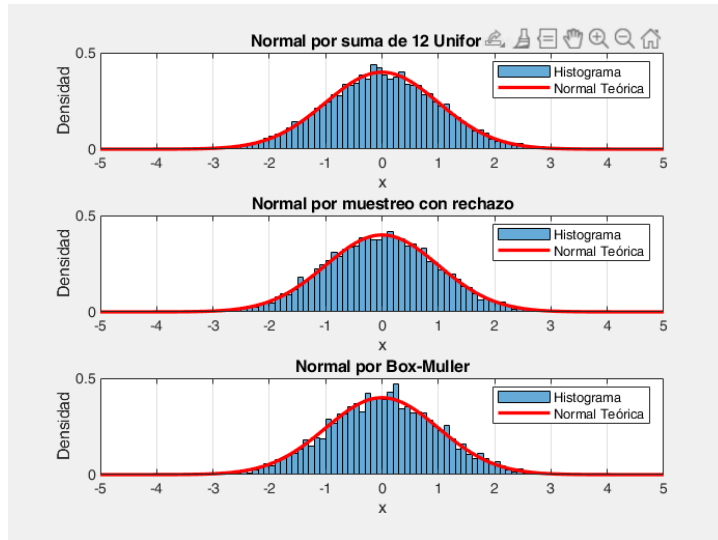


Figura 1: Gráficos de las muestras comparándolas con la *PDF* teórica.

## 3. Modelo de Movimiento Basado en Odometría

Para modelar el movimiento a partir de la odometría, dados  $x_t$ ,  $y_t$  y los parámetros de ruido  $\alpha_t$ , se utilizó el siguiente modelo:

$$\begin{aligned}x_{t+1} &= x_t + \delta_{trans} \cdot \cos(\theta + \delta_{rot1}) \\y_{t+1} &= y_t + \delta_{trans} \cdot \sin(\theta + \delta_{rot1}) \\\theta_{t+1} &= \theta_t + \delta_{rot1} + \delta_{rot2}\end{aligned}$$

donde

$$\begin{aligned}\delta_{rot1} &= \delta_{rot1} + n \cdot (\alpha_1 \cdot |\delta_{rot1}| + \alpha_2 \cdot |\delta_{trans}|), \\ \delta_{rot2} &= \delta_{rot2} + n \cdot (\alpha_1 \cdot |\delta_{rot2}| + \alpha_2 \cdot |\delta_{trans}|), \\ \delta_{trans} &= \delta_{trans} + n \cdot (\alpha_3 \cdot |\delta_{trans}| + \alpha_4 \cdot (|\delta_{rot1}| + |\delta_{rot2}|)).\end{aligned}$$

En estas expresiones,  $n$  representa una variable aleatoria que modela el ruido en cada componente del movimiento. Para su generación se utilizó la función *Box-Muller*, descrita en el inciso anterior, que permite obtener muestras de una distribución

normal estándar.

Luego, una vez modelado el movimiento, se generaron 500 muestras siguiendo los argumentos

$$x_t = (2, 4, \pi/2)^T, \quad u_t = (\pi/4, 0, 1)^T y \quad \alpha = (0, 1, 0, 1, 0, 01, 0, 01)^T.$$

En la figura 2 se muestran las posiciones  $(x_{t+1}, y_{t+1})$  para las 500 muestras.

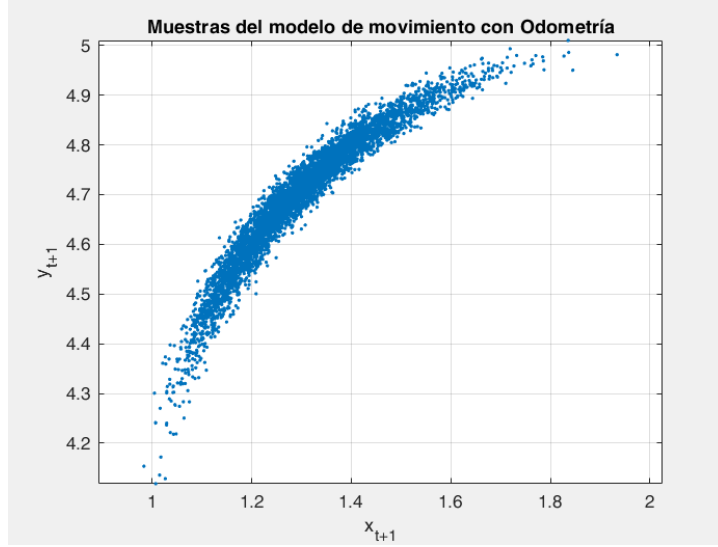


Figura 2: Posiciones  $(x_{t+1}, y_{t+1})$ .

## 4. Filtro Discreto

Se implementó un filtro Bayesiano discreto para estimar la posición de un robot en un entorno unidimensional compuesto por 20 celdas. Inicialmente, el robot se encuentra en la celda 10, representado por una distribución de probabilidad con valor uno en dicha celda y cero en el resto.

El filtro actualiza la creencia (*belief*) del estado del robot luego de recibir comandos de movimiento: 'avanzar' o 'retroceder'. El modelo de movimiento es probabilístico: al avanzar, el robot se desplaza dos celdas con un 25% de probabilidad, una celda con un 50%, o permanece en la misma celda con un 25%. El mismo modelo se aplica simétricamente al comando de retroceso.

Para cada movimiento, se aplica la función *Discrete\_Bayes\_Filter*, que calcula la nueva distribución de probabilidad a partir de la anterior considerando estas probabilidades de transición. Además, se tiene especial cuidado en el tratamiento de las celdas cercanas a los bordes para evitar que el robot salga del mundo definido.

En el experimento, se aplicaron nueve comandos consecutivos de avance seguidos de tres de retroceso. La figura resultante muestra la distribución de probabilidad final del robot en el entorno, destacando la difusión de la creencia debido a la incertidumbre en el movimiento.

En la figura 3 se observa el *Belief* resultante de la distribución de posición del robot.

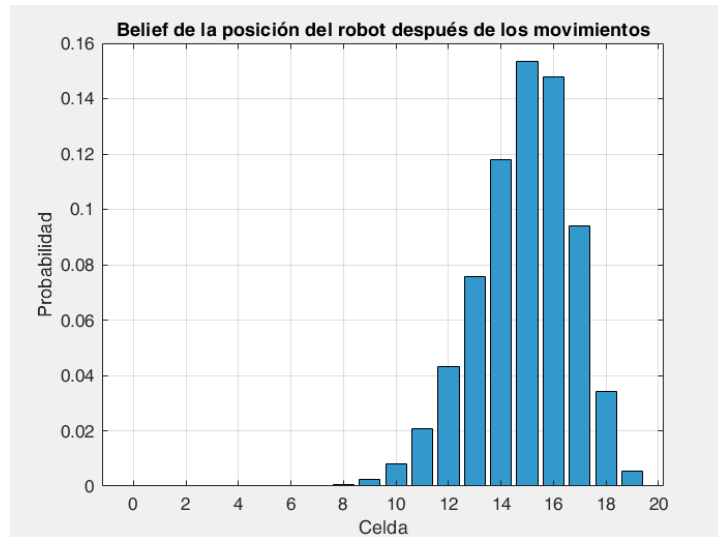


Figura 3: *Belief* resultante luego de los comandos.

## 5. Filtro de Partículas

Se implementó un filtro de partículas completando los archivos *measurement\_model.m* y *resample.m* permitiendo que el algoritmo funcione correctamente. Para ilustrar el funcionamiento del filtro, se generó un video que muestra la evolución del conjunto de partículas a lo largo del tiempo [1]

## Referencias

- [1] Video secuencia de movimiento de partículas: [https://www.youtube.com/watch?v=p7x2glCC5Q8&ab\\_channel=Mar%C3%ADDaEugeniaEtcheverry](https://www.youtube.com/watch?v=p7x2glCC5Q8&ab_channel=Mar%C3%ADDaEugeniaEtcheverry)