

# CONSTRUCCIÓN DE MAPAS DE OCUPACIÓN PARA ROBOTS DE SERVICIO

Estrivero Chávez, Cristian Rosario (1), Ibarra Manzano, Mario Alberto (2)

1 Ingeniería Mecatronica, Universidad de Guanajuato | crehh@gmial.com

2 Departamento de Ingeniería Electrónica, División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamaca, Univerisidad de Guanajuato | ibarram@ugto.mx

## Resumen

La autonomía que se le puede dar a los robots es algo que depende en gran medida de la forma en la que el robot percibe su entorno, ya que debe responder a los estímulos que lo rodean, si sus mediciones son erróneas, las decisiones que tome en base a esas mediciones también lo estarán. El objetivo de este proyecto fue crear un modelo probabilístico del sensor de un robot basándonos en los errores que este tiene en diferentes posiciones y a diferentes distancias para crear mapas de ocupación. Después de varias pruebas, se encontró que para el robot utilizado, el mejor rango de ángulos está comprendido entre los ángulos de  $-24^\circ$  a  $24^\circ$  con un tiempo de muestreo de 50 ms y una resolución de  $3^\circ$ . Al crear mapas con el modelo propuesto, se puede observar que se le da una tolerancia de error interpretada de las probabilidades y que esta se extiende a lo largo del contorno del objeto que funcionaba como obstáculo. Lo cual nos ayuda a disminuir el riesgo de colisión entre el obstáculo y nuestro robot durante las toma de decisiones del mismo.

## Abstract

The autonomy that can give to the robots is something that depends largely on how the robot perceives its environment, because he have to respond to the stimulus that surround it, if its measurements are wrong, the decisions based on these measurements also will be. The goal of this project was to create a probabilistic model of a robot sensor based on the errors that this has in different positions and at different distances to create maps of occupation. After several tests, it was found that for the robot used, the best rank of angles are between  $-24^\circ$  to  $24^\circ$  with a time of 50 ms between measurement and a resolution of  $3^\circ$ . By creating maps with the proposed model, we can see that it is given an error tolerance interpreted the odds and that extends along the contour of the object that functioned as an obstacle. This helps us to reduce the risk of collision between the obstacle and our robot during making decisions.

## Palabras Clave

Confiabilidad; LabVIEW; Probabilidad; Error; Logaritmico

## INTRODUCCIÓN

La robótica de servicio apareció a finales de los 80 con la necesidad de desarrollar máquinas y sistemas capaces de trabajar en diferentes entornos, distintos a los fabriles.

Los robots de servicio se pueden encontrar en sectores tales como la medicina, agricultura, naval, minería, etc. e incluso en la limpieza, vigilancia, asistencia, etc [1].

Para que estos se puedan desarrollar de la mejor y más independiente manera posible, es necesario que el robot conozca al entorno que lo rodea. Uno de los métodos que se emplea es el de los mapas de ocupación.

Los mapas de ocupación consisten en una cuadrícula que representa el espacio sobre el que está nuestro robot, cada cuadro de esta cuadrícula tiene una probabilidad de estar ocupado o de estar libre. Este se llena al sentir el espacio donde se encuentra el robot. Una vez que se crea el mapa de ocupación, el robot es capaz de tomar decisiones en base al mismo [2].

## MATERIALES Y MÉTODOS

El objetivo principal de este proyecto es el de poder construir mapas globales que nos describan el espacio donde se encuentran gracias a la combinación probabilística de mapas que se construyeron de manera independiente por cada medición que se hizo [3].

El robot que se utilizó fue el DaNI 2.0 que se muestra en la Figura 1. Este cuenta con dos motores de 12 Vdc y un sensor ultrasónico montado en un servomotor con 180° de movimiento que dota al sensor de un grado de libertad [4].

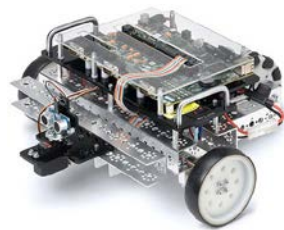


Figura 1: Robot daNi 2.0

Este robot es controlado por una tarjeta NI Single Board RIO-9632 que es programada usando el software de LabVIEW Robotics.

Para llegar hacia el objetivo del proyecto es necesario hacer pruebas estáticas, en las cuales el robot no se mueve, y el sensor tampoco, esto se hace con el propósito de saber como se comporta el robot y que error puede llegar a tener incluso sin tener ninguna interferencia dada por el movimiento.

Pero el robot tiene que moverse para poder sentir todo el espacio donde se encuentra, por esto se procede a hacer las mismas mediciones, pero ahora con el movimiento del servomotor de 3° en 3° con diferentes tiempos de muestreo de 20, 50 y 100 ms para observar el nuevo error presente en base al movimiento y compararlo con las mediciones estáticas.

Al observar el error presente en los diferentes tiempos de muestreo se pueden seleccionar los ángulos y tiempos de muestreo óptimos para nuestro cometido. Lo cual lleva a la creación de un modelo basado en el error y la confiabilidad que tienen las mediciones en base a las pruebas realizadas. Este modelo se construye realizando pruebas con los ángulos y tiempos seleccionados a diferentes distancias de un objeto de referencia o base y se guarda en una tabla.

Ya con el modelo construido, se pone el robot en un espacio con objetos y se empiezan a hacer mediciones. Para construir el mapa se utiliza la tabla del modelo, si algún valor que se necesita no está en la tabla, este se interpola con la siguiente ecuación [4]:

$$y = y_a + (x - x_a) \frac{(y_b - y_a)}{(x_b - x_a)} \quad (1)$$

Ya teniendo dos mapas y queriendo combinarlos para crear un mapa que englobe la situación de los 3 mapas, pero preparando el mapa actual sobre los anteriores, se utiliza el modelo logsig, basado sobre modelos logarítmicos [5]:

$$l_{tj} = \log \frac{P[(C_i)|d]}{1 - P[(C_i)|d]} \quad (2)$$

Esta ecuación se puede aplicar a las dos probabilidades, la actual y a la nueva.

Después se hace una suma de ambos resultados, si la antigua conversión logarítmica era menor a cero y la actual mayor a cero, en lugar de poner la suma, se ponía el resultado actual.

Para regresar el logaritmo a una probabilidad se usa la siguiente ecuación [5]:

$$P(C_i) = 1 - \frac{1}{1 + e^{k_i}} \quad (3)$$

Con todo esto, se consigue llegar al objetivo inicial del proyecto.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Las pruebas estáticas generaron la gráfica que se ve en la Figura 2, donde se puede apreciar el error obtenido respecto al ángulo medido. En esta gráfica se muestra claramente que los mejores ángulos para tomar mediciones se encuentran entre -24 y 24 grados, ya que a partir de estos el error se dispara a valores de más de 20°, lo cual favorece a que el robot llegara a tomar malas decisiones.

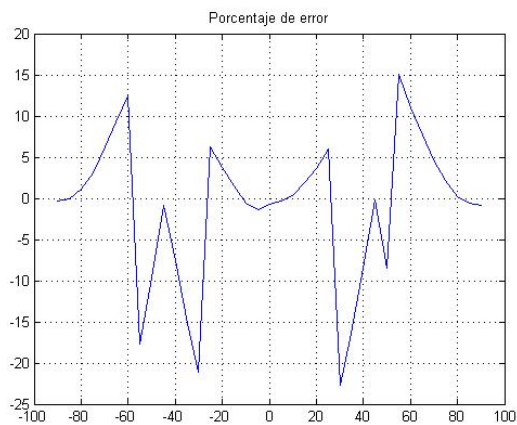


Figura 2: Porcentaje de error en base a las mediciones estáticas.

Las pruebas dinámicas, con el servomotor moviéndose generaron las gráficas que se ven en las siguientes Figuras. En la Figura 3 se observa el error a 20 ms, en la Figura 4 se observa el error a 50 ms y en la Figura 5 se observa el error a 100 ms.

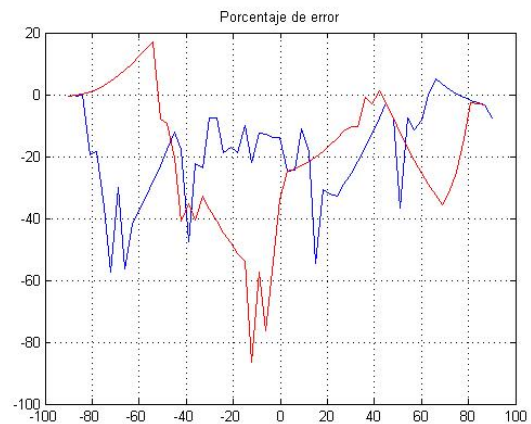


Figura 3: Porcentaje de error en las mediciones a 20 ms.

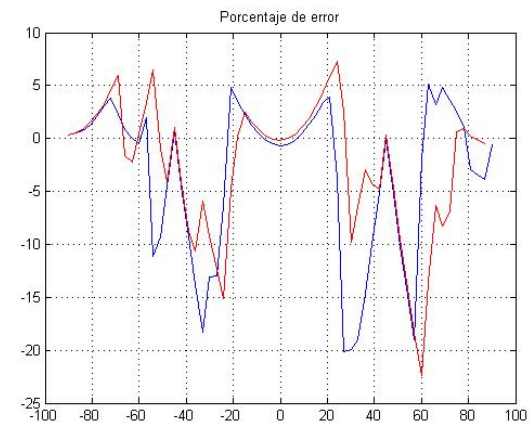


Figura 4: Porcentaje de error en las mediciones a 50 ms.

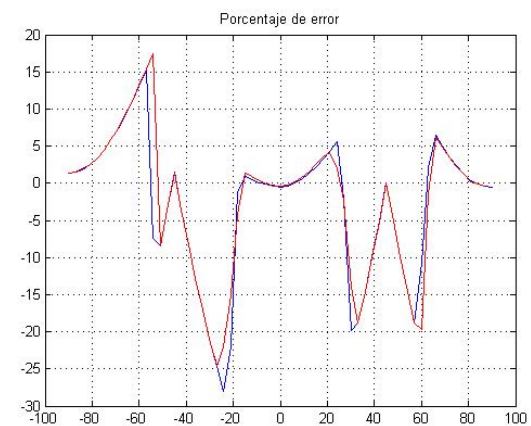


Figura 5: Porcentaje de error en las mediciones a 100 ms.

En base a estas gráficas se puede deducir que el error a los 100 ms es el más pequeño y estable, por tanto se podría tomar como base, pero se necesitan dos mediciones para llegar a una conclusión en base al algoritmo logarítmico que se va a utilizar en cambio en el de 50 ms se ocupan tres mediciones lo cual es más rápido que hacer las 2 mediciones a 100 ms.

Se podría decir que en base al criterio anterior, la de 20 ms es aún mejor, porque pueden hacer 7 mediciones en el tiempo en la que la de 50ms hace 3 mediciones, pero este tiempo es muy inconsistente, lo cual llegaría a afectar la confiabilidad del mapa.

Ya con la construcción del modelo, se procedió a la implementación del mismo para la creación de mapas locales. En las Figuras 6 y 7 se observan mapas locales de pruebas que se hicieron.

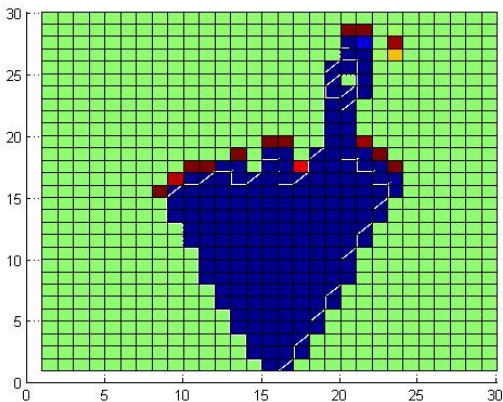


Figura 6: Mapa Local con 2 objetos.

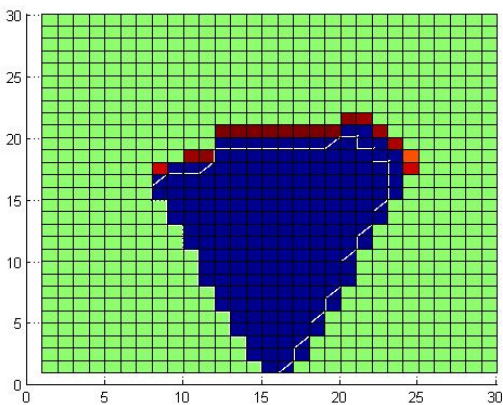


Figura 7: Mapa Local con una serie de objetos.

La combinación de varios mapas locales, se traduce en mapas globales, estos ocupan más espacio y describen mejor al espacio [6].

Se senso un espacio sin ningún objeto para asegurar que no se detectan interferencias por el sensor, en la Figura 8 y la figura 9 se observa el mapa global que se obtuvo.

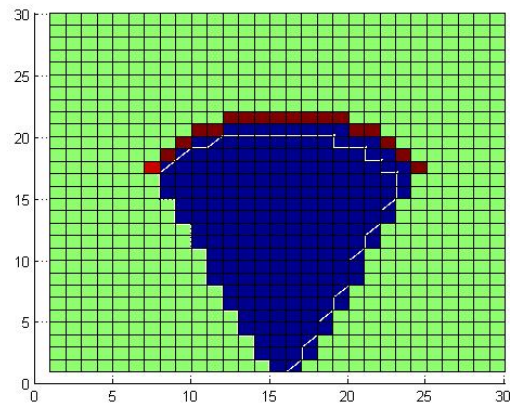


Figura 8: Vista superior del mapa global sin objetos.

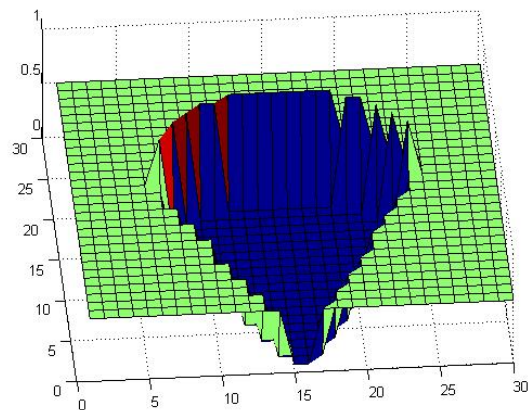


Figura 9: Vista angulada del mapa global sin objetos.

Se realizó una prueba con 2 objetos como se puede ver en la fotografía representada en la Figura 10. Las Figuras 11 y 12 muestran el mapa global resultante de esta prueba.



Figura 10: Fotografía de los dos objetos.

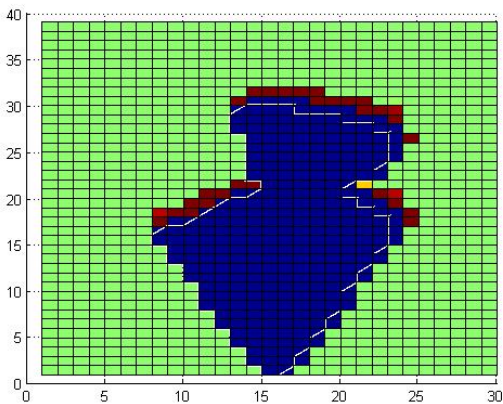


Figura 11: Vista superior del mapa global con dos objetos.

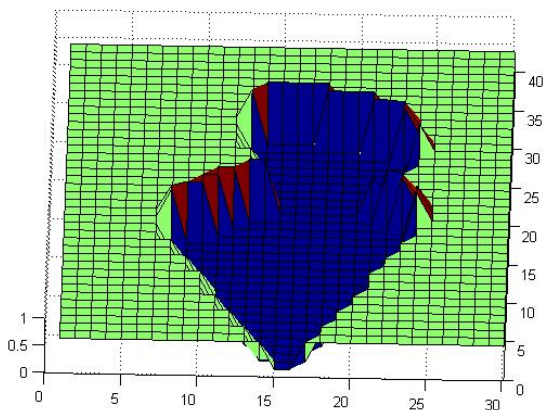


Figura 12: Vista angulada del mapa global con dos objetos.

## CONCLUSIONES

Se pudieron crear los mapas globales que se tenía contemplados como objetivo principal con resultados muy prometedores ya que describen de manera muy cercana a la realidad del espacio sensado. Para este robot en particular, usamos un rango de  $-24^\circ$  a  $24^\circ$ , debido al error del sensor, con una resolución de 3 grados. La trayectoria reactiva del robot fue lineal en este proyecto, pero se pudo ampliar para formar un mayor rango de visión del mismo y así poder sensar una área mayor del espacio.

## AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer al Doctor Ibarra y a la Universidad de Guanajuato, por la oportunidad de realizar este proyecto y por todo el apoyo que me brindaron. También a mis padres y mi hermano, por el apoyo y la comprensión por mi deseo de realizar este proyecto.

## REFERENCIAS

- [1] Ibarra-Manzano M. A., De Anda-Cuéllar J. H., Pérez-Ramírez C. A., Vera-Almanza O. I., Mendoza-Galindo J. J., Carbajal-Guillén M. A. and Almanza-Ojeda D. L. (2012) "Intelligent algorithm for parallel self-parking assist of a mobile robot" in 2012 IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA), pp. 37-41.
- [2] Elfes A. (1989) Occupancy Grids: A Probabilistic Framework for Mobile Robot Perception and Navigation. PhD thesis. Electrical and Computer Engineering Dept./Robotics Inst., Carnegie Mellon Uni.
- [3] Ojeda, D. L. & Manzano, M. A. (2015). Obstacle Detection and Avoidance by a Mobile Robot Using Probabilistic Models. *iee latin america transactions*. vol. 13, No. 1, 69-75.
- [4] Gomar-Vera Y. (2013) "Detección y evasión de obstáculos mediante plataforma robótica móvil DaNI 2.0", Memoria de trabajo de tesis, Licenciatura en Ingeniería Mecatrónica, División de Ingenierías del Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato, Salamanca, Guanajuato.
- [5] Thrun S. (2001) Learning occupancy grids with forward models. In Proceedings of the Conference on Intelligent Robots and Systems.
- [6] Elfes A. (1989) "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation," *Computer*, vol. 22, no. 6, pp. 46-57.