
Aplicación del muestreo bayesiano en robots móviles: estrategias para localización y estimación de mapas del entorno

Domingo Gallardo López

Tesis de Doctorado

Facultad: Escuela Politécnica Superior

Directores: Dr. Ramón Rizo Aldeguer
Dr. Francisco Escolano Ruiz

1999

UNIVERSIDAD DE ALICANTE

Tesis Doctoral

APLICACIÓN DEL MUESTREO
BAYESIANO EN ROBOTS MÓVILES:
ESTRATEGIAS PARA LOCALIZACIÓN Y
ESTIMACIÓN DE MAPAS DEL ENTORNO

Presentada por

Domingo Gallardo López

Dirigida por

Dr. Ramón Rizo Aldeguer

Dr. Francisco Escolano Ruiz

Departamento de Tecnología Informática y Computación

Mayo de 1999

Para Conso

Agradecimientos

En cualquier proyecto de investigación, y en una tesis doctoral en especial, es fundamental tener alrededor buenos compañeros con los que compartir el trabajo y las experiencias. Esta tesis no hubiera sido posible sin las muchas personas que me han ayudado desde el principio, aportando ideas, propuestas, caminos a seguir o, simplemente, estando ahí para discutir y charlar.

Me gustaría agradecer sinceramente a mi director de tesis, *Ramón Rizo*, y a mi co-director, *Francisco Escolano*, por su continuo apoyo, ánimo y por todas sus sugerencias. A *Vicente Botti*, *Alfons Crespo*, *Federico Barber* y *Eva Onaindía* por lo mucho que aprendí en Valencia. A *Reid Simmons*, *Rich Goodwin* y *Hank Wan*, por su apoyo y amistad en los meses en CMU. Por último, a los buenos amigos y compañeros del grupo de investigación, *Faraón Llorens*, *Rosana Satorre*, *Isabel Alfonso*, *Pilar Arques* y, en especial a *Miguel Cazorla* y *Otto Colomina*, por compartir también proyectos, ideas y "pizarrón".

Índice General

1	Introducción	19
2	Localización y mapeado en entornos de oficina	25
2.1	Introducción	26
2.2	Modelos del entorno	27
2.2.1	Mapas topológicos	28
2.2.2	Rejillas de ocupación	29
2.2.3	Modelos geométricos	30
2.3	Aproximaciones al problema de la localización	33
2.3.1	Localización local	33
2.3.2	Localización global	35
2.4	Aproximaciones al problema del mapeado	36
2.5	Fundamentos de la localización bayesiana	37
2.5.1	Definiciones y consideraciones previas	38
2.5.2	Actualización de la probabilidad a posteriori	40
2.5.3	Estimación de la función de densidad a posteriori	41
2.6	Fundamentos del mapeado bayesiano	43
2.7	Discusión	46
3	Un modelo estocástico del sonar	47
3.1	Introducción	47
3.2	Características del sonar	49
3.2.1	Funcionamiento del transductor de ultrasonidos Polaroid	49
3.2.2	Errores de medida en las lecturas del sensor de ultrasonidos	51
3.2.3	Anillo de sonares	53
3.2.4	Experimentación	53
3.3	Modelo de interacción del sensor de ultrasonidos	58
3.3.1	Modelo físico del sensor de ultrasonidos	59

3.3.2	Extensión del modelo para contemplar múltiples reflexiones	61
3.4	Simulación del sonar mediante trazado de rayos	65
3.4.1	Trazado de rayos	65
3.4.2	Simulación del sonar	66
3.4.3	Parámetros del modelo y del algoritmo	70
3.4.4	Ajuste <i>off-line</i> de los parámetros del modelo	73
3.5	Modelo estocástico	76
3.5.1	Sonar único	76
3.5.2	Anillo de sonares	77
3.6	Discusión	77
4	Modelos para la estimación bayesiana	81
4.1	Mapas del entorno	81
4.2	Modelo de observación	83
4.2.1	Formulación general	84
4.2.2	Funciones de probabilidad condicional	86
4.2.3	Experimentos	87
4.3	Modelo dinámico	94
4.4	Discusión	95
5	Localización basada en filtros de partículas	97
5.1	Introducción	97
5.2	Filtro <i>bootstrap</i>	98
5.3	Justificación teórica	102
5.4	Aplicación a la estimación de elementos topológicos	102
5.5	Aplicación a la localización	111
5.6	Discusión	124
6	Mapeado basado en el algoritmo EM adaptativo	125
6.1	Introducción	125
6.2	Enfoque muestral del algoritmo EM	127
6.2.1	Estimación de posiciones esperadas	129
6.2.2	Mapas de máxima verosimilitud	131
6.3	Experimentos	134
6.4	Discusión	143
7	Conclusiones	145
A	Muestreo por rechazo	149

B	Algoritmo EM	151
B.1	Descripción del algoritmo EM	151
B.2	Aplicación a la estimación de k medias	152
C	Trayectorias con algoritmos genéticos	155
C.1	Introducción	155
C.2	Planteamiento del problema	156
C.3	Algoritmos genéticos	158
C.3.1	Representación de las soluciones	158
C.3.2	Función de evaluación	159
C.3.3	Operadores genéticos	160
C.4	Resultados	161
C.4.1	Resultados en distintos entornos sin ruido	161
C.4.2	Comparación de resultados con y sin ruido	161
C.5	Conclusiones	162
D	Aprendizaje de conductas locales de navegación	163
D.1	Introducción	163
D.1.1	Técnicas previas para el control local	163
D.1.2	Control local basado en reconocimiento estadístico de situaciones	165
D.2	Aprendizaje y clasificación de situaciones	166
D.2.1	Análisis de Componentes Principales	167
D.2.2	Clasificación	168
D.3	Resultados	168
D.4	Conclusiones	169

Índice de Figuras

1.1	Ejemplo de lecturas de sensores de ultrasonidos en una habitación.	20
1.2	Muestras que representan la distribución de probabilidad de la posición del robot.	21
1.3	PIXIE en un pasillo.	22
1.4	Simulador con el que se ha realizado parte de la experimentación.	23
2.1	Ejemplo de mapa topológico de Kuipers.	29
2.2	Ejemplo de rejilla de ocupación (tomado de (Thrun, Burgard, y Fox 1998)).	30
2.3	Ejemplo de modelo geométrico del entorno. Las características geométricas usadas en el modelo son: <i>esquinas, aristas y segmentos de rectas</i>	31
2.4	Ejemplo de modelo CAD del entorno.	32
2.5	Ejemplo de modelo sensorial del entorno, en el que el entorno es el mismo que el modelado por las figuras 2.3 y 2.4.	32
3.1	PIXIE, robot móvil RWI B-21 con el que se ha realizado la experimentación: (a) fotografía, (b) esquema mostrando sus elementos.	48
3.2	Fotografía de uno de los transductores Polaroid con los que se ha realizado la experimentación.	49
3.3	Patrón de intensidad de emisión de ultrasonidos (en dB) en función de la distancia angular al eje de orientación del transductor.	50
3.4	Eco de un pulso de ultrasonidos con múltiples reflexiones.	50
3.5	Tres tipos de errores de medición del sensor de ultrasonidos. En (a) el eco no se recibe debido a que rebota alejándose del transductor. En (b) se realiza una medida menor de la que existe en realidad debido a la extensión angular del haz de sonido. En (c) se realiza una medida mayor de la que existe en realidad debido a la recepción de un doble rebote producido por una esquina.	52

3.6	130 lecturas de un sonar del anillo con el robot girando a una velocidad de $5^\circ/s$. Se dibujan como rectas aquellas lecturas que no detectan ningún obstáculo.	54
3.7	Representación de las lecturas de la figura 3.6 sobre la habitación en la que se realizó el experimento.	55
3.8	Lecturas del anillo de sonares de PIXIE obtenidas con el robot moviéndose a lo largo de un pasillo de 26 metros de largo y 1.6 metros de ancho.	56
3.9	Lecturas de los sonares 15 (izquierda) y 18 (derecha) del anillo, con el robot situado en distintas posiciones (de arriba a abajo) de un recinto.	57
3.10	Los modelos del sonar de Barshan (Barshan y Kuc 1990) o Leonard (Leonard y Durrant-Whyte 1992) descomponen un entorno (a) en elementos individuales (b) (aristas, esquinas y segmentos) y simulan la interacción del sonar con cada uno de los elementos.	58
3.11	Representación de la ecuación $e^{(-2\Delta\theta^2/\theta_0^2)}$ que define la amplitud del haz de ultrasonidos emitido por un transductor en función de la desviación con respecto a la normal del propio transductor.	59
3.12	(a) Un par de transductores enfrentados. (b) Un transductor enfrentado a una pared con una inclinación $\Delta\theta$	60
3.13	Zona de sensibilidad del haz de ultrasonidos.	61
3.14	(a) Lecturas procedentes de dobles rebotes. (b) Trayectorias del sonido que han producido uno de los dobles rebotes.	62
3.15	El reflejo de un pulso de sonido incidente en un obstáculo con una amplitud a_i genera un haz reflejado cuya amplitud a_r decae exponencialmente alrededor del rayo reflejado ideal según la ecuación $a_r = a_i e^{(-2\Delta\kappa^2/\kappa_0^2)}$, siendo $\Delta\kappa$ el ángulo de desviación con respecto al rayo reflejado ideal.	63
3.16	Ejemplo de un rayo de ultrasonidos que se refleja en una superficie con un ángulo $\Delta\kappa_1$ con el rayo reflejado ideal y en otra con $\Delta\kappa_2$	64
3.17	Funcionamiento básico del trazado de rayos. El rayo que llega desde la escena es una composición de un rayo reflejado ambiental, un rayo reflejado especular y un rayo refractado.	65
3.18	Ejemplo del funcionamiento del algoritmo de simulación del sonar.	67
3.19	Resultado, a la izquierda, de la simulación de 130 lecturas de sonar en un entorno idéntico al recinto en el que se han realizado las mediciones. A la derecha se muestran los resultados reales de las mediciones. Tanto en la simulación como en los datos reales aparecen rodeadas las lecturas producto de dobles rebotes.	69
3.20	Resultado de la simulación de 130 lecturas de sonar en el mismo entorno, variando los valores de los parámetros del algoritmo de simulación.	71

3.21	Variación de la lectura del sensor para un ángulo determinado cuando se varía θ_0 entre 0.05 y 1.5 y κ_0 entre 0.05 y 1.5.	72
3.22	Ejemplo del resultado del ajuste de dos sonares, comparando su simulación con las lecturas reales.	74
3.23	Verosimilitud de 40000 posiciones distribuidas uniformemente alrededor del anillo de sonares. Cuanto más oscura aparece una posición, mayor es la verosimilitud de su lectura asociada.	78
4.1	Ejemplos de mapas poligonales.	82
4.2	Ejemplo de mapa poligonal definido mediante los parámetros d_1 , d_2 y d_3	83
4.3	Representación de la función de densidad de las lecturas del sonar, $p(z_i \mathbf{x})$, para una posición (x, y) fija del robot en un entorno de final de pasillo centrado en la posición en la que se han tomado las lecturas. A la izquierda nuestro modelo, a la derecha el modelo de (Burgard, Cremers, Fox, Hahnel, Lakemeyer, Schulz, Steiner, y Thrun 1998).	87
4.4	Situación de PIXIE en el experimento con el modelo de observación.	88
4.5	Superior: Barrido de 24 lecturas del anillo de sonares en la posición del robot en la que se tomó el barrido. Inferior izquierda: posición de máxima verosimilitud con la función propuesta. Inferior derecha: posición de máxima verosimilitud con la función simplificada.	89
4.6	Función de verosimilitud propuesta. Verosimilitudes marginales de x , y y θ . Posición real del robot: $x = 190$, $y = 80$, $\theta = 180$	91
4.7	Función de verosimilitud de Fox. Verosimilitudes marginales de x , y y θ . Posición real del robot: $x = 190$, $y = 80$, $\theta = 180$	92
4.8	Funciones de verosimilitud marginal de x e y con respecto a la orientación. Izquierda: función propuesta. Derecha: función de Fox. Posición real del robot: $x = 190$, $y = 80$, $\theta = 180$	93
5.1	Funcionamiento del algoritmo <i>bootstrap</i> . La figura supone que las muestras están estimando un único parámetro, distribuido en el eje horizontal. Las muestras se representan por círculos centrados en el valor del parámetro que representan. El área de los círculos representa el peso de cada muestra.	100
5.2	Características topológicas usadas en el trabajo: pasillos y finales de pasillo. Los pasillos quedan definidos con tres parámetros (distancia a una y otra pared y orientación) y los finales de pasillo con cuatro (distancias a las paredes y al final del pasillo y orientación).	103
5.3	Algunos de los entornos de prueba en los que se han realizado los experimentos. El entorno 1 consiste en un pasillo con dos obstáculos y el 2 un pasillo con múltiples puertas.	104

5.4	Experimento 1. Inicialización de la característica <i>pasillo</i> en el entorno 1. . .	106
5.5	Experimento 1. Seguimiento del pasillo moviéndose el robot en el entorno 1. El obstáculo puede verse como un segmento recto paralelo al pasillo. . .	107
5.6	Experimento 2. Seguimiento de finales de pasillo moviéndose el robot en el entorno 2.	108
5.7	Experimento 3. Muestras generadas siguiendo un pasillo en datos reales. . .	109
5.8	Experimento 3. Posiciones medias estimadas del pasillo. Los puntos representan las lecturas realizadas por el robot.	110
5.9	Lecturas y posiciones tomadas del simulador, con las que se han realizado los experimentos de localización 1 y 2.	113
5.10	Experimento 1. Localización en un pasillo (zona de alta ambigüedad). Muestras con un nivel de gris más oscura indican mayores probabilidades de que el robot se encuentre en esa posición. Desviación absoluta media de las posiciones x , y y la orientación θ del robot. Número de muestras=1000.	114
5.11	Experimento 1. Localización en un pasillo (zona de alta ambigüedad). Desviación absoluta media de las posiciones x , y y la orientación θ del robot. Número de muestras=343.	115
5.12	Experimento 1. Localización en un pasillo (zona de alta ambigüedad). Desviación absoluta media de las posiciones x , y y la orientación θ del robot. Número de muestras=125.	116
5.13	Experimento 1. Entropía de las distribuciones de muestras en cada instante de tiempo en algunos de los experimentos de localización 5.15, 5.10 y 5.11, en los que se utilizan 1000, 343 y 125 muestras respectivamente.	117
5.14	Experimento 2. Localización en un pasillo (zona de alta ambigüedad). Desviación absoluta media de las posiciones x , y y la orientación θ del robot. Número de muestras=125. Muestras escogidas aleatoriamente = 20 por ciento	118
5.15	Experimento 3. Localización en una zona de alta distinguibilidad. Desviación absoluta media de las posiciones x , y y la orientación θ del robot. Número de muestras=1000.	119
5.16	Experimento 4. Ejemplo de serie temporal que termina en una mala localización. Número de muestras=125. Abajo: representación de la entropía de la distribución de muestras en cada instante de tiempo (suavizada con una ventana de 3 instantes de tiempo)	120
5.17	Experimento 5. Problemas en situaciones simétricas, en donde se produce multimodalidad. Colapso del filtro de bootstrap.	121
5.18	Experimento 5. La selección de muestras aleatorias no soluciona el problema del colapso.	122

5.19	Experimento 6. Lecturas y posiciones reales, con las que se ha realizado el experimento de localización 6.	122
5.20	Experimento 6. Localización global con datos reales de PIXIE. Número de muestras = 1000.	123
6.1	Experimento 1. Ejemplo de una serie temporal a la que se le aplicará el algoritmo de suavizado. Número de muestras=125. Abajo: representación de la entropía de la distribución de muestras en cada instante de tiempo (suavizada con una ventana de 3 instantes de tiempo).	137
6.2	Experimento 1. Dos instantáneas de la serie temporal antes (arriba) y después (abajo) de aplicar el algoritmo de Kitawa.	138
6.3	Experimento 1. Selección de las 30 mejores muestras de cada instantánea de la figura anterior.	138
6.4	Experimento 1. Arriba: Error absoluto medio en la posición x del robot de la serie de la figura 6.1 antes (error1) y después (error2) de aplicar el algoritmo de Kitawa. Abajo: entropía de la misma serie temporal antes (entropía1) y después (entropía2) de aplicar el algoritmo de Kitawa. Número de muestras=125.	139
6.5	Experimento 2. Instantánea 29 de la serie temporal mostrada en la figura 5.17 antes (arriba) y después (abajo) de aplicar el algoritmo de Kitawa. A la derecha de cada una las 30 muestras con mayor verosimilitud. El algoritmo de Kitawa no elimina la multimodalidad de una distribución ambigua. . . .	140
6.6	Experimento 3. Modelo de habitación del experimento 3, definida mediante los parámetros d_1 , d_2 y d_3	141
6.7	Experimento 3. Mapa de la habitación y lecturas y movimientos del robot.	141
6.8	Experimento 3. Evolución del algoritmo EM para estimar los mejores parámetros d_1 , d_2 y d_3 que definen el mapa de la habitación.	142
C.1	Resultados sin ruido para distintos entornos.	160
C.2	Resultados para el entorno <i>pasillo</i>	161
D.1	Una muestra del simulador sobre el que se ha realizado la experimentación del artículo. En la parte inferior de la figura se incluye el mapa de profundidad captado por el robot. Tonos de gris oscuros corresponden con lecturas de profundidad cercanas.	165
D.2	Ejemplo del conjunto de muestras de entrenamiento de la situación correspondiente a v_{60} ($v \in [60cm/s, 70cm/s]$). Cada fila de la figura corresponde al mapa de profundidad en un instante de tiempo.	167

D.3	Ejemplo del conjunto de muestras de entrenamiento de las situaciones correspondiente a v_{50} , v_{60} y v_{70}	169
D.4	Mapas de profundidad medios correspondientes a cada una de las distintas situaciones de velocidad lineal.	170
D.5	Ejemplo de trayectoria seguida por el robot aplicando el algoritmo de control basado en reconocimiento estadístico de situaciones.	170

Índice de Tablas

2.1	Algoritmo de localización basado en rejillas de probabilidad.	42
3.1	Algoritmo recursivo base del trazado de rayos	66
3.2	Algoritmo de simulación del sonar	68
3.3	Resultados del ajuste de parámetros para los 24 sonares de PIXIE.	75
4.1	Comparación de la posición real de PIXIE (primera columna) con de las posiciones de máxima verosimilitud de nuestro modelo de observación (segunda columna) y del modelo de observación de Fox (tercera columna).	90
5.1	Filtro bootstrap.	101
6.1	Formulación del algoritmo <i>estimación-maximización</i>	127
6.2	Versión muestral del algoritmo EM para estimación de mapas del entorno. .	128
6.3	Algoritmo de suavizado de las probabilidades asociadas a las muestras del filtro <i>bootstrap</i>	133
6.4	Evolución del algoritmo EM. Parámetros del mejor mapa obtenido en cada iteración y suma de los logaritmos de las verosimilitudes de las posiciones para ese mapa. Parámetros del mapa correcto: $d_1 = 250, d_2 = 400, d_3 = 400$.	136
A.1	Algoritmo de rechazo y su versión modificada para mejorar su eficiencia. .	149
A.2	Algoritmo de rechazo y su versión modificada para mejorar su eficiencia. .	150
C.1	Resultados obtenidos para el entorno <i>pasillo</i>	162
D.1	Esquemas de actuación susceptibles de ser implementados con cada uno de los métodos de control local. Ver en el texto principal las referencias correspondientes a cada uno de los métodos.	164

