

MODELADO ESTOCÁSTICO DE UN SONAR ROTATIVO: UN CASO ORIENTADO A LA CONSTRUCCIÓN PROBABILÍSTICA DE MAPAS DE HITOS PUNTUALES

Stochastic modelling of rotating SONAR: a study case on point-type landmark probabilistic mapping

RESUMEN

La medición mediante sensores de ultrasonido en uno de los métodos más utilizados en robótica móvil por su relación costo-efectividad. Sin embargo, estos sensores tienen una desventaja importante: su amplio ancho de haz. Esto lo hace poco útil en el proceso de construcción de mapas y extracción de características del entorno. Asimismo, otro problema asociado a este sensor es el de la poca facilidad que este sensor ofrece al momento de identificar inequívocamente los objetos del entorno. Esto se conoce como el problema de Correspondencia o *Matching*. En este trabajo se presenta un sensor de ultrasonidos rotativo que se basa en la amplitud del eco recibido para distinguir si se trata de un reflector tipo pared o tipo esquina, y que además es capaz de reducir la incertidumbre angular a valores alrededor de los 2 grados. Asimismo, se desarrolla el modelo estocástico de este sensor y también una estrategia de análisis de correspondencia, que permiten usar al sensor propuesto como elemento principal de observación en procesos de localización y construcción probabilística de mapas de entorno (SLAM).

PALABRAS CLAVES: SONAR, Mapa de Hitos, Robótica móvil, Elipse de incertidumbre.

ABSTRACT

Ultrasonic sensing is a well suited cost-benefit technique used in mobile robotics. Nevertheless, this sensor type has a key drawback: its very Wide beam. This fact causes that this sensor becomes useless in the environment map building process. Another problem attached with this sensor is that it offers very little facilities for landmark extraction and object recognition. This problem is known as Matching. In this paper we introduce an ultrasonic sensor capable to extract wall or corner from an indoor environment, as well as to reduce the angle uncertainty, on the based of echo amplitude reaching the transducer. Moreover, we developed the stochastic model for this sensor as well as a matching algorithm for using this device as main observation element for probabilistic SLAM (Simultaneous Localization And Mapping).

KEYWORDS: SONAR, Landmark Maps, Mobile Robotic, Error ellipse.

1. INTRODUCCIÓN

En robótica móvil, el mapeado es el proceso de construcción digital de un modelo del entorno a partir de los datos adquiridos por el robot mientras que éste navega en su área de trabajo [1]. Un tipo de mapa muy usado en localización de robots es el de Hitos o *Landmark*. Estos hitos son objetos del entorno que son fijos y que tienen características que los hacen sobresalientes o distintivos de otros objetos dentro del mismo entorno [2]. En los entornos interiores, estos hitos pueden tener muchas formas físicas: esquinas, superficies planas, columnas, puertas, etc. Matemáticamente, un hito se representa como un vector de parámetros que define la localización y otras propiedades del mismo, pero en esencia lo que se requiere es que el Hito posea una

característica sobresaliente que el sensor pueda registrar. Esta condición requiere el uso de sensores y algoritmos en general avanzados. Los sensores que comúnmente se utilizan para ello incluyen cámaras de video, y medidores de distancia láser [3], los cuales son sistemas que en general son costosos. Un sensor que ha sido popular por su relación de precio es el medidor de distancias por ultrasonido, sin embargo la construcción de mapas a partir de datos de ultrasonidos se hace difícil debido a la gran cantidad de incertidumbre presente en el proceso de la percepción. En particular, el gran ángulo de apertura que posee este sensor lo inhabilita para localizar fiablemente un reflector dentro de su cono sensible, y además lo hace más susceptible a la detección de objetos falsos debido a las reflexiones múltiples. Para considerar la incertidumbre inherente a este sensor, las

DANILO NAVARRO, M. Sc.
Departamento de Ing. Eléctrica
Universidad de Oriente
Venezuela.
dnavarro@cantv.net

GINES BENET, Ph. D
Departamento Informática de
Sistemas y Computadores .
Universidad Politécnica de Valencia
España.
gbenet@disca.upv.es

LUIS HERNANDO RIOS, M. Sc.
Profesor Titular
Universidad Tecnológica de Pereira
Colombia.
lhgonza@utp.edu.co

investigaciones se han enfocado en métodos probabilísticos que intentan disminuir el efecto de estos errores [4]. La solución que se propone a éste problema es el desarrollo de un sensor de ultrasonidos rotativo o SONAR (SOund Navigation And Ranging), capaz de reducir la incertidumbre angular basándose en una técnica de seguimiento de la amplitud del eco recibido. Este SONAR es capaz de discernir si el eco es devuelto por una pared o por una esquina del entorno, lo que lo hace especialmente conveniente para labores de construcción de mapas de Hitos. En la sección 2 de este artículo se desarrolla una metodología para extraer objetos y diferenciar si se trata de una pared o una esquina. En la sección 3 se desarrolla el modelo estocástico de este SONAR, lo que permite incluirlo dentro de las técnicas probabilísticas comúnmente usadas en la construcción de mapas de entorno.

Otro problema que surge durante el proceso de mapeado en la robótica móvil es el problema de correspondencia, también conocido como el problema de asociación de datos. Este problema consiste en determinar si las mediciones tomadas con el sensor en distintos instantes de tiempo se corresponden con algún objeto del mundo que ya haya sido mapeado. Cuando se utiliza el Filtro Extendido de Kalman como método probabilístico para la construcción de mapas, el método de correspondencia que usualmente se utiliza es el conocido como compuertas de validación (*Validation Gates*) [5]. Este método de determinar la correspondencia presenta el inconveniente de no ser exhaustivo en la determinación de la misma. En la sección 4 de este artículo se propone un método determinístico para determinar la correspondencia de hitos puntuales, el cual se basa en observar si existe algún Hito ya observado que este dentro de la elipse de incertidumbre asociado al Hito actualmente observado.

2. EXTRACCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE LANDMARK A PARTIR DE DATOS DE ULTRASONIDO.

El SONAR rotativo que se propone es capaz de diferenciar en un sólo barrido, y con una precisión cercana al 80%, si se trata de una pared o de una esquina [6]. Este sensor posee un arreglo de transductores Tx/Rx que están instalados sobre un motor de pasos de 1.8 grados de resolución (ver figura 1).

A cada paso angular, el emisor envía un tren de 16 pulsos de ultrasonidos, y luego registra la amplitud de los ecos que regresan del entorno. La amplitud del eco recibido se modela según:

$$A = A_0 C_r^N \frac{e^{-2\alpha_1 r}}{2r} e^{-(4\theta/\theta_0)^2} \quad (1)$$

donde A es el eco de amplitud obtenido en el receptor ultrasónico, A_0 es una constante del transductor, α_1 es el coeficiente de atenuación del aire, r es la distancia radial entre el par de transductores y la superficie reflectora y C_r es el coeficiente de reflexión el cual varía entre 0 y 1. Igualmente, N depende de la forma del reflector, y puede tomar uno de dos valores: 1 para reflectores tipo pared y 2 para reflectores tipo esquina. Este valor está directamente relacionado con el número de reflexiones que sufre el eco antes de alcanzar el reflector.

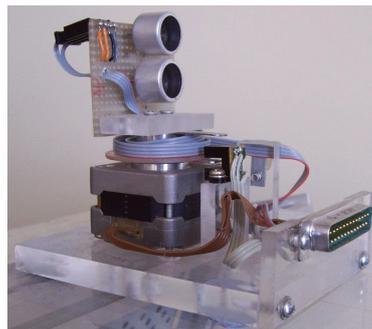


Figura 1. Aspecto del SONAR rotativo usado. Se muestran el motor a pasos y los transductores piezoeléctrico.

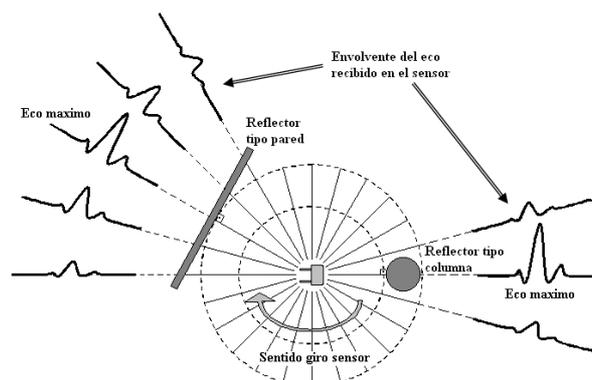


Figura 2. Estrategia para determinar el enfoque perpendicular del sensor de ultrasonidos. Cuando el sensor está enfocando perpendicularmente al reflector, la amplitud recibida es máxima.

Por otra parte, se sabe que la máxima amplitud del eco se recibe cuando el haz de ultrasonidos enfoca perpendicularmente a la superficie del reflector (ver figura 2). De esta manera, con $\theta = 0$ se puede resolver para N de acuerdo a:

$$N = \frac{\ln(2Ar/A_0) + 2\alpha_1 r}{\ln C_r} \quad (2)$$

Si el resultado de evaluar la ecuación (2) está más próximo a 1 que a 2, el objeto reflector es una pared; mientras que si está más próximo a 2, entonces el reflector es una esquina.

3. MODELO ESTOCÁSTICO DEL SONAR ROTATIVO

El SONAR rotativo que se acaba de presentar proporciona información geométrica y cualitativa del entorno que lo rodea. Las esquinas se representan mediante el modelo $\mathbf{z}=[x,y,id]^T$, mientras que las paredes o estructuras planas se representan mediante la representación $\mathbf{z}=[\rho,\varphi,id]^T$. Las variables (x,y) representan las coordenadas cartesianas relativas al sistema de coordenadas del sensor $\{S\}$, mientras que (ρ,φ) representan la distancia radial y el ángulo de azimut en coordenadas polares relacionadas al mismo sistema. La variable id contiene un identificador que clasifica el objeto detectado como una esquina o como una pared.

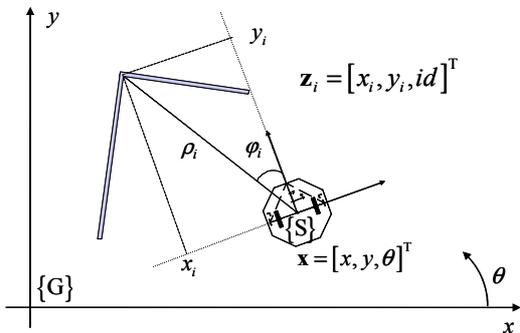


Figura 3. Modelo de una esquina y sistemas de coordenadas de un Hito o Landmark tipo puntual.

Idealmente, las coordenadas $(x,y)^S$ de un punto del entorno que actúa como reflector en el sistema de coordenadas del sensor pueden ser escritas como:

$$\mathbf{z}^S = h(\rho, \varphi) = \begin{bmatrix} x^S \\ y^S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho \cos \varphi \\ \rho \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (3)$$

donde ρ es la distancia radial desde el elemento transductor hasta el punto de reflexión, y φ es el ángulo de vista azimutal definido a partir del eje x positivo del sistema de referencia del sensor.

La ecuación (3) expresa las coordenadas del punto de reflexión del eco ultrasónico sin tener en cuenta el ruido. Una expresión más realista para un punto reflector se puede modelar de la siguiente forma:

$$\mathbf{z}^S = \begin{bmatrix} x^S \\ y^S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\rho + w_\rho) \cos(\varphi + w_\varphi) \\ (\rho + w_\rho) \sin(\varphi + w_\varphi) \end{bmatrix} \quad (4)$$

donde $\langle w_\rho, w_\varphi \rangle$ es un vector ortogonal que corresponde al ruido que afecta al sensor.

Asumiendo que el ruido w_φ es suficientemente pequeño de tal forma que,

$$\begin{cases} \cos(w_\varphi) \approx 1 \\ \sin(w_\varphi) \approx w_\varphi \end{cases} \quad (5)$$

y expandiendo las funciones trigonométricas de la ecuación (4), la localización de un punto reflector en el espacio cartesiano se puede definir como:

$$\mathbf{z}^S = \begin{bmatrix} \rho \cos \varphi - \rho w_\rho \sin \varphi + w_\rho \cos \varphi - w_\rho w_\varphi \sin \varphi \\ \rho \sin \varphi + \rho w_\rho \cos \varphi + w_\rho \sin \varphi - w_\rho w_\varphi \cos \varphi \end{bmatrix} \quad (6)$$

Por otra parte, de acuerdo a la naturaleza funcional del sensor, es de esperar que el vector de ruido que afecta al mismo sea ortogonal y que sus componentes se alineen en la dirección radial \mathbf{u}_ρ y en la dirección angular \mathbf{u}_φ . Sin embargo, de acuerdo a los resultados experimentales que se verán en la sección 6, la correlación en el vector de ruido es significativamente distinta de cero. También, en la misma sección se verá que la distribución del ruido es del tipo Gaussiano con media igual a cero. Así, el ruido sensorial puede modelarse según:

$$\mathbf{w}^S \approx \mathbf{N}(\hat{\mathbf{w}}, \mathbf{R}) = \mathbf{N}\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 & \sigma_{\rho\varphi} \\ \sigma_{\rho\varphi} & \sigma_\varphi^2 \end{bmatrix}\right) \quad (7)$$

Donde Θ es un conjunto de medidas, contaminadas con ruido aleatorio.

$$\Theta = [\{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n\}, \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n\}]^T \quad (8)$$

Si se considera a Θ como una variable aleatoria con distribución Gaussiana, entonces se puede representar mediante su valor medio y su varianza de acuerdo a:

$$\Theta \approx \mathbf{N}([\hat{\rho}, \hat{\varphi}]^T, \mathbf{R}) \quad (9)$$

donde $\hat{\rho}$ es el valor esperado de la magnitud del vector que se extiende desde el origen del sistema de coordenadas del sensor hasta el punto reflector y $\hat{\varphi}$ es el valor esperado del ángulo de azimut del mismo y \mathbf{R} es la matriz de covarianza del ruido sensorial ya definida en la ecuación (7).

Con la presunción anterior y sustituyendo $E\langle w_\rho \rangle = E\langle w_\varphi \rangle = E\langle w_\rho \cdot w_\varphi \rangle = 0$, el valor promedio del vector de localización del punto reflector sería:

$$E\langle \mathbf{z}^S \rangle = \hat{\mathbf{z}}^S = \begin{bmatrix} \hat{x}^S \\ \hat{y}^S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\rho} \cos \hat{\varphi} \\ \hat{\rho} \sin \hat{\varphi} \end{bmatrix} \quad (10)$$

donde $E\langle \bullet \rangle$ se refiere a la esperanza matemática.

Con el valor estimado en la ecuación (10) y la expresión para la medición de la ecuación (6), se obtiene el error en la estimación, el cual será igual a:

$$\varepsilon_z = \mathbf{z}^s - \hat{\mathbf{z}}^s = \begin{bmatrix} -\rho w_\phi \sin \phi + w_\rho \cos \phi - w_\rho w_\phi \sin \phi \\ \rho w_\phi \cos \phi + w_\rho \sin \phi - w_\rho w_\phi \cos \phi \end{bmatrix} \quad (11)$$

De aquí que la covarianza del error $\mathbf{Z} = E\langle \varepsilon_z \cdot \varepsilon_z^T \rangle$, sea igual a:

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 \cos^2 \phi + \sigma_\phi^2 \rho^2 \sin^2 \phi & (\sigma_\rho^2 - \sigma_\phi^2 \rho^2) \cos \phi \sin \phi \\ (\sigma_\rho^2 - \sigma_\phi^2 \rho^2) \cos \phi \sin \phi & \sigma_\rho^2 \sin^2 \phi + \sigma_\phi^2 \rho^2 \cos^2 \phi \end{bmatrix} \quad (12)$$

Esto mismo puede calcularse mediante aproximación lineal de la función de medición según.

$$\mathbf{Z} = \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{z}}}{\partial r \partial \phi} \right) \mathbf{R} \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{z}}}{\partial r \partial \phi} \right)^T \quad (13)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \phi & -\rho \sin \phi \\ \sin \phi & \rho \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 & \sigma_{\rho\phi} \\ \sigma_{\rho\phi} & \sigma_\phi^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\rho \sin \phi & \rho \cos \phi \end{bmatrix}$$

4. MÉTODO DE CORRESPONDENCIA ENTRE HITOS PUNTUALES

El método de correspondencia entre Hitos puntuales propuesto en este trabajo determina inequívocamente si existe o no correspondencia entre los mismos, basándose en la elipse de incertidumbre asociada a este tipo de característica del entorno. La idea subyacente es determinar si el hito observado esta dentro o no de la elipse de incertidumbre que caracteriza a los hitos ya registrados en el mapa construido por el robot.

En la figura (4) se puede observar que existen un punto de intersección \mathbf{p}^* definido por la intersección de la elipse con la recta que une al origen de coordenadas con el punto \mathbf{m}_i^* . Las coordenadas del punto de intersección se pueden calcular según:

$$\mathbf{p}^* = \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1 \sigma_2 / \sqrt{\sigma_2^2 \tan^2 \gamma + \sigma_1^2} \\ \sigma_1 \sigma_2 \tan \gamma / \sqrt{\sigma_2^2 \tan^2 \gamma + \sigma_1^2} \end{bmatrix} \quad (14)$$

donde σ_1 y σ_2 , indistintamente de la alineación con los ejes del sistema de coordenadas, representan al semieje menor y al semieje mayor respectivamente. También γ es el ángulo azimutal del vector que une al origen de coordenadas con el punto \mathbf{m}_i^* . Las coordenadas de este punto se obtienen a partir de la secuencia de dos operaciones: anti-traslación de \mathbf{m}_i^* de acuerdo al vector $\langle x_c, y_c \rangle$ formado por el centro de la elipse original y anti-rotación de acuerdo al ángulo ϕ que mantiene el semieje

mayor con el eje x del sistema de coordenadas en la localización original de la elipse. Estas dos operaciones se expresan según:

$$\mathbf{m}_i^* = \begin{bmatrix} x_i^* \\ y_i^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i - x_c \\ y_i - y_c \end{bmatrix} \quad (15)$$

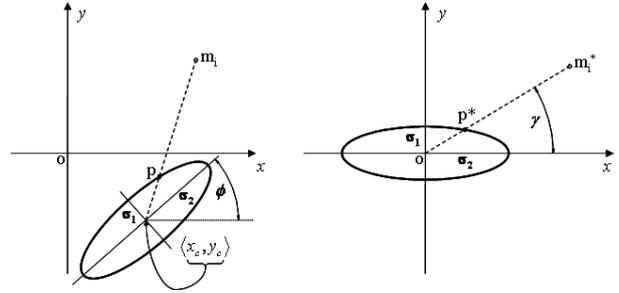


Figura 4. a) Elipse de incertidumbre típica de un hito tipo puntual. b) Traslación y rotación al origen de coordenadas de la elipse de incertidumbre y de un punto cualquiera solidario a su sistema de coordenadas local.

A partir del modelo anterior, para determinar si el punto \mathbf{m}_i^* esta dentro del área de la elipse y así aceptar la hipótesis de correspondencia, basta con comprobar que la norma de \mathbf{p}^* es mayor que la norma de \mathbf{m}_i^* . Esto es:

$$\|\mathbf{p}^*\| > \|\mathbf{m}_i^*\| \quad (16)$$

Por otra parte, usando este método de correspondencia, el área de aceptación o de rechazo de la hipótesis de correspondencia puede hacerse adaptativa en función de la confianza que se tenga en los datos de la medición, para ello basta con multiplicar el valor de los semiejes σ_1 y σ_2 por el valor correspondiente a la raíz cuadrada de la función $\chi^2(\alpha, n)$ evaluada en el nivel de confianza α que se desee.

5. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

Los experimentos se han realizado usando un prototipo de robot diferencial llamado YAIR (*Yet Another intelligent Robot*). Este prototipo ha sido desarrollado como banco de pruebas para la investigación de varios problemas relacionados con los sistemas distribuidos de tiempo real [7]. Este robot cuenta con un conjunto de sensores distribuidos e interconectados mediante un bus CAN (*Controller Area Network*).

Para determinar la matriz de varianza del sensor en la determinación de la distancia radial y del ángulo de vista a las esquinas, se programó al robot YAIR para que explorase un entorno típico de oficinas (ver figura 8). En determinados lugares de la escena, se midió manualmente

la distancia del sensor de ultrasonidos a las esquinas cercanas, así como también el ángulo de vista a la misma.

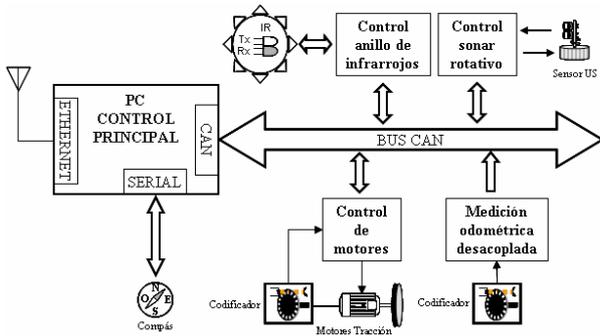


Figura 5. Arquitectura multi-sensorial del robot YAIR.

Para validar el método de correspondencia propuesto, se le suministró al robot un mapa (levantado a mano) que contenía las coordenadas de las esquinas de un largo pasillo (ver figura 8). Seguidamente se programó al robot para que explorara este entorno, usando su sistema de localización odométrica como único medio de estimación de su posición. Para reducir los errores de odometría, se programó el robot para que siguiera un trayecto rectilíneo a una velocidad de 50 mm/seg. Igualmente, también se programó al robot para que en este trayecto de aproximadamente 60 metros, hiciera un alto cada 3 metros y observara el entorno con su SONAR rotativo.

En cada uno de estos puntos, el robot ejecutó el proceso de análisis de correspondencia entre los hitos observados y los almacenados en el mapa que se le suministró previamente.

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El resumen estadístico de los datos del error en la medición de la distancia y del ángulo de vista a las esquinas presentes en el entorno se muestra en la tabla 1. Allí, los coeficientes de asimetría y curtosis estandarizada indican que ambas poblaciones se distribuyen de manera normal, lo que también se puede apreciar en la figura (6).

	$\epsilon_{Radio}(m)$	$\epsilon_{Angulo}(rad)$
Media	0.008	-0.0012
Varianza	0.001	0.0008
Desviación típica	0.034	0.0285
Mínimo	-0.062	-0.0726
Máximo	0.090	0.0743
Asimetría tipificada	1.502	-0.1027
Curtosis tipificada	0.481	0.6078

Tabla 1. Resumen de los estadísticos principales para el error en el radio y para el error en el ángulo al modelar esquinas con un SONAR.

Un contraste de hipótesis basado en la propuesta $E(\epsilon_{Radio}) = E(\epsilon_{Angulo}) = 0$, muestra que la misma no se puede rechazar y por lo tanto se concluye que las medias de las distribuciones son igual a cero, lo que también puede apreciarse en la figura (6).

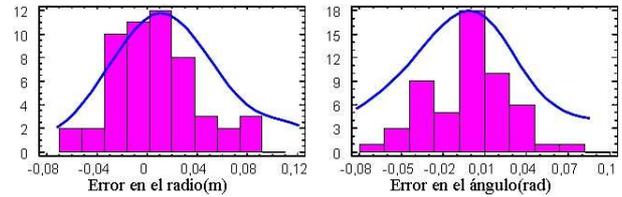


Figura 6. Distribución del error en la medición de hitos puntuales o esquinas con el SONAR. a) Error en el radio. b) Error en el ángulo.

Un análisis de la covarianza del conjunto de datos obtenidos experimentalmente, indica que el error radial y el angular están poco correlacionados (coeficiente de correlación = -0.31), pero que aún poseen una covarianza significativamente distinta de cero. Así, al no poder desprestigiar la covarianza entre los errores, la matriz de covarianza en la medición sensorial es la que se muestra a continuación.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_{\rho}^2 & \sigma_{\rho\phi} \\ \sigma_{\rho\phi} & \sigma_{\phi}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.001139 \text{ m}^2 & -0.000295 \text{ m} \cdot \text{rad} \\ -0.000295 \text{ m} \cdot \text{rad} & 0.000815 \text{ rad}^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

En la figura (7) se muestra una vista parcial del pasillo explorado. Allí se puede observar que las mediciones hechas con el SONAR del robot YAIR están muy próximas a las esquinas reales del entorno. Igualmente se puede apreciar que la elipse de incertidumbre asociada a cada medición logra modelar el error en la extracción y localización de las esquinas del entorno.

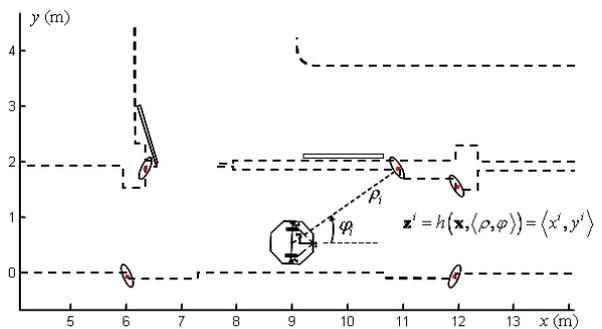


Figura 7. Mapa parcial de un entorno de oficinas. Los puntos indican los hitos puntuales observados por el robot, y las elipses representan la incertidumbre resultante en el proceso de localización de las mismas.

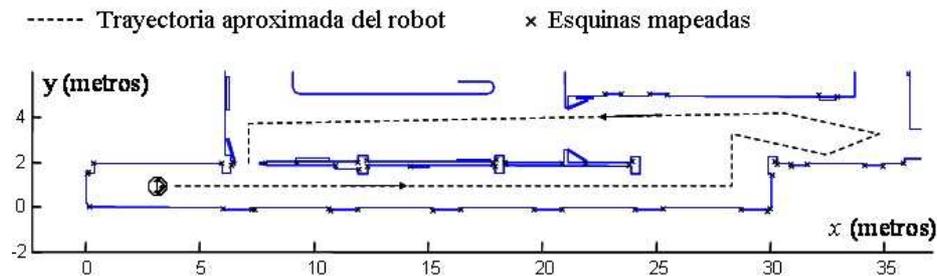


Figura 8. Plano del escenario y trayecto programado en el robot YAIR para la realización de los ensayos experimentales.

Distancia recorrida (metros)	Número de Hitos detectados	Resultado de la correspondencia	
		Aciertos	Fallos
0	4	4	-----
3	2	2	-----
6	3	2	1
9	1	1	-----
12	3	3	-----
15	2	2	-----
18	3	2	1
21	1	1	-----
24	3	2	1
26	3	2	1
28	0	-----	-----
31	3	1	2
34	3	-----	3
37	2	-----	2
40	3	-----	3

Tabla 2. Resumen de los Hitos puntuales o esquinas observadas por el robot durante la exploración del entorno. Se muestran el número de veces que el análisis de correspondencia acertó al hacer el emparejamiento de los hitos observados con los que existen en el modelo suministrado al robot.

Por otra parte, la tabla 2 muestra los resultados de aplicar el método de correspondencia en las observaciones sensoriales del robot. Como se aprecia en la misma, a medida que el robot avanza, los fallos de correspondencia se acentúan. Esto se debe a que la información de localización del sensor se toma del sistema de localización odométrica del mismo, y este no es perfecto.

A medida que el robot avanza, la información que proporciona dicho sistema es cada vez más errónea, y en consecuencia la representación de la localización del Hito puntual y de su elipse de incertidumbre está cada vez más distante de la localización real del mismo.

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El SONAR desarrollado es adecuado para extraer características tipo puntuales del entorno, y en consecuencia el mismo puede ser incorporado como elemento de observación principal en procesos de

construcción de mapas de características de este tipo. Las varianzas obtenidas en la medición con este sensor están muy por debajo de las que ofrecen otros sensores de este tipo. Esto último eleva las prestaciones costo-efectividad que pueden ofrecer los sensores de ultrasonido en el mundo de los robots móviles.

El método de análisis de correspondencia presentado en este artículo mostró ser adecuado siempre y cuando se mantenga buena exactitud en cuanto a la localización estimada del robot. Como trabajo futuro se pretende incorporar este sensor al proceso de localización y mapeado simultaneo, lo que garantizará que el proceso de correspondencia se llevara a cabo sin problemas.

7. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Meyer, J. y Filliat, D. : "Map-based navigation in mobile robots: II. A review of map-learning and path-planning strategies". Cognitive Systems Research, 4, pp. 283-317. 2003.
- [2] Kuipers, B. & Byun, Y. : "A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations". Journal of Robotics and Autonomous Systems, 8, pp. 47-63. 1991.
- [3] M. Adams. "Sensor modelling, design and data processing for autonomous navigation." In Christopher J Harris, editor, World Scientific Series in Robotics and Intelligent Systems, volume 13. World Scientific Publishing Co. Ptd. Ltd., 1999.
- [4] S. Thrun. "Probabilistic algorithms in robotics". Technical Report CMU-CS-00-126, Computer Science Department. Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA., 2000.
- [5] Peter S. Maybeck. "Stochastic models, estimation, and control", volume 141. Academic Press, 1979.
- [6] M. Martinez, "Contribuciones a la construcción de mapas para la navegación de robots, con información procedente de sensores de ultrasonidos". Ph.D thesis, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia.España, 2004.
- [7] F. Blanes, "Percepción y representación del entorno en robótica móvil". Ph.D thesis, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia.España, 2000.