



Instituto Politécnico Nacional

Centro de Investigación en Computación

**Mapeo de entornos acotados con un robot
móvil semi-autónomo utilizando lógica difusa**

Tesis que presenta:

Morales Vázquez Brenda Verónica

Que para obtener el grado de:

Maestro en Ciencias en Ingeniería de Cómputo con Opción en
Sistemas Digitales

Directores:

**Dr. Herón Molina Lozano
Dr. Victor Hugo Ponce Ponce**

MÉXICO, DISTRITO FEDERAL

Julio 2014





INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D.F. siendo las 10:00 horas del día 11 del mes de junio de 2014 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

Centro de Investigación en Computación

para examinar la tesis titulada:

"Mapeo de entornos acotados con un robot móvil semi-autónomo utilizando lógica difusa"

Presentada por el alumno(a):

Morales Apellido paterno	Vázquez Apellido materno	Brenda Verónica Nombres
		Con registro: A 1 2 0 5 9 1

aspirante de: **MAESTRÍA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE CÓMPUTO CON OPCIÓN EN SISTEMAS DIGITALES**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

Directores de Tesis

Dr. Herón Molina Lozano

Dr. Victor Hugo Ponce Ponce

Dr. Juan Humberto Sosa Azuela

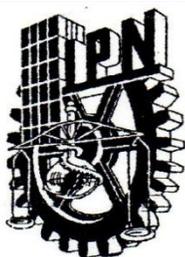
Dra. Elsa Rubio Espino

Dr. José Luis Ochopeza Rodríguez

M. en C. Romeo Urbieto Parrazales

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO
DIRECCIÓN



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México, D.F. el día 11 del mes Junio del año 2014 , el (la) que suscribe Brenda Verónica Morales Vázquez alumno (a) del Programa de Maestría en Ciencias en Ingeniería de Computo con Opción en Sistemas Digitales con número de registro A120591 , adscrito a Centro de Investigación en Computación , manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Herón Molina Lozano, Dr. Víctor Hugo Ponce Ponce y cede los derechos del trabajo intitulado Mapeo de entornos acotados con un robot móvil semi-autónomo utilizando lógica difusa , al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección bvmv0689@gmail.com . Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Brenda Verónica Morales Vázquez

Nombre y firma

Agradecimiento

"Dios no manda cosas imposibles, sino que, al mandar, te enseña a que hagas cuanto puedes, y a que pidas lo que no puedes". **San Agustín**

Quisiera agradecer primero a Dios por ayudarme y acompañarme en esta etapa que culmina. Por todas las veces que me dio aliento para continuar y paciencia para terminar.

A mis padres por confiar en mí en cada decisión de esta etapa, por darme su apoyo a pesar de las circunstancias. A mi mamá Rosalinda por darme siempre palabras de ánimo y tenerme paciencia al desesperar. A mi papá Gustavo por ser un ejemplo de perseverancia y voluntad, por sus consejos llenos de sabiduría y las cenas de cada día.

A mis hermanas por su interés en mi formación y su apoyo para continuar. A Yazmín por escucharme en cada tropiezo y reír con cada alegría. A Ana Paola por ser mi ejemplo de lucha diaria y por regalarnos a Victoria, mi ahijada que amo con todo mi corazón.

A Luis Angel por ser mi compañero de estudio y trabajo pesado en todos estos días de maestría, por todas las experiencias nuevas que nos tocó vivir juntos y por todas las risas, lágrimas, enojos, aventuras, desesperanzas y esperanzas nuevas. Por todo el aprendizaje que obtuve de ti y el poder madurar a tu lado, estoy segura que nos queda mucho más que aprender juntos y es sólo el inicio. También a toda tu familia por su hospitalidad cuando lo necesitamos.

A mis compañeros de maestría por hacer más ameno este camino y aprender mucho de cada una de sus vidas. Al igual que mis amigos y amigas que siempre han estado a mi lado apoyándome desde que decidí comenzar este viaje y que al igual me llenan de orgullo en cada una de sus actividades, a Mine, Regie, Angie, Lili, Luz, Dulce, Diana, Claudia, Eli, Chucho y Antonio.

Finalmente a toda mi familia y conocidos que me brindaron palabras de apoyo y su confianza para seguir en este proyecto. Mis abuelitos Carlotita y Samuel por sus oraciones y cariño, a mis tías y tíos que siempre me dan consejos, a mi tía Flor V., Noemí V., Blanca V., Marthita M., Lupita M., Hortensia M. y Rocío M. A mis tíos Pedro V., Humberto M. y Samuel M., y a todos mis primos.

Al laboratorio de MICROSE por prestar su equipo y al Dr. Herón Molina Lozano por apoyarme en este trabajo de tesis como director.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por el apoyo económico recibido a través de la beca de estudios. También agradecemos al Instituto Politécnico Nacional (IPN) por haber permitido realizar esta tesis de maestría. Finalmente, quiero agradecer a la Secretaría de Posgrado e Investigación (SIP) del Instituto Politécnico Nacional por el apoyo recibido a través del proyecto de investigación SIP-20141516

"Para mí la oración es un impulso del corazón, una sencilla mirada al cielo, un grito de agradecimiento y de amor en las penas como en las alegrías." Santa Teresa de Jesús.

Resumen

Ante la necesidad de conocer nuestro entorno, el ser humano se empeña en crear representaciones de ellos, por lo que la rama del mapeo de entornos se diversifica y llega a la robótica con gran aceptación.

El mapeo es uno de los módulos más importantes de navegación, el cual obtiene información acerca de los alrededores del robot móvil. El problema de mapeo de entornos puede ser explicado como un proceso de adquirir/generar modelos espaciales de entornos físicos a través de la colección de datos locales de percepción del sensor. La percepción del sensor mayormente utilizada para procesos de mapeo son los sonares, telémetros láseres, cámaras estéreo. (Noykov & Roumenin, 2007)

Generalmente hablando, podemos dividir los mapas del entorno en 3 grandes grupos: Mapas métricos, Mapas topológicos y Mapas híbridos.

Los mapas métricos contienen información métrica acerca del entorno y son buenos para tareas de localización. La información métrica acerca del entorno modelado puede ser representada por una cuadrícula o por otras características (líneas, esquinas, puntos). Los mapas de rejillas se pueden llamar también como mapas de rejillas de ocupación (Occupancy grid maps, OGM) y representan el entorno como celdas de igual o desigual tamaño, donde cada celda contiene información sobre si una parte del entorno está ocupado, vacío o con incertidumbre. (Elfes, Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, 1987)

En este trabajo se busca que con un robot LEGO Mindstorm limitado en cuestión de sensores se obtenga una representación aceptable del entorno utilizando técnicas que toman a la incertidumbre y nos dan una opción de modelarlo, es así como Bayes y la lógica difusa se implementan.

Abstract

People have the necessity of know their environment, so they are always trying to create representations of them, and the mapping topic is growing up still reach robotics with accept

A very important module of navigation is mapping, this module obtains the information around the robot mobile environment. The big problem of mapping it could be explain like a process of get/ generate spatial models of the physic environment by the local data collection of sensing. The sensor perception most common are: sonars, lasers range finders and stereo-cameras (Noykov & Roumenin, 2007)

Mapping has three huge groups: Metric maps, topological maps and hybrids maps

Metric maps contain metric information about the environment and these maps are good for localization tasks. Metric information about the environment modeled it could be representing with a grid or with features (lines, corners and points), Grid maps are called Occupancy grid maps (OGM) and OGM represents the environment with cells of the same or different size, where each one contains information about if a side of the environment is empty or occupied (Elfes, Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, 1987)

This work looks for an acceptable representation of the environment with a limit LEGO robot Mindstorm (because has few number of sensors) and we use different techniques that takes the uncertainty and gives us an option to modeled, and at the end the methods Bayes and Fuzzy Logic could be complementary.

Tabla de contenido

Resumen	IX
Abstract.....	XI
Tabla de contenido.....	XIII
Índice de figuras	XV
Glosario de términos y abreviaturas	XIX
Capítulo 1	1
Introducción.....	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Planteamiento del problema	3
1.3 Justificación	3
1.4 Objetivo general	3
1.5 Objetivos particulares.....	4
1.6 Alcances.....	4
1.7 Contribuciones	4
1.8 Organización del trabajo	4
Capítulo 2	7
Estado del arte	7
2.1 Tipos de mapeo de entornos	7
2.2 Mapeo de entornos utilizando el sensor ultrasónico	8
2.3 Tipos de mapeo de rejillas ocupacional	9
2.3.1 Lógica difusa en mapeo de entornos	9
2.3.2 Teoría de Bayes en mapeo de entornos	11
Capítulo 3	13
Marco teórico.....	13
3.1 Incertidumbre en robótica	13
3.2 Sensor ultrasónico	14
3.3 Distancia entre dos puntos	16
3.3.1 Modelo de onda por sensor ultrasónico	17
3.4 Mapas de rejilla ocupacional	19

3.4.1	Mapa con teoría de Bayes	23
3.4.2	Mapa con lógica difusa	26
Capítulo 4	31
Pruebas y simulaciones	31
4.1	Mapeo de entornos utilizando robot LEGO	31
4.1.1	Configuración del robot LEGO mindstorm	32
4.1.2	El entorno	35
4.2	Distancia entre dos puntos	36
4.3	Lógica difusa	37
4.4	Procedimiento del telémetro	38
4.4.1	Caracterización manual del sensor	40
4.5	Computo del mapa difuso	46
4.6	Rutina de movimientos	47
4.7	Localización local	49
Capítulo 5	51
Resultados	51
5.1	Pruebas con medición de distancias	51
5.2	Pruebas con métodos utilizando sensor ultrasónico	52
5.2.1	Mapa de pasillo	52
5.2.2	Mapa de pasillo corto	54
5.2.3	Mapa de pasillo conecte de dos áreas	56
5.2.4	Mapa completo del entorno	58
5.2.5	Conteo de pixeles en mapas	61
5.2.6	Rotación del entorno	64
Capítulo 6	67
Conclusiones y trabajo a futuro	67
6.1	Conclusiones.....	67
6.2	Futuros trabajos	68
Bibliografía	69
Anexos	71

Índice de figuras

Fig. 1 Mapeo realizado con un robot integrado de anillos de sonares	8
Fig. 2 Del lado izquierdo la simulación de un entorno acotado, del lado derecho un mapa difuso con OGM	10
Fig. 3 Dos mapas resultantes del OGM difuso, del lado izquierdo el conservativo, del lado derecho el sobre-confiado	10
Fig. 4 Resultado de la unión de cada una de las veces que el sonar mide en un OGM de Bayes.....	12
Fig. 5 Dificultades en la medición del sensor sonar. Primero 3 objetos en posiciones diferentes representan la misma medición. En el segundo el haz tiene una reflexión y se pierde la medición	16
Fig. 6 Distancia entre dos puntos	17
Fig. 7 Modelo de Onda por sensor ultrasónico	17
Fig. 8 Amplitud vs Orientación	18
Fig. 9 Resultado del mapeo de un entorno en un mapa de rejillas ocupacional	19
Fig. 10 Haz, características y distribución con sensor ultrasónico en un OGM.....	20
Fig. 11 Ejemplo de conflicto en mediciones con sensor ultrasónico en OGM	21
Fig. 12 Mapa resultante con un OGM con enfoque en teoría de Bayes	25
Fig. 13 Esquema del OGM con enfoque Difuso	26
Fig. 14 Comportamiento del operador unión Dombi para diferentes valores de λ	29
Fig. 15 Mapa difuso con rejillas ocupadas (gris), vacías (blancas) y seguras (puntos blancos)	30
Fig. 16 Aplicaciones con robot LEGO mindstorm	32
Fig. 17 Diagrama de robot móvil monociclo.....	32
Fig. 18 Configuración del Robot LEGO mindstorm	33
Fig. 19 Configuración interna de servomotores	34
Fig. 20 Matlab & Mindstorm	34
Fig. 21 Funcionamiento del robot con la PC.....	35
Fig. 22 Entorno físico del robot	35
Fig. 23 Distancia entre 2 puntos.....	36
Fig. 24 Localización de puntos cardinales.....	36
Fig. 25 Esquema de Algoritmo de mapa difuso	38
Fig. 26 Sensor Ultrasónico LEGO	38
Fig. 27 Perfiles de funciones Vacío y Ocupado	40
Fig. 28 Caracterización manual del sensor ultrasónico	40
Fig. 29 Configuración para puntos cardinales rectos y para puntos cardinales en esquina.....	41
Fig. 30 Mediciones continuas y actualización de cada celda	41
Fig. 31 Medición de distancias y ángulos a cada una de las celdas de interés	42
Fig. 32 Gráficas de modelo del sensor.....	42
Fig. 33 Función modulación angular, teórico y en matlab.....	43

Fig. 34 Función de modulación radial, teórico y en matlab.....	43
Fig. 35 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado	44
Fig. 36 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado a 20 cm matlab.....	45
Fig. 37 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado a más de 30 cm matlab	45
Fig. 38 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado a 12 cm Matlab	45
Fig. 39 Esquema de movimientos del robot	48
Fig. 40 Traslape entre mediciones.....	49
Fig. 41 Mapeo calculando dos puntos en una recta	51
Fig. 42 Mapeo de avance del robot calculando dos puntos en la recta.....	52
Fig. 43 Mapa Pasillo Largo Bayes.....	53
Fig. 44 Mapas Difusos, lado izquierdo Celdas Ocupadas, Lado derecho celdas vacías	53
Fig. 45 Mapa Difuso, unión Max, primero datos en escala de grises después con filtro	53
Fig. 46 Mapa Difuso, unión Dombi, primero datos en escala de grises después con filtro	54
Fig. 47 Mapa Pasillo Largo Bayes, diferentes ganancias.....	54
Fig. 48 Mapa vacío y ocupado del mapa difuso de pasillo corto	55
Fig. 49 Unión Max pasillo corto.....	55
Fig. 50 Unión Dombi pasillo corto	55
Fig. 51 Diferentes tipos de unión para mapa difuso.....	56
Fig. 52 Unión híbrida	56
Fig. 53 Mapa Bayes de conecte entre 2 áreas	56
Fig. 54 Mapa vacío y ocupado para el mapa difuso de conecte entre 2 áreas	57
Fig. 55 Unión Max para mapa difuso de conecte entre 2 áreas	57
Fig. 56 Unión Dombi para mapa difuso de conecte entre 2 áreas.....	57
Fig. 57 Mapa Bayes del entorno completo.....	58
Fig. 58 Mapa difuso con celdas ocupadas	58
Fig. 59 Mapa difuso con celdas vacías.....	59
Fig. 60 Unión Max del entorno completo.....	59
Fig. 61 Unión Dombi del entorno completo	60
Fig. 62 Mapa híbrido del entorno completo.....	60
Fig. 63 Distribución del entorno en pixeles	61
Fig. 64 Conteo de pixeles en mapa de Bayes.....	61
Fig. 65 Conteo de pixeles en el mapa difuso con unión Max.....	62
Fig. 66 Conteo de pixeles en mapa difuso con unión Dombi.....	62
Fig. 67 Conteo de pixeles en el mapa híbrido.....	63
Fig. 68 Mapa con Bayes rotado	64
Fig. 69 Mapas difusos: vacío y ocupado de mapa rotado.....	64
Fig. 70 Mapa difuso con unión tipo Max	65
Fig. 71 Mapa difuso con unión Dombi.....	65
Fig. 72 Mapa híbrido con mapa rotado	65

Índice de tablas

Tabla 1 Algoritmo general de rejilla ocupacional23
Tabla 2 Algoritmo de Bayes.....25
Tabla 3 Algoritmo de Mapa Difuso.....47
Tabla 4 Conteo de pixeles para cada mapa63

Glosario de términos y abreviaturas

Mapeo Creación de representaciones gráficas de la información utilizando relaciones espaciales dentro del gráfico para representar algunas relaciones entre los datos.

Telémetro: Emite un ultrasonido que se refleja en el blanco y el telémetro recibe el eco. Por el tiempo transcurrido y la fase del eco, calcula la distancia al blanco.

Ultrasonico: es una onda acústica o sonora cuya frecuencia está por encima del umbral de audición del oído humano.

Compas: Sensor que localiza los puntos cardinales, es capaz de medir el campo magnético de la tierra y calcula en qué dirección se está apuntando.

Percepción del sensor: Obtención de la información externa de una magnitud física y transformarla en un valor electrónico que sea posible introducir al circuito de control

Proyectos basados en sensores: Una de las importantes áreas en la industria de aplicaciones es la interfaz de la salida del firmware. El desarrollo de proyectos basado en sensores es una gran idea con muchas aplicaciones y algunas desventajas, lógica difusa, SCADA, adquisición de datos son algunos de los proyectos de alto nivel que adoptan los sistemas embebidos y requieren del conocimiento del software.

Umbral: El efecto umbral es un cambio repentino y radical en un fenómeno que a menudo se produce después de superar un límite cuantitativo

Conjuntos: En teoría de conjuntos difusos, los conjuntos bivalentes clásicos se llaman conjuntos nítidos o funciones

OGM: Mapa de Rejilla Ocupacional. Occupancy Grid Mapping

BGM: Mapa de Rejilla de Bayes. Bayes Grid Mapping

FGM: Mapa de Rejilla Difuso. Fuzzy Grid Mapping

MATLAB: (abreviatura de MATrix LABoratory, "laboratorio de matrices") es una herramienta de software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M) y servicio de especie.

Capítulo 1

Introducción

En este primer capítulo se muestra el propósito de este trabajo, ya que se explicó la importancia del mapeo de entornos es necesario plantearse el problema y encontrar objetivos que nos lleven a una buena representación del entorno con ayuda de un robot móvil.

1.1 Antecedentes

Ya que los sistemas robóticos se sitúan en el mundo real perciben información de su entorno a través de sensores, y se deben manipular a través de una fuerza física (Thrun, Burgard, & Fox, 2006). Por lo que la robótica es la ciencia de percibir y manipular el mundo físico a través de dispositivos de computación controlados.

La autonomía se vuelve el tópico central de estas investigaciones ya que la capacidad de planear y ejecutar tareas de movimientos sin una guía humana se vuelve un verdadero problema. Tal facultad es necesaria para sistemas robóticos y así poder resolver problemas que se presentan en el actuar en entornos donde la operación del humano es difícil o peligrosa, como el espacio. Con un cierto grado de autonomía se requerirá en aplicaciones del campo de robots de servicio incluyendo manejo de desechos, limpieza de áreas públicas, transporte de carga en aeropuertos y estaciones de tren, asistencia de personas con alguna discapacidad entre otras.

Los sistemas sensoriales incluidos en los robots móviles podrían permitir la unión de información acerca del entorno desde los datos del sensor y la planeación apropiada de las acciones del robot. Aunque existen sensores sofisticados de alto poder computacional

y son accesibles en el mercado para hacer uso del mismo en el comportamiento del robot en aplicaciones de la vida real, en la actualidad en todos los proyectos robóticos es necesario medir costos y beneficios. Al tener sensores de bajo costo los algoritmos inteligentes son necesarios para extraer información significativa desde los datos que tal vez sean insuficientes o conflictivos (Oriolo, Ulivi, & Vendittelli, 1997) .

En años recientes, el uso de robots móviles en áreas industriales y públicas está incrementando, y este campo ha sido testigo de un aumento en la cantidad de investigaciones sobre las funciones del control en la robótica móvil ya sea en niveles altos o bajos. Un bajo nivel en las funciones de control incluye tareas como localización, planeación de rutas, mapeo y evasión de obstáculos, nos podemos referir a éstos como funciones de navegación.

El mapeo de entornos es uno de los módulos más importantes de navegación, al buscar los métodos para obtener información acerca de los alrededores del robot móvil. El problema del mapeo podemos entenderlo como un proceso de adquirir/generar modelos espaciales de entornos físicos a través de la colección de datos locales de percepción del sensor. Las herramientas de percepción de sensor mayormente utilizada para procesos de mapeo son los sonares, los telémetros con láser, y las cámaras estéreo. (Noykov & Roumenin, 2007)

En la búsqueda de métodos con mayor ventaja se busca una representación del entorno o mapa en forma de rejillas ocupacionales ya que las celdas de alrededor pueden ser modeladas como nodos en un grafo y sus valores de ocupación como el costo para atravesar de un entorno a otro. Así que los mapas de rejilla ocupacional contienen en sí también información topológica acerca del entorno y pueden ser utilizadas efectivamente para el uso de planeación de rutas.

La naturaleza del problema del mapeo es dual. Para tener precisión en el modelo del entorno, la posición exacta del robot debe conocerse, y para localizar con precisión el robot móvil el modelo del entorno tiene que ser conocido. Esta relación define un campo completo en robótica móvil llamada mapeo y localización simultánea (SLAM). Cuando el robot móvil tiene que moverse a través del entorno mapeado un algoritmo de planeación de rutas es necesario.

1.2 Planteamiento del problema

La robótica móvil tiene la necesidad de saber en dónde se encuentra el robot para la toma de decisiones, por lo que se busca una representación del entorno o mapa que nos dé información fiable de este entorno. Otra necesidad básica en la robótica móvil es el control de dichos robots en su entorno para obtener movimientos que faciliten el recorrido dentro del entorno. La cantidad de información necesaria para la realización de un entorno es enorme por lo que la cantidad de incertidumbre que se genera es cada vez mayor y se presenta en: la longitud de los espacios, la capacidad de cómputo necesaria, el número de sensores, la cantidad de movimientos para cubrir la mayor parte de entorno. Especialmente al hacer mapeo de entornos con sensores ultrasónicos se tiene la desventaja de no poder conocer en una sola medición las dimensiones del entorno. Con lo anterior se buscan métodos que ayuden a hacer un mapa a pesar de estas dificultades.

1.3 Justificación

En los últimos años la robótica móvil ha ascendido en importancia para la vida cotidiana del ser humano, los robots de servicio se vuelven esenciales para labores cotidianas en donde deben interactuar en un entorno acotado donde se vuelve indispensable que el robot conozca su posición actual y hacia dónde debe dirigirse, por lo que el mapeo es primordial para el correcto funcionamiento del robot en sus movimientos ya que al obtener una representación del entorno él tiene la seguridad de andar en áreas seguras y el ser humano puede observar el entorno sin necesidad de exponerse. Combinar la robótica móvil con lógica difusa se hace necesario por la cantidad de incertidumbre que se tiene, sobre todo si se tienen pocos sensores y/o sensores con poca precisión.

1.4 Objetivo general

Realizar un mapa del entorno acotado con un robot semi-autónomo de LEGO mindstorm utilizando el teorema de Bayes y lógica difusa.

1.5 Objetivos particulares

- Configurar el armado de un robot LEGO Mindstorm para la tarea de la obtención de entornos.
- Realizar la caracterización del sensor ultrasónico de un robot móvil Mindstorm para la programación del algoritmo sobre el modelo del sensor.
- Programar el algoritmo de Bayes y los diferentes operadores de lógica difusa para el mapeo de entornos con el robot LEGO Mindstorm. Y decidir cuál tiene el mejor desempeño para obtener ventajas y desventajas de ambos.
- Combinar los resultados del algoritmo de Bayes y los operadores de lógica difusa para obtener un mapa con mayor exactitud.

1.6 Alcances

Con la configuración de un robot semi-autónomo móvil Mindstorm LEGO monociclo y tomando mediciones con un solo sensor telemetro ultrasónico se obtiene la representación del entorno en un mapa por medio de enfoques de robótica móvil como la robótica probabilística en especial con un filtro de Bayes y operadores difusos en especial con operadores de unión tipo max y tipo Dombi, para finalmente obtener un mapa híbrido utilizando los beneficios de ambos enfoques.

1.7 Contribuciones

Se programan los algoritmos de obtención de entornos acotados para el robot Mindstorm de LEGO, como lo son el algoritmo de Bayes y operadores unión de lógica difusa, con un solo sensor ultrasónico. Y una combinación de los resultados del algoritmo de Bayes y el de lógica difusa para obtener un mapa con mejores límites del entorno.

1.8 Organización del trabajo

Capítulo 1 Se da una breve introducción a los antecedentes y se define el planteamiento del problema, justificación y objetivos de la tesis

Capítulo 2 Se presenta una breve explicación de los trabajos realizados en el área de la robótica y sus funciones de navegación, en especial el mapeo de entornos con algoritmos de mapa de rejilla ocupacional, en especial con la teoría de Bayes y una introducción a la lógica difusa.

Capítulo 3 Marco teórico. Descripción del método utilizado para el mapeo de entornos acotados utilizando la teoría de Bayes y la teoría de lógica difusa para un mapa de rejillas ocupacional. Además de profundizar en el modelo del sensor ultrasónico.

Capítulo 4 Explicación del robot y el entorno utilizado. También se describen las ecuaciones utilizadas en el algoritmo.

Capítulo 5 Experimentos, resultados de mapas obtenidos por los métodos de Bayes y lógica difusa, incluyendo un mapa híbrido con información de ambos mapas.

Conclusiones y futuros trabajos Se muestra las conclusiones de los resultados obtenidos así como una descripción del trabajo futuro consecuente a la investigación

Capítulo 2

Estado del arte

En este capítulo se muestran los trabajos más recientes en el área de mapeo de entornos lo que nos ayuda a definir un plan de acción para tomar los métodos que nos ayuden a tener una buena representación del entorno para la realización del mapa, entre algunos métodos importantes en la investigación es el filtro de Bayes por su buen cumplimiento en robots móviles con computo sencillo y lógica difusa por su buen manejo de incertidumbre.

Para un uso exitoso de los robots móviles en muchas áreas de trabajo humano los problemas de navegación deben ser resueltos. Uno de estos problemas de navegación es la creación y actualización del modelo o mapa del entorno de trabajo de un robot móvil y cómo moverse en él.

2.1 Tipos de mapeo de entornos

Generalmente hablando, podemos dividir los mapas del entorno en 3 grandes grupos: Mapas métricos, Mapas topológicos y Mapas híbridos. Los mapas métricos contienen información métrica acerca del entorno y son buenos para tareas de localización. La información métrica acerca del entorno modelado puede ser representada por una cuadrícula o por características (líneas, esquinas, puntos). Los mapas de rejillas se pueden llamar también como mapas de rejillas de ocupación (Occupancy grid maps, OGM) y representan el entorno como celdas de igual o desigual tamaño, donde cada celda

contiene información sobre si una parte del entorno está ocupado o vacío. (Elfes, Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, 1987)

Los mapas topológicos se basan en un grafo como estructura y contienen solo información topológica acerca del entorno, tales mapas son buenos para tareas de planeación de rutas pero la posición del robot móvil puede ser determinada solo por aproximaciones. Los mapas híbridos consisten de una parte topológica y una métrica. (Tomatis, 2001) Un ejemplo típico es que cada nodo en el grafo tiene una representación en un mapa métrico local. Estos mapas pueden ser exitosamente utilizados para la localización y una planeación de ruta en edificios altos, donde cada piso es modelado como un nodo, y los elevadores conectan los pisos como líneas.

2.2 Mapeo de entornos utilizando el sensor ultrasónico

Se debe diseñar un método para la construcción de entornos desconocidos, comenzando desde una serie de mediciones obtenidos con un telemetro ultrasónico. Estos sensores nos ofrecen una satisfactoria compensación entre costo y exactitud, junto con una remarcable simplicidad de uso como se observa en la figura 1. De todas formas, ya que se tiene una pobre resolución angular y un fenómeno de múltiples reflexiones, las mediciones obtenidas pueden ser afectadas por una gran cantidad de incertidumbre (Leonard & Durrant-Whyte, 1992)



Fig. 1 Mapeo realizado con un robot integrado de anillos de sonares

2.3 Tipos de mapeo de rejillas ocupacional

Una restricción que se encuentra al inicio de las investigaciones es el desarrollo de herramientas que puedan ser útiles para la navegación. El problema del movimiento autónomo en entornos desconocidos es muy difícil, y llama para complicadas estrategias de medición del sensor, (Cox & Wilfong, 1990) y arquitecturas de control (Brooks, 1986). Varios enfoques han sido investigados, desde los de comportamiento reactivo a los deliberativos.

Hay varios tipos de mapas de celdilla ocupacional (Ivanjko, Petrvic, & Misel, 2009) que se basan en un rango de lecturas de sonar como son:

- El mapa de Bayes
- El mapa de Dempster-Shafer
- El mapa difuso
- El mapa de Borenstein
- El mapa MURIEL
- El mapa de TBF

2.3.1 Lógica difusa en mapeo de entornos

El propósito de algunos trabajos recientes es mostrar que la teoría de conjuntos difusos provee un marco natural en el que los problemas de percepción y planeación pueden ser formulados y resueltos. En vez de intentar reconstruir un modelo determinístico del ambiente, se elige adoptar un mapa intrínsecamente incierto definido como un conjunto difuso: un número real es asociado a cada punto, cuantifica la posibilidad de pertenencia de un obstáculo. La representación resultante es similar a un OGM, comúnmente obtenido utilizando técnicas estocásticas. (Elfes & Movarec, High resolution maps from wide angle sonar, 1985) (Cho, 1990)

El Mapa Difuso es un conjunto difuso \mathbf{M} formado por los conjuntos de espacio vacío \mathbf{V} y ocupado \mathbf{O} , dentro del conjunto universal \mathbf{U} bidimensional considerado como una matriz cuadrada de celdas.

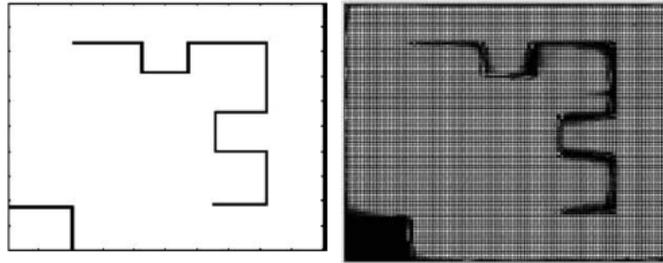


Fig. 2 Del lado izquierdo la simulación de un entorno acotado, del lado derecho un mapa difuso con OGM

En la experiencia de las investigaciones, la lógica difusa provee de una herramienta robusta y eficiente para manejar la incertidumbre introducida por el proceso de percepción de ultrasonido como se observa en la figura 2. De hecho, la teoría es desarrollada desde axiomas menos conservadores que la teoría de probabilidad, por lo que es una opción más amplia, con mayor número de operadores está disponible para modelos de incertidumbre y agregación de información viniendo de múltiples fuentes, un buen ejemplo se observa en la figura 3. (Bandemer & Nather, 1992)

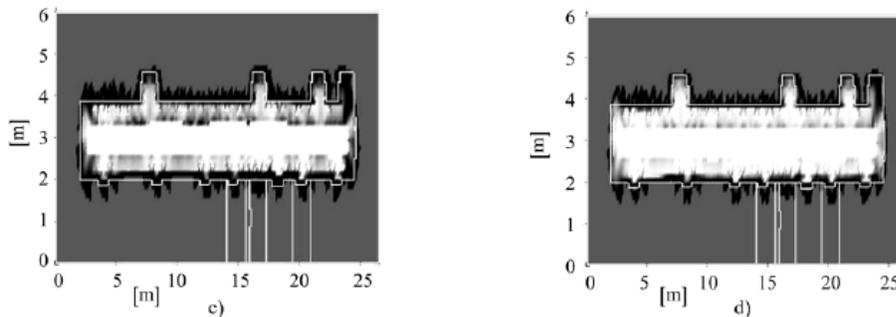


Fig. 3 Dos mapas resultantes del OGM difuso, del lado izquierdo el conservador, del lado derecho el sobreconfiado

Algunas desventajas de los trabajos es que la representación propuesta no provee una herramienta útil para generar movimientos del robot libre de colisiones, se afronta el problema de planear rutas seguras en el mapa difuso. Como el mapa es incierto, no es posible utilizar un algoritmo confiando en una distinción certera entre el espacio vacío y el que tiene obstáculos. La solución es caracterizar el riesgo de colisión a lo largo de la ruta para diferentes planeaciones.

En este trabajo nos enfocamos en dos tipos de métodos, se comenzará con lógica difusa. Desde que se introdujo la teoría de conjuntos difusos por Zadeh (Zadeh, 1965) un gran número de autores se han preocupado por el diseño de sistemas difusos entre los cuales se destaca el estudio para la realización de adecuados mapas difusos y dándole importancia (Kandel, 1972). La importancia en esta dirección de las investigaciones ha incrementado hasta obtener una recopilación de mapas difusos con diferentes operadores que sacan ventajas (Elfes, Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, 1987) que en otros métodos como los probabilísticos no se pueden encontrar, además de la capacidad de obtener rutas topológicas para identificar lugares importantes (Cariñena, 2004) (Al-Jarrah, 2001), y se extiende en el área de control para evasión de obstáculos (Mousa & al, 2011).

2.3.2 Teoría de Bayes en mapeo de entornos

El segundo enfoque que trataremos es el Bayesiano o modelo inverso para OGM, se ha convertido en una herramienta básica en el mapeo de entornos ya que es el que requiere menos cómputo y se obtiene un resultado inmediato, sin embargo no tiene un buen manejo de incertidumbre.

Los métodos estándar de ocupación son caracterizados por opciones de algoritmo:

- A. Se descompone el problema de gran dimensión en varios problemas de estimaciones binarias, que son después resueltas cada una independientemente.
- B. Se confía en los modelos inversos de los sensores del robot los cuales razonan desde las mediciones del sensor a los mapas (en oposición a la forma en que los datos del sensor son generados)

Las técnicas como el razonamiento Bayesiano son empleadas para resolver los conflictos con el ruido en los datos, ya que se actualiza cada celda del OGM utilizando el filtro binario de Bayes tomando en cuenta que el mapa es estático. En la figura 4 se muestran el número de mediciones obtenidas para obtener una representación con OGM de Bayes.

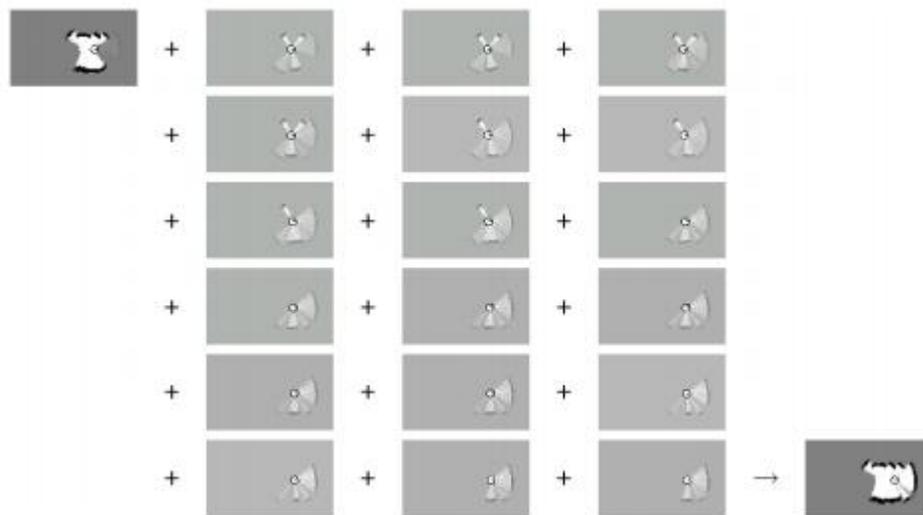


Fig. 4 Resultado de la unión de cada una de las veces que el sonar mide en un OGM de Bayes

Capítulo 3

Marco teórico

En este capítulo se ahonda en la información necesaria para la programación de métodos que utilizan sensores ultrasónicos, así como el tipo de incertidumbre que se presenta en la robótica móvil, con estas herramientas se podrá programar y configurar el robot adecuadamente.

3.1 Incertidumbre en robótica

Los robots deben ser capaces de acomodarse a la gran incertidumbre que existe en el mundo físico (Thrun, Burgard, & Fox, 2006). Si no existiera la incertidumbre las tareas del mapeo de entornos y localización en la robótica móvil se convertirían en tareas sencillas, ya que no es así, se requiere que se entiendan las fuentes de incertidumbre que más afectan el resultado de los algoritmos empleados:

El entorno del robot es inherentemente impredecible. Mientras el grado de incertidumbre en entornos bien estructurados tal como líneas seguidas es menor, los que tienen entornos dinámicos con personas a su alrededor se vuelven con un alto grado de incertidumbre.

Los sensores tienen limitaciones al percibir. Las limitaciones surgen de varios factores. El rango y resolución del sensor es sujeto de limitaciones físicas. Los sensores son objeto de ruido, lo cual perturba las mediciones del sensor en formas impredecibles y se limita la información que se puede extraer.

Actuadores del robot, esto se refiere en mayor razón de los motores que a veces se vuelven impredecibles. La incertidumbre es generada desde el ruido del control hasta fallas mecánicas.

Software todos los modelos que se utilizan son aproximaciones del mundo o abstracciones del mundo real y solo modelan una parte de éste. Los modelos del error son los que usualmente se ignoran en robótica.

Aproximaciones algorítmicas, los robots son sistemas en tiempo real, así que las limitaciones computacionales toman un factor importante.

Para realizar las tareas, los robots deben ser capaces de tratar la enorme cantidad de incertidumbre que se encuentra en su entorno.

Por lo anterior un componente esencial en un robot autónomo móvil es el sistema de sensores para percibir el exterior. Las capacidades para percibir el exterior deben ser integradas con un método para extraer una representación del entorno a partir de los datos con incertidumbre del sensor y con un apropiado algoritmo de planeación.

Por lo tanto las principales necesidades al momento de construir y mantener un mapa son las siguientes:

- Modelar del modo más exacto posible el ruido introducido por el sensor de medición.
- Establecer un criterio, fiable, para la validación de las medidas obtenidas.

Un tercer criterio para construir un mapa eficiente del entorno es utilizar una buena representación de los elementos.

Por lo que la creación y actualización del mapa se convierte en un proceso consistente para afianzar aquellas representaciones útiles y las que no.

3.2 Sensor ultrasónico

Los sensores de ultrasonidos presentan varias ventajas frente a otros sistemas telemétricos basados en láser o visión:

- Costo: bajo, lo que permite equipar al robot con un número suficiente de sensores para llevar a cabo las medidas.
- Consumo: menor que el presentado por otros sistemas de percepción.
- Rápidos: realizan un procesamiento de la señal en poco tiempo, lo cual proporciona al robot información para reaccionar de un modo veloz.

Pero no todo son ventajas, también tienen algunos inconvenientes:

- Pobre direccionalidad: o lo que es lo mismo, ancho de haz excesivo.
- Velocidad de propagación no constante: puesto que varía fundamentalmente con la temperatura y la humedad. [Clive-89]

La velocidad del sonido en el aire se incrementa en un 0.18% por cada °C, como se indica en la siguiente ecuación:

$$V_t/V_0 = \sqrt{T/T_0} \quad (3.1)$$

V_t Velocidad a temperatura T

V_0 Velocidad a 0 ° C (331 m/s)

T temperatura absoluta (° Kelvin)

$T_0 = 273$ (0°C = 273° Kelvin)

Por lo tanto la velocidad del sonido a 20°C es

$$V_t = \left(\sqrt{293/273} \right) (331) = 343 \text{ m/s}$$

- Ruido térmico: afecta debido a la forma en que están contruidos los sensores.
- Ruido especular: cuando el rayo principal (mayor amplitud) se encuentra formando un ángulo con la perpendicular a la superficie reflectora que

supera cierto valor, la onda reflejada no llegará al receptor, o podría rebotar en otra superficie y llegar al receptor ocasionando una medida incorrecta.

Algunos inconvenientes que se deben tomar en cuenta para el uso de ultrasonares en la construcción de mapas son la anchura del lóbulo principal de medición, reflexiones especulares, valores atípicos, interferencia cuando más de un sensor se está utilizando. Para aliviar la influencia de estos problemas en el OGM en su mayoría se construyen con diferentes métodos de mapeo que se basan en un modelo de sensor sonar probabilístico (Elfes, Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, 1987) (Ribo & Pinz, 2001).

En este caso los valores atípicos y las reflexiones especulares son representados por lecturas falsas, los cuales decrecen la calidad del mapa obtenido. Un sensor de ultrasonidos típico, suele retornar un valor de distancia al obstáculo que tiene más próximo, medida r , pero no especifica el valor angular donde se localiza el obstáculo como se muestra en la figura 5.

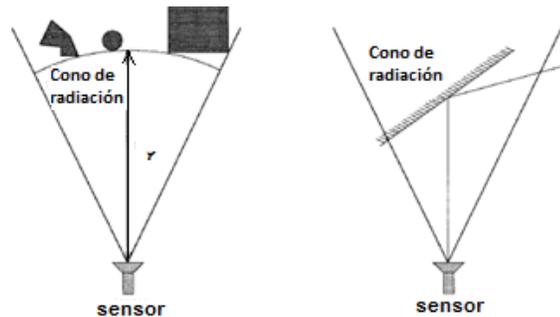


Fig. 5 Dificultades en la medición del sensor sonar. Primero 3 objetos en posiciones diferentes representan la misma medición. En el segundo el haz tiene una reflexión y se pierde la medición

3.3 Distancia entre dos puntos

La forma más sencilla de realizar un mapa es por medio de este cálculo, al tener un marco local de localización.

Cuando los puntos se encuentran ubicados sobre el eje x o en una recta paralela a este eje, la distancia entre los puntos corresponde al valor absoluto de la diferencia de sus abscisas.

Ejemplo: La distancia entre los puntos (-4,0) y (5,0) es $4 + 5 = 9$ unidades.

Cuando los puntos se encuentran ubicados sobre el eje y o en una recta paralela a este eje, la distancia entre los puntos corresponde al valor absoluto de la diferencia de sus ordenadas.

Ahora si los puntos se encuentran en cualquier lugar del sistema de coordenadas, la distancia queda determinada por la relación:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

Para demostrar esta relación se deben ubicar los puntos $A(x_1, y_1)$ y $B(x_2, y_2)$ en el sistema de coordenadas, luego formar un triángulo rectángulo de hipotenusa AB y emplear el teorema de Pitágoras, como lo muestra la figura 6.

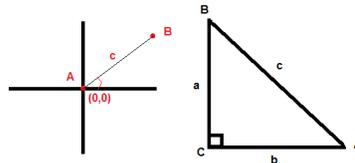


Fig. 6 Distancia entre dos puntos

3.3.1 Modelo de onda por sensor ultrasónico

Ya que se tiene claro cómo funciona un sensor ultrasónico, se utiliza su modelo para técnicas con una huella de incertidumbre como la que muestra este tipo de sensor.

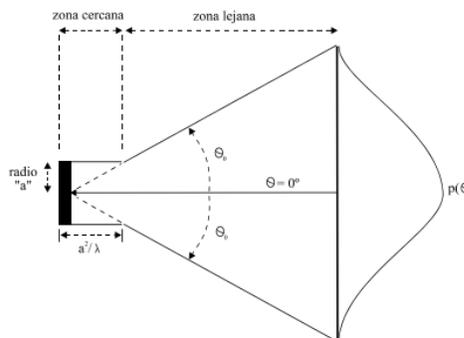


Fig. 7 Modelo de Onda por sensor ultrasónico

Como se muestra en la figura 7 cuando “a” es mucho mayor que “λ”, la onda emitida forma un haz directo. Este tipo de transmisor es modelado comúnmente como un pistón delgado de radio “a”, encerrado en una pantalla acústica infinita que está vibrando a una frecuencia “f”, siendo $\lambda = c1/ f$

La onda producida tiene dos regiones distintas: zona cercana y zona lejana. En la zona cercana la onda se halla contenida dentro de un cilindro de radio “a”, esta zona se extiende hasta una distancia aproximadamente igual a $(a^2)/\lambda$. En la zona lejana, la onda diverge con un ángulo $\theta_0 = \sin^{-1} \frac{0.61\lambda}{a}$. La presión irradiada por la onda en un punto de la zona lejana forma una curva gaussiana de varianza $\theta_0/2$, descrita por la siguiente expresión:

$$p(r, \theta) = (P_0/r)\exp(-2\theta^2/\theta_0^2) \quad (3.2)$$

Siendo r la distancia al punto, y P₀ una constante. Como se puede observar la presión ejercida en el punto es inversamente proporcional a la distancia. Si empleáramos un amplificador de ganancia variable con el tiempo para compensar esta atenuación, la ecuación de la presión quedaría como sigue:

$$p(\theta) = P_{max}\exp(-2\theta^2/\theta_0^2) \quad (3.3)$$

En la Figura 8 se aprecia la curva de amplitud en función de la orientación del sensor. Un obstáculo es detectado por el sensor, tan sólo si se encuentra por encima del valor umbral de amplitud (Γ). Por lo tanto el sensor deberá muestrear entre los ángulos comprendidos entre θ_{min} y θ_{máx} . Recordando que el ángulo, θ, es el formado desde el rayo principal del haz de ultrasonidos y la perpendicular formada por la superficie reflectora.

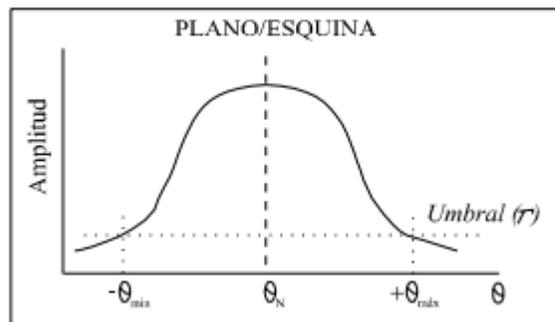


Fig. 8 Amplitud vs Orientación

A mayor incertidumbre de medición en las mediciones de un telemetro sonar originados por distancias largas, cada método de mapeo de entornos utiliza un filtro con umbral de mediciones obtenidas del telemetro sonar. Los filtros más básicos también son utilizados, por ejemplo cuando todas las mediciones en las que el rango del sensor son mayores a 3m son descartadas. Los sonares o telémetros sonares son usualmente utilizados en robótica móvil por su simplicidad de operación, robustez, bajo precio, y buena exactitud en sus mediciones (típicamente el error relativo es 1% de la verdadera distancia) (Ivanjko, Petrvic, & Misel, 2009)

3.4 Mapas de rejilla ocupacional

En robótica móvil, una rejilla ocupacional es una teselación bidimensional del mapa de un entorno dentro de una cuadrícula de iguales o diferentes celdas. Cada celda representa una parte del entorno modelado y mantiene información acerca del estatus de ocupación de la parte representada del entorno. La información de la ocupación cercana al 0 significa que esta parte del entorno está libre, y valores de ocupación cercanos al 1 significan que un obstáculo ocupa esta parte del entorno. Valores cercanos al 0.5 significan que esta particular parte del entorno no está aún modelado y su valor ocupacional es desconocido. Cuando un algoritmo de exploración es utilizado, este valor es también una indicación que el robot móvil aún no ha visitado tales partes del entorno. Algunos métodos de mapeo de entornos utilizan este valor como inicial. La figura 9 presenta un ejemplo de un OGM ideal que se obtendría desde un pequeño entorno. Del lado izquierdo presenta paredes salidas del entorno y celdas continuas de un OGM vacío.

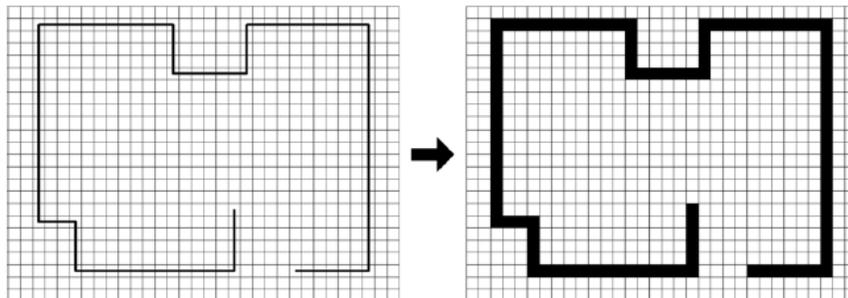


Fig. 9 Resultado del mapeo de un entorno en un mapa de rejillas ocupacional

Una interpretación del telémetro sonar superpuesto/traslapado con las correspondientes celdas de la cuadrícula se da en la figura 10. Se puede ver que en un mapa 2D la medición de un telémetro puede ser representada como una parte del arco del círculo. El tamaño de la parte del círculo esta en algún lugar en el arco definido por el rango de medición y el ángulo del lóbulo principal del sonar. Usualmente entre una y dos celdas del ancho del área alrededor del rango medido definido como el espacio ocupado. El espacio entre el sensor del sonar y el rango medido es el espacio ocupado. Todo lo demás no es afectado con un rango particular del sonar y presenta el espacio desconocido. Entonces, cada medición del telémetro sonar genera un OGM local que debe estar integrado dentro de un mapa global. Cuando un mapa local ha sido creado, las características del sensor telémetro deben ser consideradas.

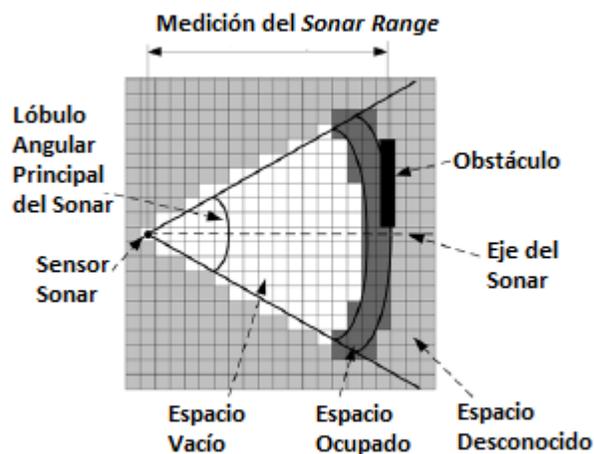


Fig. 10 Haz, características y distribución con sensor ultrasónico en un OGM

El sonar es un tiempo de vuelo del sensor, lo que significa que envía una onda y mide el tiempo necesario para regresar la onda reflejada desde un obstáculo que regresa al sonar. La onda generada tiene mayor intensidad a lo largo del eje, como lo muestra la figura 11, entonces resulta una distancia medida a un obstáculo mucho más precisa que estén en línea o perpendicular al eje del sonar. Y la onda decrece conforme a la distancia transversal, la precisión de medición del rango absoluto también decrece como la distancia de la onda transversal. Esto se relaciona con los requerimientos del gran rango

de medición el cual es una gran ventana abierta de tiempo para aceptar la onda reflejada y después habilitar más reflexiones especulares y valores atípicos.

El problema con algunos algoritmos de OGM es que cuando se tiene un entorno como el señalado en la figura 11 (a) y un robot pasa puede recibir la medición sin ruido mostrado en (b), los modelos del sensor inverso mapean estos haces dentro del mapa probabilístico. Esto se realiza de forma separada para cada celda de la cuadrícula y cada haz, como se muestra en (c) y (d). Combinando ambas interpretaciones se puede obtener un mapa como el que se muestra en (e). Obviamente existe un conflicto en la región empalmada, indicada por círculos en (e). Lo interesante de este caso es, que existen mapas, tal como se muestra en la figura (f), el cual perfectamente explica la medición del sensor sin ningún tipo de conflicto. Para explicar las lecturas del sensor es suficiente con asumir un obstáculo en algún lugar en el cono de la medición, y no por doquier. Este efecto se resuelve con el modelo adelantado.

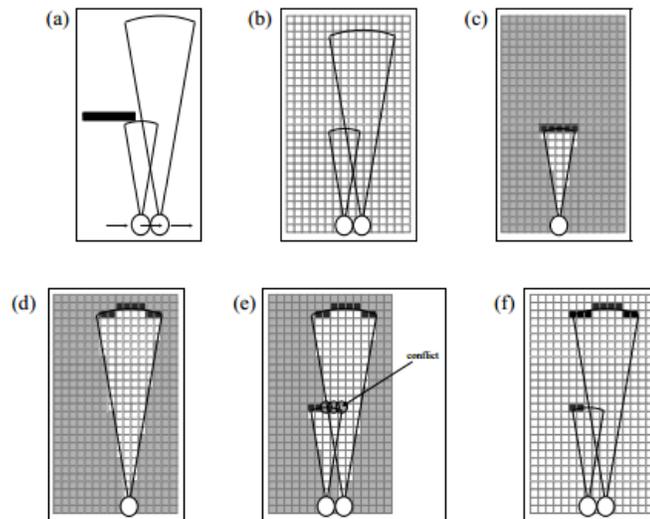


Fig. 11 Ejemplo de conflicto en mediciones con sensor ultrasónico en OGM

Para tomar en cuenta las características de las mediciones del alcance del sonar un gran énfasis se le da al rango de mediciones cerca del sensor sonar y partes del entorno cerca al eje principal del sonar. Matemáticamente se puede expresar con las siguientes ecuaciones (Wijk, 2001)

$$\alpha(\theta) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\theta}{\theta_0}\right)^2 & 0 \leq \theta \leq \theta_0 \\ 0 & |\theta| > \theta_0 \end{cases}$$

$$\Delta(\rho) = 1 - \frac{1 + \tanh\left(2(\rho - \rho_v)\right)}{2}$$

(3.4)

Dónde:

$\alpha(\theta)$ Función de modulación angular

θ Ángulo entre el eje del sonar y la celda actual actualizada

θ_0 Mitad del ángulo del lóbulo principal del sonar

ρ Distancia desde el sensor sonar y la celda actual actualizada

$\Delta(\rho)$ Función de modulación radial

ρ_v Radio de visibilidad donde el menor énfasis se da en el rango de mediciones del sonar.

Y las funciones de casillas ocupadas o vacías son las siguientes:

Probable región vacía: Incluye todos aquellos puntos tales que $\delta < R - \varepsilon$, $\theta \leq w/2$, que tienen probabilidad $p_E = f_E(\delta, \theta)$ de estar vacíos. Dado que $\theta \in [-w/2, w/2]$.

Donde $R = \rho$ y $w = \theta_0$

$$p_E(x, y) = f_E(\delta, \theta) = E_r(\delta)E_a(\theta) = \left\{1 - \left(\frac{\delta - R_{min}}{R - \varepsilon - R_{min}}\right)^2\right\} \times \{1 - (2\theta/w)^2\}$$

Para $\delta \in [R_{min}, R - \varepsilon]$

(3.5)

0 en otro caso

Probable región ocupada: Incluye todos aquellos puntos tales que $\delta < R - \varepsilon$, $\theta \leq w/2$, que tienen probabilidad $p_O = f_O(\delta, \theta)$ de estar ocupados. $\theta \in [-w/2, w/2]$.

$$p_O(x, y) = f_O(\delta, \theta) = O_r(\delta)O_a(\theta) = \{1 - (\delta - R/\varepsilon)^2\} \times \{1 - (2\theta/w)^2\}$$

Para $\delta \in [R - \varepsilon, R + \varepsilon]$

0 en otro caso

(3.6)

Algoritmo general es el siguiente:

Algoritmo general de rejilla ocupacional
<p>Inicialización: Mapa a “desconocido” Fusión de áreas vacías: $p_E(celda) = p_E(celda) + p_E(celda)^{NUEVA} - (p_E(celda) * p_E(celda)^{NUEVA})$ Fusión áreas ocupadas: $p_O(celda)^{NUEVA} = p_O(celda)^{NUEVA} * (1 - p_E(celda))$ Se normalizan valores de Probabilidad de ocupación $p_O(celda) = p_O(celda) + p_O(celda)^{NUEVA} - (p_O(celda) * p_O(celda)^{NUEVA})$</p>

Tabla 1 Algoritmo general de rejilla ocupacional

3.4.1 Mapa con teoría de Bayes

El enfoque Bayesiano para construir una rejilla ocupacional recae en la regla de Bayes

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i \cap B)}{P(B)} \quad (3.7)$$

Donde en nuestro caso el evento A_i juega el rol de ser la celda ocupada o no, y el evento B es el rango de mediciones del sonar examinado. Cada celda C_{ij} del mapa ocupacional (mapa de celdillas) G es después asociado con una variable binaria S_{ij} con estados ocupado (O) o vacío (E) para los que las siguientes ecuaciones son ciertas;

$$P(S_{ij} = O) + P(S_{ij} = E) = 1 \quad (3.8)$$

Para cada celda C_{ij} en el mapa de cuadrícula Bayesiano (BGM) un estado de probabilidad p_{ij} es asociado e inicializado como sigue. Usualmente el valor del estado de probabilidad de 0.5 significa que el valor de ocupado de la celda es desconocido, para valores mayores que 0.5 la celda está ocupada, y para valores menores de 0.5 la celda está vacía.

$$p_{ij} = 0.5 \quad \forall C_{ij} \in G$$

Cuando el BGM es actualizado utilizando nuevas mediciones del sensor, para cada celda C_{ij} que cae dentro del lóbulo principal del sensor de la lectura \mathbf{R} , el valor del estado de probabilidad ocupado es p_{ij} y se actualiza de acuerdo a:

$$p_{ij} = \frac{P(\mathbf{R}|S_{ij}=O)p_{ij}}{P(\mathbf{R}|S_{ij}=O)p_{ij} + [1 - P(\mathbf{R}|S_{ij}=O)][1 - p_{ij}]} \quad (3.9)$$

Donde $P(\mathbf{R}|S_{ij} = O)$ representa el modelo del sensor que nos muestra la probabilidad de que las mediciones dentro del rango del sensor sea ocupado ($P(A_i \cap B)$). Y el denominador es la sumatoria de las probabilidades de las celdas en todo el rango del sensor con las siguientes definiciones $P(\mathbf{R}|S_{ij} = E) = 1 - P(\mathbf{R}|S_{ij} = O)$ y $p_{ij}(E) = 1 - p_{ij}$. Como ya se había mencionado el sensor del modelo consiste de una parte angular y una radial. Parte del cómputo de las funciones de los valores membresía vacío y ocupado es en este caso aumentado por las siguientes ecuaciones:

$$P(\mathbf{R}|S_{ij} = O) = \begin{cases} 0.5 + (p_E - 0.5)f_1(\theta, \rho) & \rho < R - 2\Delta r \\ 0.5 + (p_E - 0.5)f_2(\theta, \rho, R) & R - 2\Delta r \leq \rho \leq R - \Delta r \\ 0.5 + (p_E - 0.5)f_2(\theta, \rho, R) & R - \Delta r \leq \rho \leq R + \Delta r \\ 0.5 & \rho \geq R + \Delta r \end{cases} \quad (3.10)$$

Con las siguientes definiciones

$$\begin{aligned} f_1(\theta, \rho) &= \alpha(\theta)\Delta(\rho) \\ f_2(\theta, \rho, R) &= \alpha(\theta)\Delta(\rho) \left[1 - \left(2 + \frac{\rho - R}{\Delta r} \right)^2 \right] \\ f_3(\theta, \rho, R) &= \alpha(\theta)\Delta(\rho) \left[1 - \left(\frac{\rho - R}{\Delta r} \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (3.11)$$

Donde los parámetros p_E y p_O son los límites inferior y superior de $P(\mathbf{R}|S_{ij} = O)$, $\alpha(\theta)$ y $\Delta(\rho)$ son las funciones de modulación angular y radial, y Δr define el área en el que las mediciones del rango del sonar son consideradas próximas.

Un ejemplo del resultado de este tipo de mapa se muestra en la figura 12.

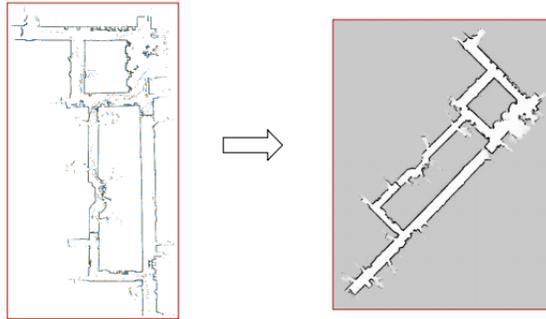


Fig. 12 Mapa resultante con un OMG con enfoque en teoría de Bayes

Un algoritmo que se sigue es el siguiente:

ALGORITMOS_DE_BAYES	
1.	Inicializar: $p(\text{mapa})=0.5$, $pi(\text{imagen})=0.5$
2.	Obtener: $R[\text{cm}]$, $\text{dirección_cabeza_robot}[\text{Norte, Sur, Este Oeste}]$
3.	$[a,b]=\text{Celda_actual_robot}$
4.	$a1=a$; $b1=b$;
5.	$\text{size_celdas_actualizadas}=[m,n]$
6.	for $i=1:m$
7.	for $j=1:n$
8.	$\% \ \% \ \% P(R S_{ij} = 0)=\text{modelo_del_sensor_celdas_actualizadas}$
9.	$p(a1,b1)' = P(R S_{ij} = 0) * \frac{p(a1,b1)}{[P(R S_{ij}=0)*p(a1,b1)] + [(1-P(R S_{ij}=0))*(1-p(a1,b1))]}$
10.	$\% \ \% \ \text{mostrar en imagen}$
11.	if $p(a1, b1) \geq 0.6$
12.	$pi(a1, b1) = 0$
13.	else
14.	if $p(a1, b1) \leq 0.4$
15.	$pi(a1, b1) = 1$
16.	end
17.	end
18.	$b1=b+j$
19.	end
20.	$a1=a+i$
21.	end

Tabla 2 Algoritmo de Mapa de Bayes

3.4.2 Mapa con lógica difusa

En particular, un mapa del entorno es definido como un conjunto difuso de puntos no seguros, en el que su función de membresía cuantifica la posibilidad para cada punto a lo largo de un obstáculo. El cálculo de éste conjunto es con base a un específico modelo de sensor y hace uso de conjuntos intermedios generados de un rango de mediciones y agregados por medio de operadores difusos, un diagrama general se muestra en la figura 13. (Oriolo, Ulivi, & Vendittelli, 1997)

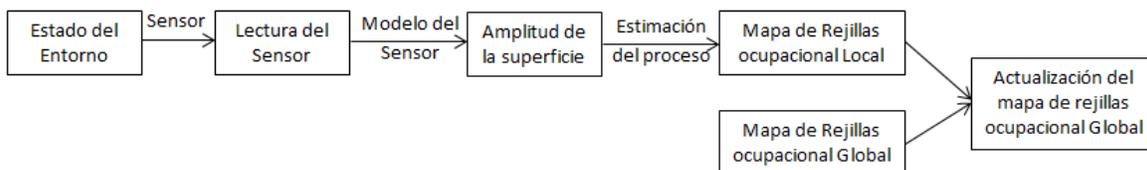


Fig. 13 Esquema del OGM con enfoque Difuso

3.4.2.1 Teoría difusa

Los conjuntos difusos pueden ser fácilmente introducidos como extensiones de conjuntos de una función estándar. Para un conjunto de una función **A** definido sobre el conjunto universal **U**, la función de membresía

$$\mu_A: U \rightarrow \{0,1\}. \quad \mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$

Identifica a los elementos de **U** que pertenecen a **A**.

Para un conjunto difuso **A** definido sobre **U**, la función de membresía

$$\mu_A: U \rightarrow [0,1]$$

Puede asumir cualquier valor real dentro del intervalo [0,1], expresando el grado de membresía de cualquier elemento de **U** en **A**. Se denota a las letras en mayúsculas como conjuntos difusos.

3.4.2.2 Operadores de conjuntos difusos

Algunos operadores básicos de conjuntos difusos (como el complemento, intersección y unión) son definidos como generalizaciones de los operadores clásicos de conjuntos de funciones. En particular, ellos deben satisfacer los axiomas propios de conjuntos aunque no solo eso define al operador. Como consecuencia, se tienen varias opciones válidas para el mismo operador. Esto contribuye a la riqueza y flexibilidad de la lógica difusa, aunque por otro lado la selección del operador más apropiado requiere especial atención.

Cualquier función monotónica.

$$c: [0,1] \rightarrow [0,1]$$

Que satisface las condiciones de límite (restricciones) $c(0)=1$ y $c(1)=0$ puede ser usado para definir el operador complemento. En particular, la función de membresía del complemento $\overline{\mathcal{A}}$ del conjunto difuso \mathbf{A} se denota por

$$\mu_{\overline{\mathcal{A}}}(x) = c(\mu_{\mathcal{A}}(x))$$

En general, se requiere que c sea continua. El operador complemento más común se obtiene:

$$c(\mu_{\mathcal{A}}(x)) = 1 - \mu_{\mathcal{A}}(x)$$

Similarmente, los operadores de conjunto intersección son definidos a través de las siguientes funciones

$$i: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

Que son conmutativas, asociativas, y monotónicas. Aún más, i debe satisfacer las cuatro restricciones $i(0,0)=i(1,0)=i(0,1)=0$ y $i(1,1)=1$. Se suele requerir que i sea continua y, a veces, que sea idempotente (i.e. $i(a, a)=a$). Los operadores de intersección estándar son:

$$i_1(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \mu_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B}}(x) = \min(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x))$$

El producto algebraico

$$i_2(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \mu_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B}}(x) = \mu_{\mathcal{A}}(x) \cdot \mu_{\mathcal{B}}(x)$$

El producto acotado

$$i_3(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \mu_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B}}(x) = \max(0, \mu_{\mathcal{A}}(x) + \mu_{\mathcal{B}}(x) - 1)$$

Finalmente, los operadores del conjunto unión se obtienen desde las funciones

$$u: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

Que son conmutativas, asociativas, monotonicas, y satisfacen las restricciones $u(0,0)=0$ y $u(1,0)=u(0,1)=u(1,1)=1$. De nuevo, uno puede requerir a u que sea continua e idempotente. Una selección típica incluye

$$u_i(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \mu_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B}}(x) = \max(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x))$$

La suma algebraica

$$u_2(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \mu_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B}}(x) = \mu_{\mathcal{A}}(x) + \mu_{\mathcal{B}}(x) - \mu_{\mathcal{A}}(x) \cdot \mu_{\mathcal{B}}(x)$$

La suma acotada

$$u_3(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \mu_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B}}(x) = \min(1, \mu_{\mathcal{A}}(x) + \mu_{\mathcal{B}}(x))$$

Es interesante notar que las tripletas (c, i_1, u_1) , (c_2, i_2, u_2) y (c, i_3, u_3) satisface la ley de Morgan.

Hay todo tipo de operadores unión, que suelen ser utilizados para la agregación de información, ha sido introducido por Dombi (Dombi, 1982)

$$u_{\lambda}(\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{1}{\mu_{\mathcal{A}}(x)} - 1 \right)^{-\lambda} + \left(\frac{1}{\mu_{\mathcal{B}}(x)} - 1 \right)^{-\lambda} \right]^{-\frac{1}{\lambda}}}$$

Con lambda E (0, y). Uno tiene:

$$\lambda_1 < \lambda_2 \Rightarrow u_{\lambda_1}(a, b) > u_{\lambda_2}(a, b)$$

Definiendo la cardinalidad del conjunto difuso \mathbf{A} sobre \mathbf{U} como (Klir & Folger, Fuzzy Sets, Uncertainty and Information, 1988) $|\mathcal{A}| = \sum_{x \in U} \mu_{\mathcal{A}}(x)$, la desigualdad indica que el operador de Dombi produce una unión de conjuntos “largo” como lambda decrece. Uno puede decir que uniones “débiles” se obtienen por valores pequeños de lambda. Este comportamiento se ilustra en la figura 14, donde se muestra el resultado de un aplicación

dado u_λ a un mismo número $a=0.25$, para diferentes valores de lambda. Notar que el operador de Dombi no es idempotente.

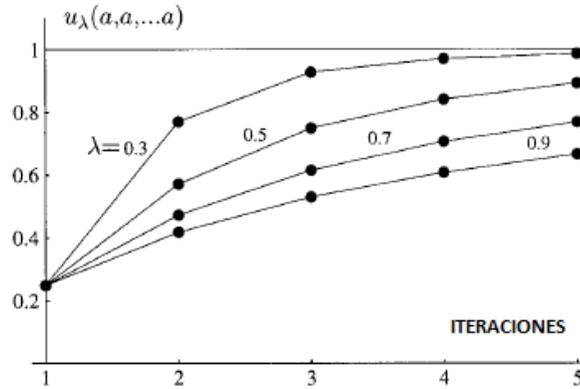


Fig. 14 Comportamiento del operador unión Dombi para diferentes valores de λ

3.4.2.3 Mapas

Cuando se le aplica la teoría de conjuntos difusos en la construcción de la rejilla ocupacional, dos conjuntos difusos ocupado (O) y vacío (E) son definidos (Oriolo, Ulivi, & Venditteli, 1997), Los conjuntos difusos definidos son complementarios. Es decir para una celda C_{ij} de la cuadrícula, es posible tener una membresía parcial para el conjunto de celdas difusas ocupadas **O** y para el conjunto de celdas vacías **E**. El grado de pertenencia para el conjunto de celdas ocupadas **O** y para el conjunto de celdas vacías **E**, para cada celda de la cuadrícula es medida por 2 funciones de membresía:

$$\mu_O^G: G \rightarrow [0,1] \quad \mu_E^G: G \rightarrow [0,1]$$

El FGM es inicializado sin membresía para el conjunto de celdas ocupadas difusas **O** y el conjunto de celdas vacías difusas **E** de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$\mu_O^G(C_{ij}) = 0 \quad \mu_E^G(C_{ij}) = 0 \quad \forall C_{ij} \in G$$

Cuando el FGM es actualizado utilizando nuevas mediciones del sensor, para cada celda C_{ij} que recae dentro del lóbulo principal de la lectura del sensor **R**, de las funciones de membresía $\mu_O^G(C_{ij})$ y $\mu_E^G(C_{ij})$ son actualizadas utilizando las siguientes sumas algebraicas:

$$\mu_O^G(C_{ij}) = \mu_O^G(C_{ij}) + \mu_O^R(C_{ij}) - \mu_O^G(C_{ij})\mu_O^R(C_{ij})$$

$$\mu_E^G(C_{ij}) = \mu_E^G(C_{ij}) + \mu_E^R(C_{ij}) - \mu_E^G(C_{ij})\mu_E^R(C_{ij})$$

Donde $\mu_O^R(C_{ij})$ y $\mu_E^R(C_{ij})$ representa el modelo del sensor apropiado (Wijk, 2001). Son necesarios dos modelos de sensor y las mismas ecuaciones son utilizadas dos para representar los modelos necesarios. Solo los valores de los parámetros k_O y k_E son diferentes. Para encontrar áreas seguras para operar el robot móvil, un conjunto refinado difuso S se puede formar con la función de membresía $\mu_S^G(C_{ij})$ del conjunto difuso seguro. Lo que da una imagen del mapa como la de la figura 15.

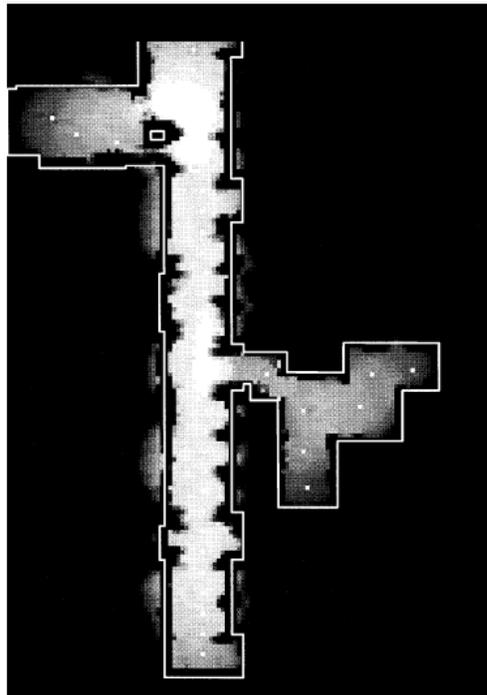


Fig. 15 Mapa difuso con rejillas ocupadas (gris), vacías (blancas) y seguras (puntos blancos)

Capítulo 4

Pruebas y simulaciones

En este capítulo se muestran a detalle las herramientas utilizadas en las pruebas y simulaciones, ya sea el modelo del robot móvil como la caracterización del sensor y la secuencia de movimientos que debe hacer el robot para recorrer su entorno.

Actualmente en la robótica existen robots ya con programas pre-programados con funciones como el mapeo de entornos, sin embargo el usuario desconoce la configuración de estos programas y se limita a seguir instrucciones sin poder modificar parámetros importantes del algoritmo. Tal es el caso de muchos robots que no pueden tener autonomía porque el primer paso es guiarlo por medio de un control por todo el entorno para identificar áreas seguras, por lo que este trabajo se enfocará en programar todos esos algoritmos e incluir un cierto grado de decisión para no utilizar un control remoto.

4.1 Mapeo de entornos utilizando robot LEGO

En los últimos años la robótica móvil ha avanzado en creación de robots móviles, sin embargo todavía se caracterizan por sus altos costos, por lo que este trabajo se adaptará a las condiciones del robot LEGO Mindstorm que da la facilidad de crear una configuración adecuada a cada necesidad, además de su bajo costo. En estos últimos años LEGO ha incrementado su área de interés, puesto que los robots creados con los accesorios del

Mindstorm dan una inmensurable cantidad de configuraciones y aplicaciones como lo muestra la figura 16. (Behrends & Al., 2010)

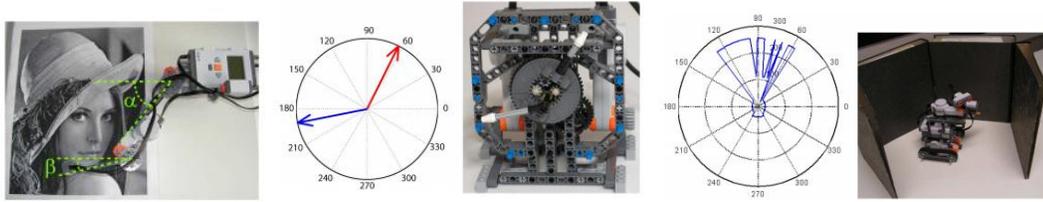


Fig. 16 Aplicaciones con robot LEGO Mindstorm

4.1.1 Configuración del robot LEGO Mindstorm

En la literatura existen muchas configuraciones de robots móviles, en este trabajo se elige un robot móvil monociclo el cual es capaz de realizar misiones en ambientes fijos.

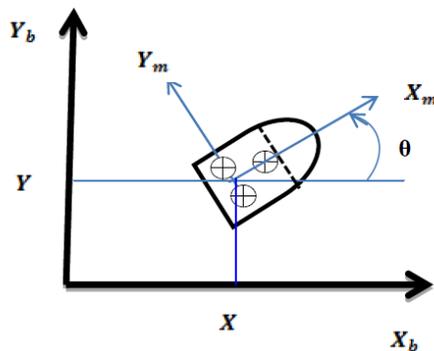


Fig. 17 Diagrama de robot móvil monociclo

Como se observa en la figura 17 el cuerpo del robot es simétrico alrededor del eje perpendicular y el centro de masa está en el centro geométrico del cuerpo.

Tiene dos ruedas motrices que están fijadas en el eje que pasa a través de C y una rueda pasiva previene al robot de volcarse conforme se mueve en el plano.

Este tipo de robot tiene un control diferencial y es quizá el mecanismo de manejo más sencillo que existe para los robots móviles terrestres. Son usualmente utilizados en robots interiores, pequeños y de menor costo como el Kephra.

La cinemática maneja la relación entre los parámetros de control y el comportamiento del sistema en el espacio de estados. Considera cómo el control de la velocidad de las ruedas determina el movimiento del robot (Dudek & Jenkin, 2010). Sobre el manejo diferencial, para cada una de las dos ruedas de conducción para obtener el movimiento de vuelta, el robot debe rotar sobre un punto que recae en un eje común de las dos ruedas motrices. Al variar la velocidad relativa de las dos ruedas, el punto de rotación puede ser variada, y las diferentes trayectorias elegidas. En cada instante de tiempo, el punto en el que el robot rota debe tener propiamente para que las ruedas ya sea izquierda y/o derecha sigan una ruta que se mueve alrededor de punto central.

Con base en lo anterior el modelo del robot es el que se observa en la figura 18:



Fig. 18 Configuración del Robot LEGO Mindstorm

Con las especificaciones correspondientes:

Un sistema de engranes que se explica más adelante (un engrane de 8 dientes y el otro de 40)

El **Ladrillo NXT** el cuál recibe las indicaciones de la computadora para las acciones de los actuadores, al mismo tiempo lee los datos del sensor que se requieren, éste cuenta con un microprocesador de 32 bits, una memoria Flash y la comunicación es por medio del usb 2.0.

Un **sensor compas** que es capaz de medir el campo magnético de la Tierra y calcula hacia qué punto cardinal la cabeza o frente del robot está orientado. Este sensor es muy sensible al ruido, por lo que cualquier metal o estática cercana puede resultar en la obtención de una medición errónea, por lo que se requiere que la altura sea a una distancia considerada del sensor ultrasónico. En el ámbito computacional su salida es de valores int8, desde 0 a 359, donde significa: 0 es Norte, 90 es Este, 180 es Sur y 270 es Oeste. El sensor lee el frente 100 veces por segundo, y tiene una exactitud dentro de un grado.

Un **sensor ultrasónico** el cual es capaz de detectar un objeto y medir su proximidad en pulgadas o en centímetros, el sensor puede detectar objetos desde aproximadamente de 5 a 255 centímetros de distancia con un objeto. Cuando los objetos se encuentran en el máximo rango del sensor éste marcará 255.

3 Servomotores, cada motor tiene integrado un sensor de rotación como el que se muestra en la figura 19 que mide la velocidad y distancia rotada y tiene una resolución de 360 cuantas por revolución del eje o un tick por grado. Entonces cada vez que la rueda del motor gira una vuelta de la rueda el robot cuenta 360 cuentas de rotación. Computacionalmente se tiene un valor entero de 0 a 999999.

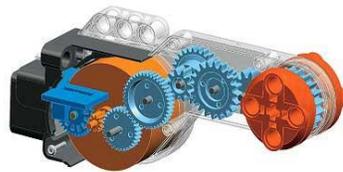


Fig. 19 Configuración interna de servomotores

Finalmente el NXT tiene comunicación con varios tipo de programas y lenguajes, sin embargo se elige MATLAB por su entorno didáctico con gráficas y la librería especial que creó RWTH Aachen University en Alemania y con los cuáles se han logrado obtener resultados favorables en la robótica.

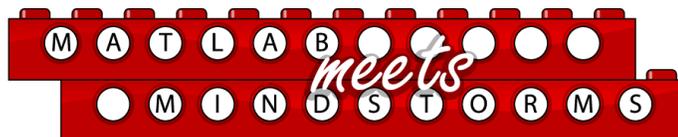


Fig. 20 Matlab & Mindstorm

Ya que la pila del robot consume más energía con el modo de bluetooth se decidió trabajar de forma alámbrica, por lo que el procesamiento de los métodos lo hará la

computadora con ayuda del programa de MATLAB y mandará las ordenes a los actuadores así como recibirá datos de los sensores, tal como se muestra en la figura 21.



Fig. 21 Funcionamiento del robot con la PC

4.1.2 El entorno

Como uno de los temas importantes en el mapeo de entornos es que el robot comprenda cuando se debe detener es decir cuando obtuvo un mapeo “completo” se decide que sea un entorno acotado con medidas acordes al tamaño de rejilla que se tiene, las dimensiones son las que se muestran en la figura 22:

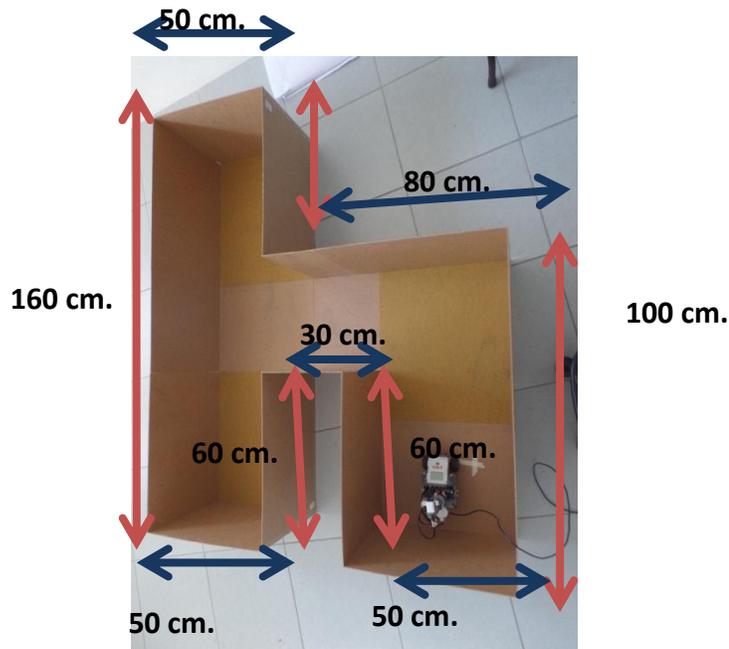


Fig. 22 Entorno físico del robot

Con lo anterior se puede crear una rutina de movimientos para que el robot pueda visitar todo el entorno y el usuario decide en qué momento desea que se detenga el proceso de mapeo.

4.2 Distancia entre dos puntos

Retomando la forma más sencilla de observar el entorno alrededor se tiene la distancia entre dos puntos

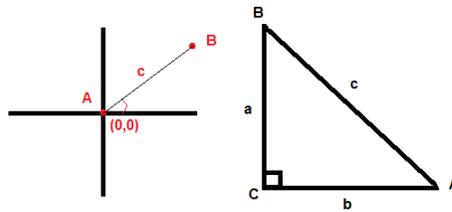


Fig. 23 Distancia entre 2 puntos

Con lo anterior obtenemos las siguientes ecuaciones:

$$x = x_i + d(\cos \alpha)$$

$$y = y_i + d(\sin \alpha)$$

Donde (x,y) con las coordenadas de B, dado que (x_i, y_i) es la coordenada origen y α es el angulo entre las rectas b y c.

Para poner en práctica lo anterior se deben convertir los datos provenientes del sensor a grados como en la figura 24.

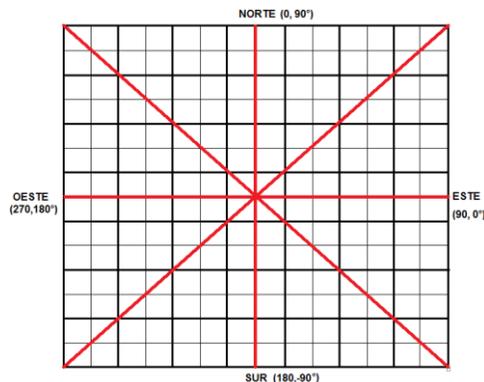


Fig. 24 Localización de puntos cardinales

4.3 Lógica difusa

La lógica difusa encuentra su aplicación natural manejando dos tipos diferentes de incertidumbre, llamadas (i) vaguedad, asociado a la dificultad en caracterizar un concepto particular o propiedad con un conjunto de función, o (ii) falta de evidencia, que no indica si un elemento dado es miembro de un conjunto particular de una función. La construcción de mapas desde lecturas ultrasónicas provee un ejemplo del segundo tipo de incertidumbre. En principio, la construcción del mapa puede ser formulada como un problema de decisión. i.e. determinar para cada punto del área de interés (el conjunto universo **U**) si pertenece a un espacio vacío o a un espacio ocupado, dos conjuntos de funciones dan una partición a **U**. De todas formas, por la gran cantidad de incertidumbre introducida por el proceso del sensor ultrasónico, forzar tal acertada dicotomía puede no ser conveniente. Dependiendo del método decidido, el mapa resultante puede ser muy conservador o, por otro lado, sobre confiado.

Aquí, el espacio vacío y ocupado son definidos como dos conjuntos difusos sobre el conjunto universo **U**, el cual es un subconjunto bi-dimensional de R^2 . Denotando estos conjuntos como **E** y **O**, sus funciones de membresía son μ_E y μ_O respectivamente. Ya que la tarea del módulo de construcción de mapa incluirá el cálculo, para cada punto $x \in U$, de los dos valores μ_E y μ_O . Note que, en el contexto difuso, los dos conjuntos **E** y **O** no son complementarios: para un punto dado, una parcial membresía para ambos, **E** y **O** es posible. En otras palabras, el principio del tertium nondatur no se sostiene.

Así entonces, el procedimiento para la construcción de mapas desde mediciones ultrasónicas se presenta. Se asumirá que una cadena de las lecturas en el rango r_i , obtenidas de la localización conocida del sensor, es accesible como entrada. Se intuye que el mapa obtenido será más exacto si las locaciones de las mediciones (llamadas, las locaciones donde el robot colecta una serie de Rango de lecturas) son numerosas y bien distribuidas.

El objetivo de la fase de construcción de mapa es producir un conjunto difuso **M**, llamado el mapa difuso, que contiene información acerca del riesgo de colisión para cada punto del entorno. Los pasos fundamentales del algoritmo se muestran en el esquema de la figura 25.



Fig. 25 Esquema de Algoritmo de mapa difuso

4.4 Procedimiento del telémetro

Los telémetros ultrasónicos trabajan acorde a un sencillo principio: un paquete de ondas ultrasónicas es generado y el eco resultante es detectado. El tiempo transcurrido entre la transmisión y recepción se asume como proporcional a la distancia con un obstáculo percibido. En nuestro caso solo se cuenta con un solo sensor ultrasónico, por lo que se implementa un sistema de engranes para que este sensor de vuelta sobre un eje y obtenga 20 mediciones ultrasónicas de su entorno y así obtener lo que un anillo ultrasónico telemetro obtendría en una sola medición.



Fig. 26 Sensor Ultrasónico LEGO

El patrón del haz multilóbulo del transmisor puede ser obtenido a través de la función radial direccional de un plano de pistón circular.

$$D(\vartheta) = 2 \frac{J_1(k\rho \sin \vartheta)}{k\rho \sin \vartheta} \quad (4.1)$$

Donde $J_1(.)$ es la función de Bessel de primer orden, $k = 2\pi/\ell$ depende en la longitud de onda λ , ρ es el radio del pistón, y ϑ es el ángulo azimutal medido con respecto al haz del eje central.

Recordemos que existen básicamente 3 fuentes de incertidumbre cuando se utiliza un telemetro ultrasónico para determinar la posición de un objeto dentro del cono de radiación. Primero, la distancia medida r es afectada por un error. Segundo, es imposible determinar la posición angular de un objeto que origina el eco, dan la misma lectura de distancia. Finalmente, reflexiones múltiples pueden ocurrir; el haz del sonar es disperso solo en las superficies donde las irregulares son comparables en tamaño a la longitud de onda del pulso emitido.

Por lo tanto, puede rebotar cuando el ángulo de incidencia es mayor que el valor crítico de alfa; en este caso la lectura del sensor no es significativa porque el típico haz alcanza a recibir después de ser reflejadas por otras superficies, o aún más que se pierdan. El ángulo alfa depende de las características de la superficie.

La descripción de calidad anterior puede ser directamente utilizada para establecer un modelo de certidumbre para este estado de puntos a lo largo del cono de radiación. A menos que una reflexión múltiple ocurra, una sola lectura r provee de información que uno o más obstáculos se localizan en algún lugar del arco de la circunferencia de radio r . Por lo tanto, existe evidencia que los puntos localizados en la proximidad del arco son “ocupados”. Por otro lado, los puntos dentro del sector circular de radio r son bien conocidos como “vacío”. Para modelar este conocimiento en el mapa difuso, introducimos dos funciones.

$$f_{\varepsilon}(\rho, r) = \begin{cases} k_{\varepsilon} & 0 \leq \rho < r - \Delta r \\ k_{\varepsilon} \left(\frac{r - \rho}{\Delta r} \right)^2 & r - \Delta r \leq \rho < r \\ 0 & \rho \geq r \end{cases}$$

$$f_{\circ}(\rho, r) = \begin{cases} 0 & 0 \leq \rho < r - \Delta r \\ k_{\varepsilon} \left[1 - \left(\frac{r - \rho}{\Delta r} \right)^2 \right] & r - \Delta r \leq \rho < r + \Delta r \\ 0 & \rho \geq r + \Delta r \end{cases} \quad (4.2)$$

Que describe, respectivamente cómo el grado de certeza de las aseveraciones “vacío” y “ocupado” varía con ρ para cada lectura dada r . Aquí, ρ es la distancia desde el sensor a cada celda, k_{ε} y k_{\circ} son dos constantes correspondientes a los máximos valores alcanzados por las funciones, y $2 \cdot \Delta r$ es el ancho del área considerada “próxima” al arco

de radio r . La elección de k_E , k_O y Δr , así como otros parámetros que son introducidos. El perfil de las funciones f_E y f_O se muestran en la figura 27.

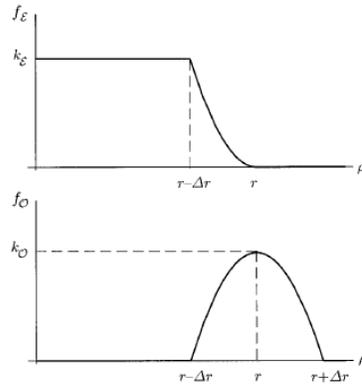


Fig. 27 Perfiles de funciones Vacío y Ocupado

4.4.1 Caracterización manual del sensor

Para poder utilizar las funciones modular y angular se debe hacer una caracterización manual del sensor donde se comprueba la precisión del sensor y se ponen filtros para restringir cada área como se observa en la figura 28. En este caso en la figura 29 la celdilla con el triángulo rojo es donde se encuentra el sensor, las rejillas rosas es el espacio vacío que se tiene antes del obstáculo, el área azul es la parte que el lóbulo ocupa cuando se tiene un objeto en el límite máximo, en este caso de 30 cm. Se debe medir la distancia y el ángulo de desplazamiento entre la posición del sensor y cada una de las celdas (el centro de cada una).

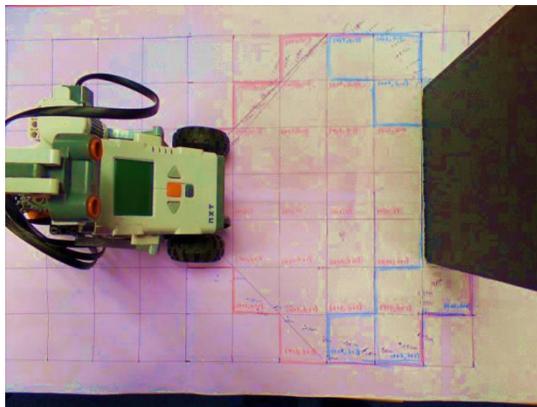


Fig. 28 Caracterización manual del sensor ultrasónico

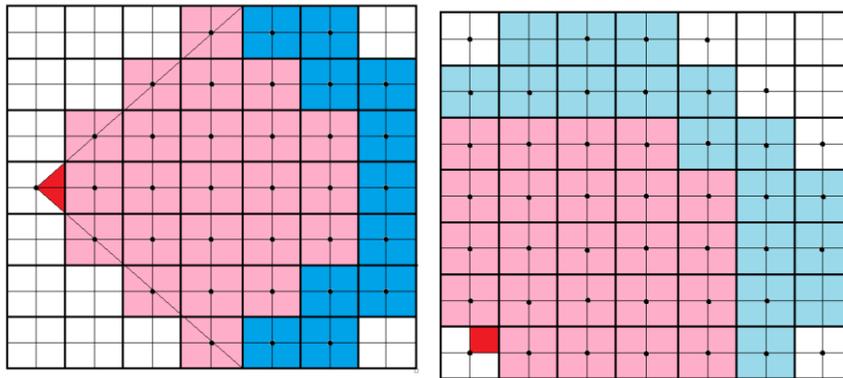


Fig. 29 Configuración para puntos cardinales rectos y para puntos cardinales en esquina

En la figura 30 se muestra el ejemplo de cómo dos mediciones continuas identificando un obstáculo en su límite se empalman y modifica de manera diferente el resultado de la probabilidad en cada casilla. También se muestra cómo es el desplazamiento para la actualización de las casillas con centro (a,b) donde se encuentra el sensor.

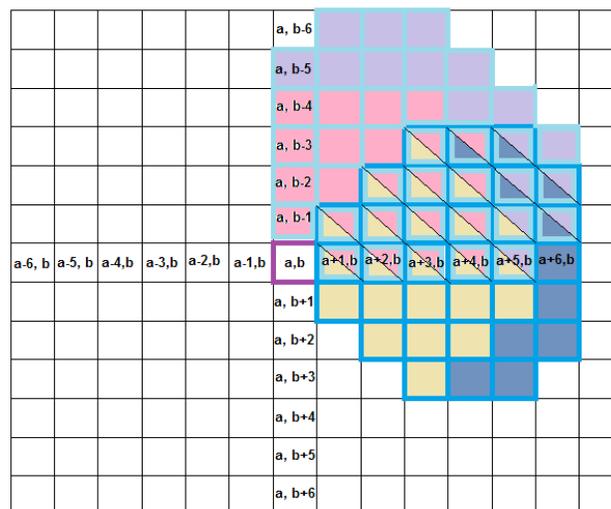


Fig. 30 Mediciones continuas y actualización de cada celda

Para la actualización de cada celda se necesitan las distancias desde el sensor a cada una de las celdas de interés para la actualización de sus valores, igualmente el ángulo de inclinación a cada una de las celdas tomando de referencia el eje del haz principal, como se muestra en la figura 29. Cada cuadro representa una celda probabilística de 5x5 centímetros, y el lóbulo principal del sensor se limita a 30 centímetros.

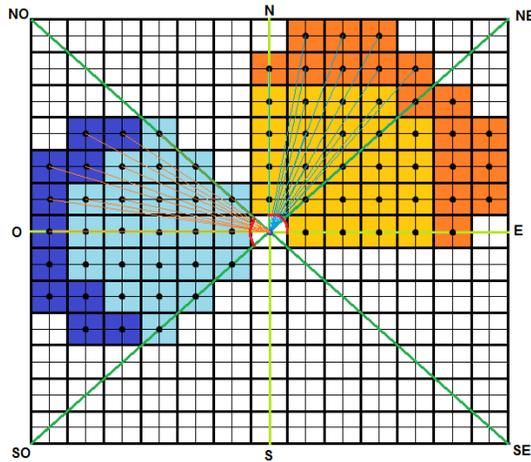


Fig. 31 Medición de distancias y ángulos a cada una de las celdas de interés

Con la figura anterior pudimos obtener las siguientes características:

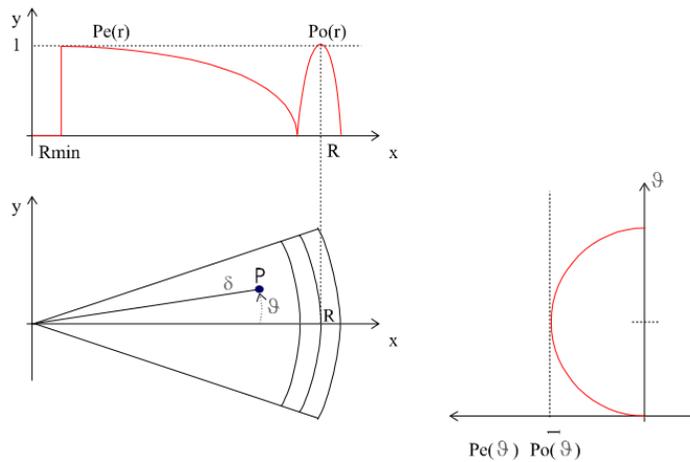


Fig. 32 Gráficas de modelo del sensor

Con la figura 32 se obtienen los siguientes datos:

- R Distancia medida del sensor ultrasónico a cada centro de la celda actual
- ε Error máximo del sensor
- W Ancho del haz del sensor
- $S = (x, y)$ Posición actual del sensor de ultrasonido
- δ Distancia entre S y el punto P
- θ Angulo entre el eje x y P

Desde que la intensidad de las ondas decrezcan a cero en los bordes del cono de radiación, el grado de certidumbre de cada aserción es asumida para ser mayor para los puntos cercanos al eje del haz. Esto se realiza definiendo la función de modulación angular.

$$m_1(\vartheta) = \begin{cases} D(\vartheta) & 0 \leq |\vartheta| \leq 12.5^\circ \\ 0 & |\vartheta| > 12.5^\circ \end{cases} \quad (4.3)$$

Donde $D(\vartheta)$ es la función de radiación directa. Para un cálculo más sencillo lo siguiente puede ser acercado aproximadamente dentro del lóbulo principal por un polinomio de 4to. Orden $\tilde{m}_1(\vartheta)$ como se muestra en la figura 33.

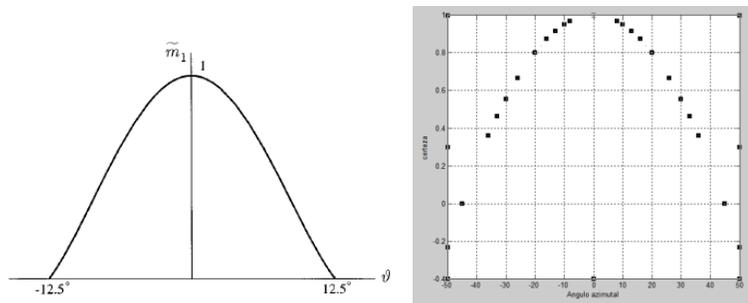


Fig. 33 Función modulación angular, teórico y en MATLAB

Finalmente la función de modulación radial se define en la ecuación 4.4, y se muestra su distribución en la figura 34.

$$m_2(\rho) = 1 - \frac{1 + \tanh(2(\rho - \rho_v))}{2} \quad (4.4)$$

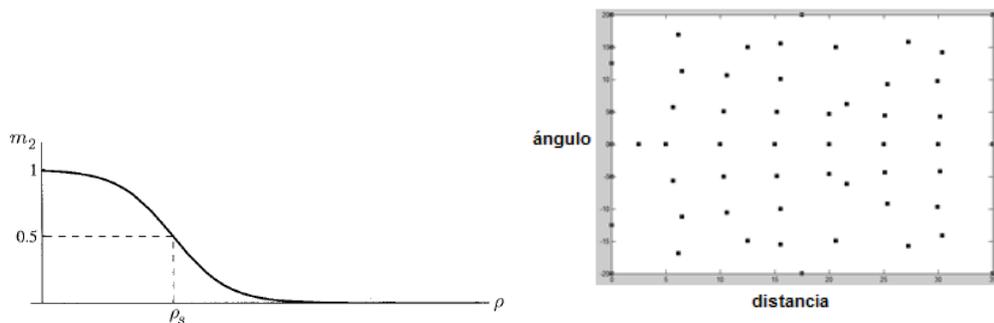


Fig. 34 Función de modulación radial, teórico y en MATLAB

Para disminuir la confianza de cada aserción como la distancia proveniente del incremento del sensor (figura 34). El parámetro ρ_v juega el rol de radio de visibilidad. Donde una transición suave ocurre desde la certidumbre a la incertidumbre. La

motivación para la inserción de esta función tiene doble fondo. Primero, desde que la posibilidad de doble reflexión incrementa al tiempo que el haz tiene mayor tiempo de vuelo, el uso de $m_2(\rho)$ reduce los efectos indeseables de múltiples reflexiones. Junto, pasadizos y puertas aparecen ser obstrucciones si se ven a larga distancia, por el ancho del ángulo de radiación del sensor. Para variar el radio de visibilidad de acuerdo a las características del entorno, es posible obtener un más correcto comportamiento de detección.

Para cada rango de mediciones \mathbf{r}_i , dos conjuntos locales difusos \mathbf{E}_i y \mathbf{O}_i son generados para combinarse, las funciones de certidumbre previamente introducidas son:

$$\mathcal{E}_i(\rho, \vartheta) = f_{\mathcal{E}}(\rho, r_i) \tilde{m}_1(\vartheta) m_2(\rho) \quad (4.5)$$

$$\mathcal{O}_i(\rho, \vartheta) = f_{\mathcal{O}}(\rho, r_i) \tilde{m}_1(\vartheta) m_2(\rho)$$

Estos conjuntos representan, respectivamente, la certeza adscrita a las aseveraciones “vacío” y “ocupado” en el cono de radiación, en la base de la lectura del sensor \mathbf{r}_i . Notar que las funciones de membresía presentadas son expresadas en coordenadas polares con respecto a la posición del sensor, y asume valores diferentes de cero solo dentro del cono de radiación. En la figura 35 se muestran la respuesta de las funciones en la teoría.

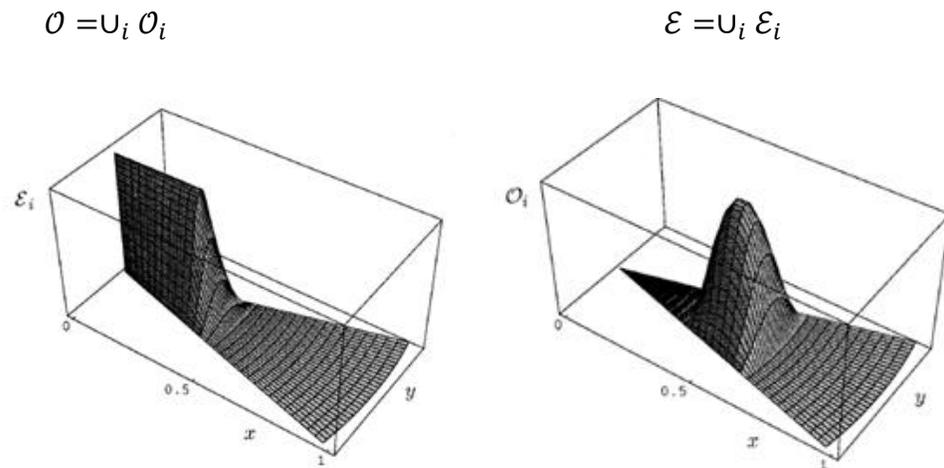


Fig. 35 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado

Se muestran tres tipos resultantes de las funciones de membresía vacío (E) y ocupado (O) en la práctica.

Con un obstáculo a 20 centímetros se muestra en la figura 36:

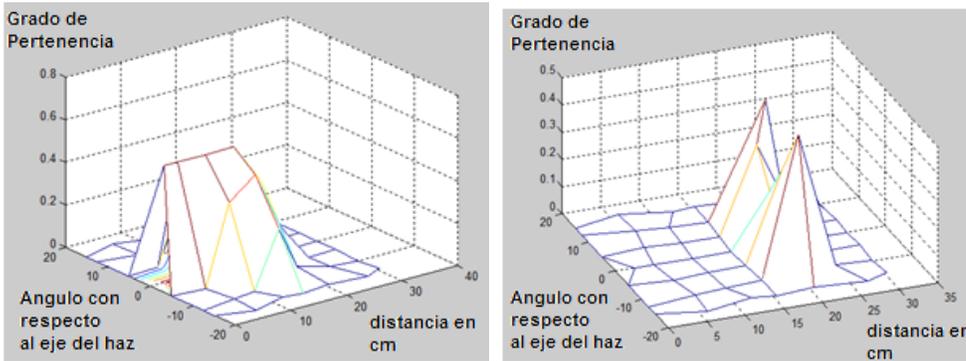


Fig. 36 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado a 20 cm MATLAB

Con un obstáculo a más de 30 centímetros, lo que significa que todo el espacio es vacío como se muestra en la figura 37:

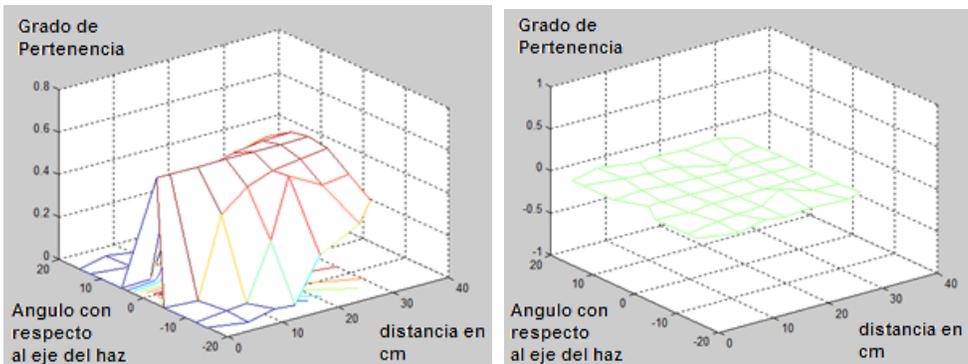


Fig. 37 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado a más de 30 cm MATLAB

Con un obstáculo en el mínimo que puede captar a 12 centímetros que es el cuerpo del robot delante del sensor, como se observa en la figura 38:

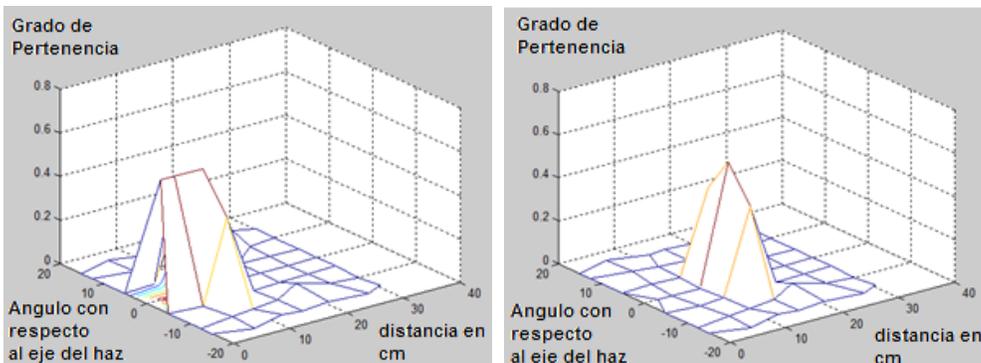


Fig. 38 Funciones de Membresía Vacío y Ocupado a 12 cm MATLAB

El operador de unión Dombi fue elegido por el cómputo, por su flexibilidad. Eligiendo lambda podemos ajustar la fuerza de agregación. En principio, uno puede utilizar diferentes valores de lambda para E y O.

Durante el procedimiento de agregación, es necesario realizar una conversión desde coordenadas polares, relativo a la locación del sensor, a coordenadas cartesianas absolutas.

Por razones de computación, el conjunto universal $U \subset \mathbb{R}^2$ es discretizado como una matriz cuadrada de $\beta = \sigma_1 \times \sigma_2$ celdas de lado delta. Como resultado, dos valores numéricos $\mu_{\mathcal{E}}(C)$ y $\mu_{\mathcal{O}}(C)$ son asociados con cada celda C, respectivamente cuantificada su grado de pertenencia para E y O.

4.5 Computo del mapa difuso

Como ya se ha denotado, los dos conjuntos **E** y **O** no contiene información complementaria, por la elección del marco de trabajo de lógica difusa. Como consecuencia, ellas pueden ser combinadas a áreas diferentes donde la información disponible es también incompleta o insuficiente. La intersección de **E** y **O** está el conjunto de celdas ambiguas, con su correspondiente valor de membresía representando el grado de contradicción:

$$\mathcal{A} = \mathcal{E} \cap \mathcal{O}$$

Mientras las celdas indeterminadas son esas que no están ni vacías ni ocupadas

$$\mathcal{J} = \mathcal{E} \cap \mathcal{O}$$

Un mapa conservativo S de celdas seguras se obtiene substrayendo las celdas ocupado, y ambigua, y las celdas indeterminadas de las muy vacías:

$$\mathcal{S} = \mathcal{E}^2 \cap \bar{\mathcal{O}} \cap \bar{\mathcal{A}} \cap \bar{\mathcal{J}}$$

Y se propone un algoritmo a seguir para la lógica difusa:

ALGORITMO_DIFUSO	
1.	Obtener: función vacío(fe), función ocupado(fo), función modulación radial(m2), función modulación angular (m1)

```

2. Actualizar funciones de membresía
3. Inicializar:  $\mu_O^G(C_{ij}) = 0$   $\mu_E^G(C_{ij}) = 0$ 
4. Obtener: R[cm], dirección_cabeza_robot[Norte, Sur, Este Oeste]
5. [a,b]=Celda_actual_robot
6. a1=a; b1=b;
7. size_celdas_actualizadas=[m,n]
8.   for i=1:m
9.     for j=1:n
10.       $\mu_O^R(C_{ij})=fe(i,j)*m1(i,j)*m2(i,j)$ 
11.       $\mu_E^R(C_{ij})=fo(i,j)*m1(i,j)*m2(i,j)$ 
12.       $\mu_O^G(C_{ij}) = \mu_O^G(C_{ij}) + \mu_O^R(C_{ij}) - \mu_O^G(C_{ij})\mu_O^R(C_{ij})$ 
13.       $\mu_E^G(C_{ij}) = \mu_E^G(C_{ij}) + \mu_E^R(C_{ij}) - \mu_E^G(C_{ij})\mu_E^R(C_{ij})$ 
14.    end
15.  end
16. Utilizar operadores unión
17. Union_Max= $\max(\mu_O^G(C_{ij}), \mu_E^G(C_{ij}))$ 
18. Union_Dombi= $\frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{1}{\mu_O^G(C_{ij})} - 1 \right)^{-\lambda} + \left( \frac{1}{\mu_E^G(C_{ij})} - 1 \right)^{-\lambda} \right]^{\frac{1}{\lambda}}}$ 
19. Mostrar en imagen
20.   for i=1:m
21.     for j=1:n
22.       if union ≥ limite_sup
23.         mapaUnion(i,j) = 0
24.       else
25.         if union ≤ limite_inf
26.           mapaUnion(i,j) = 1
27.         end
28.       end
29.     end
30.   end

```

Tabla 3 Algoritmo de Mapa Difuso

4.6 Rutina de movimientos

Para que el robot se desplace a su alrededor se tiene una rutina de movimientos reactiva con preferencia de vuelta a la izquierda, en esta rutina se obtiene la información de las distancias rastreadas por el ultrasónico en el movimiento sobre su eje o radar. Un esquema se muestra en el siguiente esquema:

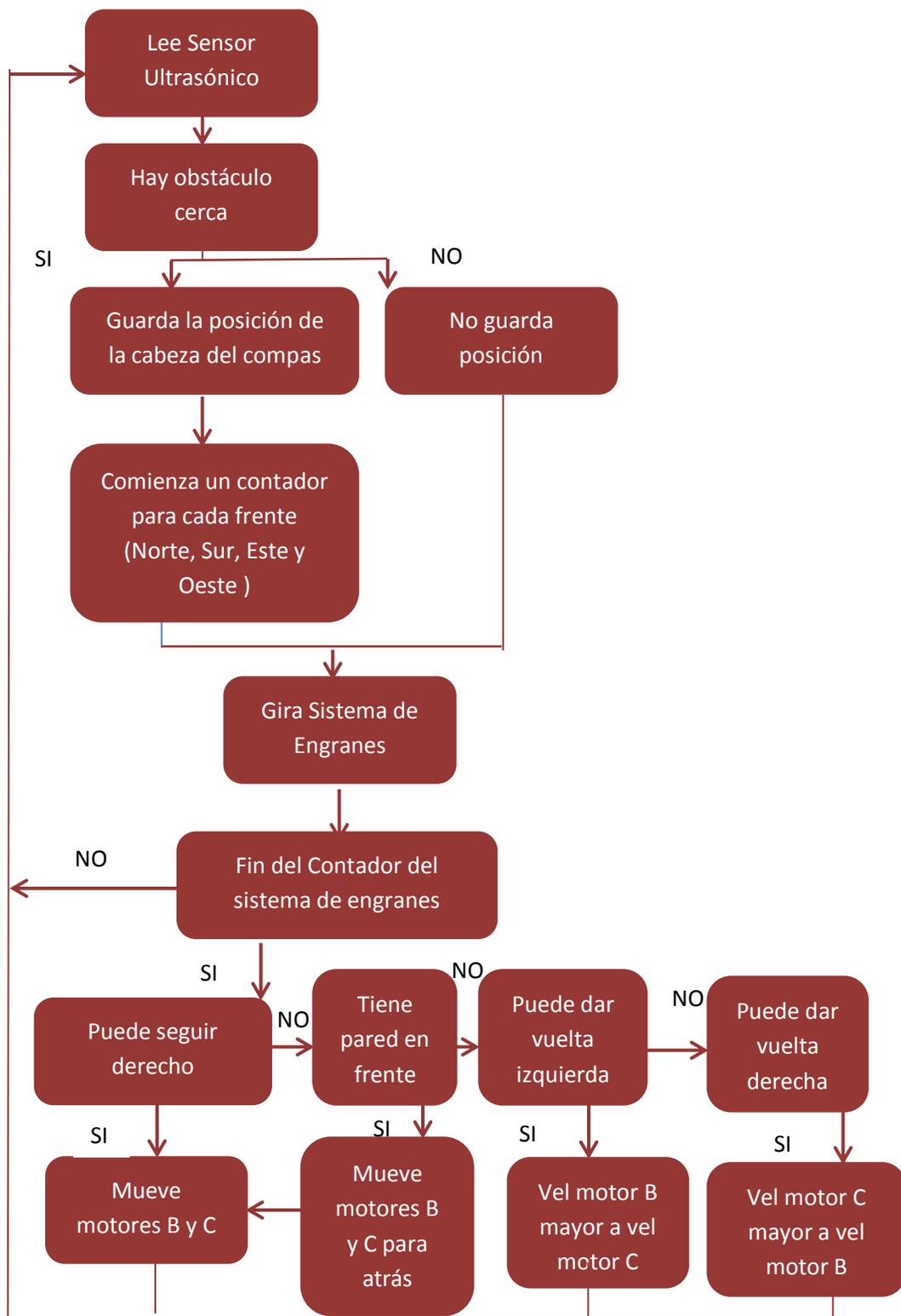


Fig. 39 Esquema de movimientos del robot

4.7 Localización local

Ya que se necesita una localización local para indicar qué lugares ocupan celdas vacías y celdas ocupadas se define un marco de referencia donde puede andar el robot como se muestra en la figura 40, ya que la representación de las celdas se realizará con pixeles se define que cada pixel será una celda, si la celda está ocupada el pixel se iluminará de color negro.

Ya que se tiene comprendido el punto anterior, se inicializa un mapa con una matriz de 100x100 pixeles, por lo que es suficiente para el entorno propuesto, el mapeo del entorno comenzará con una posición dentro del mapa que el usuario desee, en este caso comienza en (50,50)

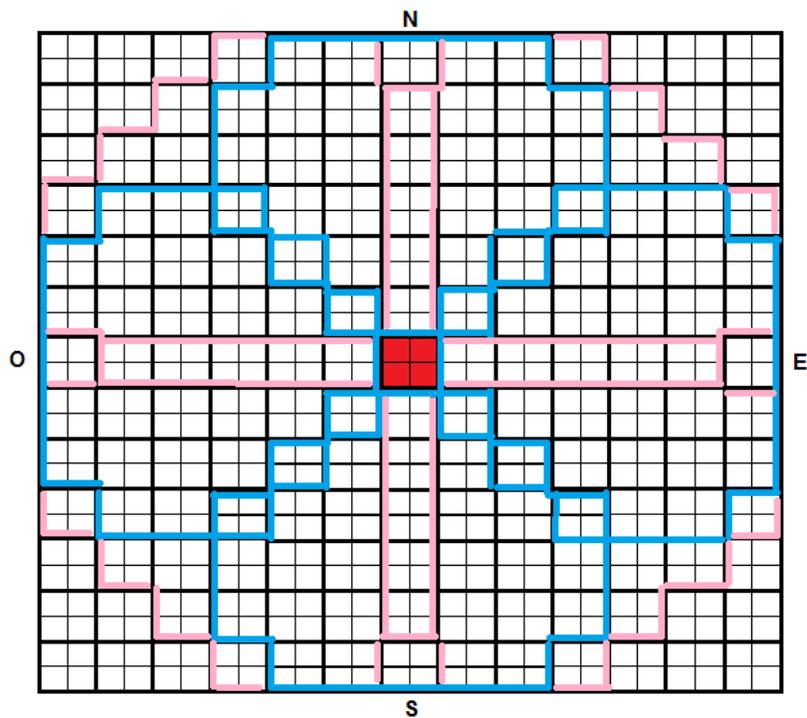


Fig. 40 Traslape entre mediciones

Capítulo 5

Resultados

En este capítulo se observan y analizan los resultados de las pruebas y simulaciones que se realizaron con las técnicas estudiadas, se observan también comparaciones entre los métodos así como sus mapas resultantes.

5.1 Pruebas con medición de distancias

Con un método sencillo de distancias se obtuvo una representación del entorno con el robot, se presentan omisiones grandes, como en la figura 41 el robot no logra captar las esquinas ya que el haz rebota y se pierden las mediciones.

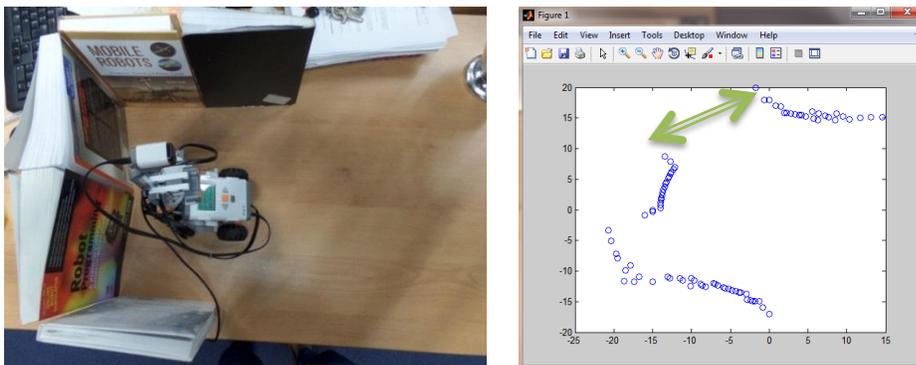


Fig. 41 Mapeo calculando dos puntos en una recta

En la figura 42 se observa que el robot se desplazó y empieza a medir de nuevo a su alrededor, y aquí nos damos cuenta que en el empalme de mediciones hacia el mismo entorno se tiene un error grande en el que no se logra un promedio de ambas mediciones.

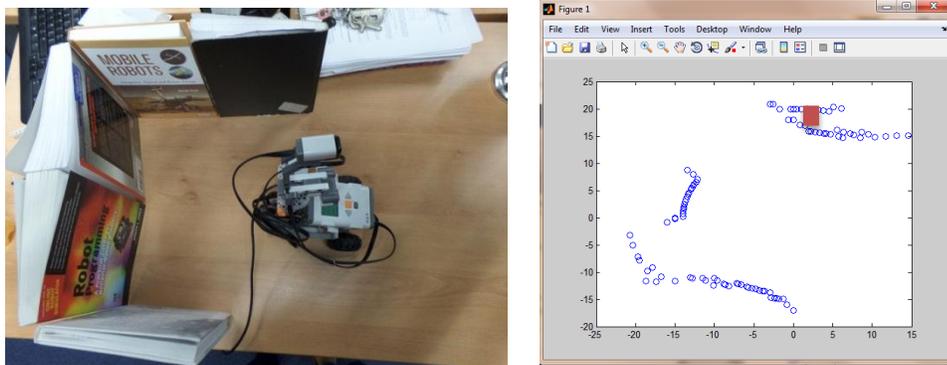


Fig. 42 Mapeo de avance del robot calculando dos puntos en la recta

En las dos figuras anteriores se nota que es una línea punteada lo que no nos da la seguridad de saber si la pared es continua o tiene algún tipo de fuga.

5.2 Pruebas con métodos utilizando sensor ultrasónico

Se tienen varios experimentos que se realizaron con diferentes valores de umbral para observar el mapa con rejillas vacías u ocupadas

5.2.1 Mapa de pasillo

En este primer ejercicio se dejó andar al robot por un pasillo largo de 160 cm.

Obteniendo un mapa con Bayes un poco incierto, ya que las paredes del lado derecho no son continuas, y en el espacio vacío algunas celdas ocupadas donde no existe obstáculo como se observa en la figura 43.



Fig. 43 Mapa Pasillo Largo Bayes

Obteniendo un mapa difuso con celdas vacías y celdas ocupadas correspondientes al mapa de la figura 44:



Fig. 44 Mapas Difusos, lado izquierdo Celdas Ocupadas, Lado derecho celdas vacías

Con unión Max se obtiene un mapa bastante preciso, sin ruido en las celdas vacías, pero con falta de información en las celdas ocupadas como se observa en la figura 45:



Fig. 45 Mapa Difuso, unión Max, primero datos en escala de grises después con filtro

En la figura 46 se observa con unión de Dombi tiene la representación más pobre ya que la pared izquierda se ve como una línea discontinua, y con ruido en las celdas vacías

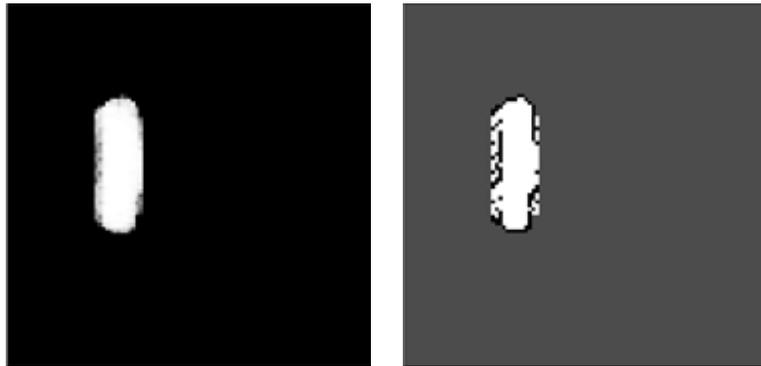


Fig. 46 Mapa Difuso, unión Dombi, primero datos en escala de grises después con filtro

5.2.2 Mapa de pasillo corto

Con una ganancia mayor se obtiene un mapa de Bayes más acotado en sus paredes, pero con las celdas vacías sin ruido en su mayor parte como se observa en la figura 47:

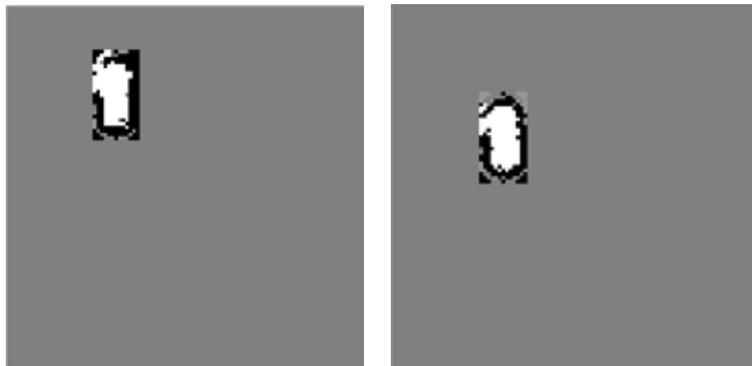


Fig. 47 Mapa Pasillo Largo Bayes, diferentes ganancias

Con un mapa difuso con sus dos tipos de celdillas, vacías y ocupadas como se muestra en la figura 48:



Fig. 48 Mapa vacío y ocupado del mapa difuso de pasillo corto

Con unión Max se obtiene un mapa bastante preciso, sin ruido en las celdas vacías, pero con falta de información en las celdas ocupadas como se muestra en la figura 49:

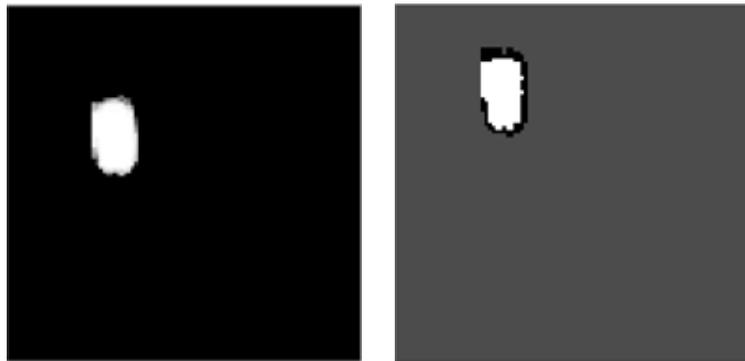


Fig. 49 Unión Max pasillo corto

Con unión de Dombi tiene la representación más pobre ya que la pared izquierda se ve como una línea discontinua, y con ruido en las celdas vacías como se muestra en la figura 50



Fig. 50 Unión Dombi pasillo corto

Otros tipos de uniones se muestran así, la última intenta sacar lo mejor de cada mapa como se observa en la figura 51



Fig. 51 Diferentes tipos de unión para mapa difuso

Finalmente combinando el mapa Bayesiano con el difuso se obtiene un mapa como el siguiente como se observa en la figura 52:



Fig. 52 Unión híbrida

5.2.3 Mapa de pasillo conecte de dos áreas

Cuando se tiene una conexión con dos áreas existe un conflicto cuando el ultrasonido tiene paredes más cercanas.

El primer mapa es el de Bayes como se observa en la figura 53:



Fig. 53 Mapa Bayes de conecte entre 2 áreas

Continúan los dos mapas difusos con celdas ocupadas y vacías, como se muestra en la figura

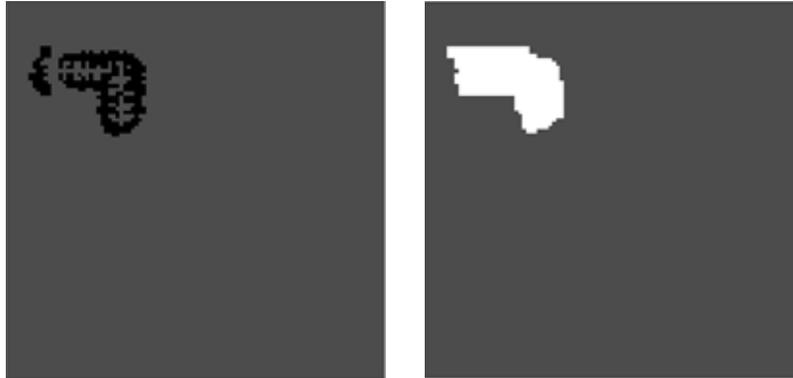


Fig. 54 Mapa vacío y ocupado para el mapa difuso de conecte entre 2 áreas

Con la unión Max el robot omite una pared importante, como se observa en la figura 55:

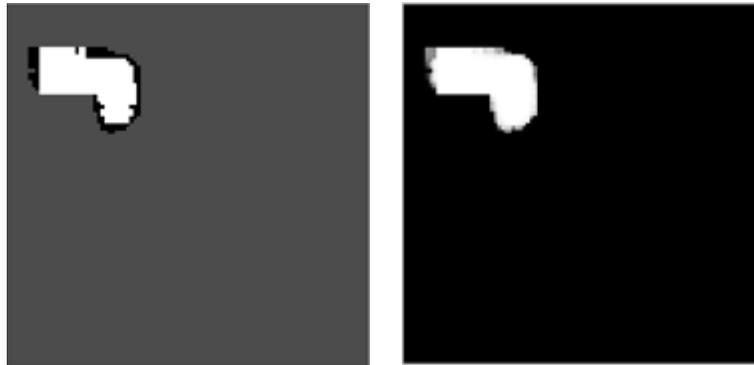


Fig. 55 Unión Max para mapa difuso de conecte entre 2 áreas

Con la Unión de Dombi se tiene información limitada como se observa en la figura 53:



Fig. 56 Unión Dombi para mapa difuso de conecte entre 2 áreas

5.2.4 Mapa completo del entorno

Al realizar el mapeo del entorno completo se observa que se tiene mayor ruido por las vueltas que debe dar el robot. El primero es el de Bayes como se observa en la figura 54

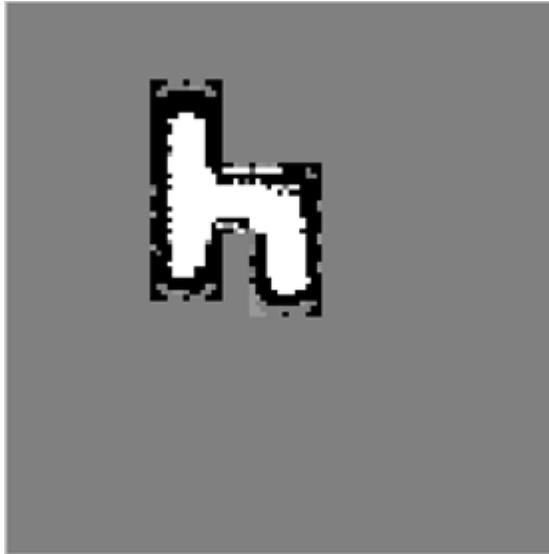


Fig. 57 Mapa Bayes del entorno completo

Mapa Difuso con celdas ocupadas como se muestra en la figura 55



Fig. 58 Mapa difuso con celdas ocupadas

Mapa Difuso con celdas vacías como se muestra en la figura 59:

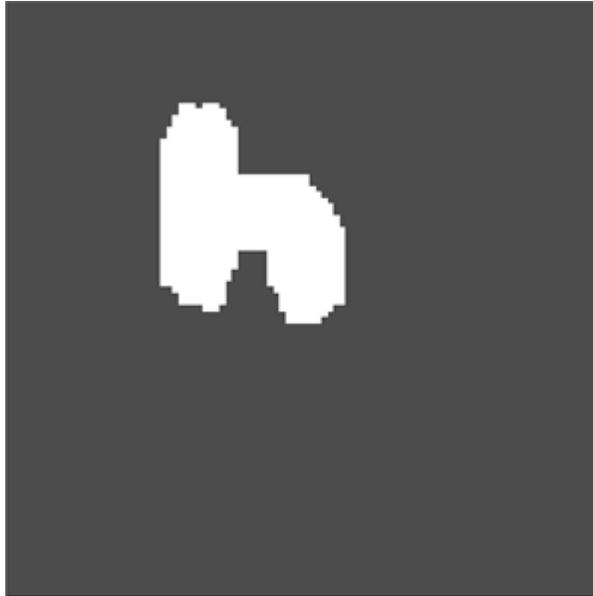


Fig. 59 Mapa difuso con celdas vacías

Unión Max con y sin filtro como se muestra en la figura 60:



Fig. 60 Unión Max del entorno completo

Unión Dombi con y sin filtro como se muestra en la figura 61:



Fig. 61 Unión Dombi del entorno completo

Tercera alternativa tomando datos del mapa Bayesiano y Difuso como se muestra en la figura 62:



Fig. 62 Mapa híbrido del entorno completo

5.2.5 Conteo de pixeles en mapas

Al retomar el mapa y traducirlo en celdas o pixeles, se tiene una distribución como la que se muestra en la figura 63

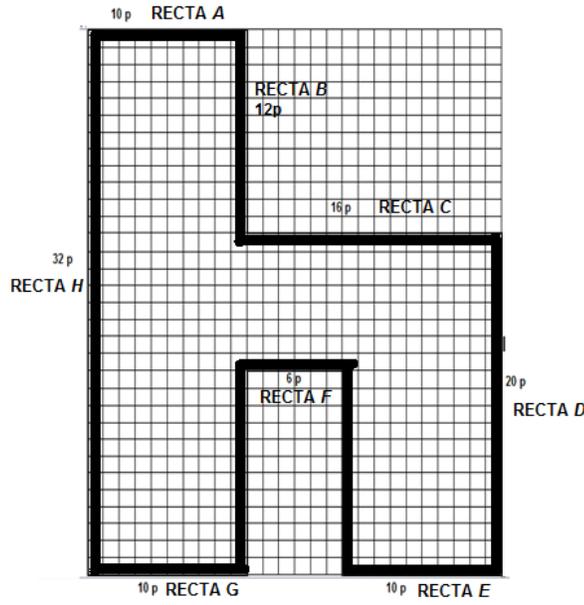


Fig. 63 Distribución del entorno en pixeles

Con lo anterior se cuentan los pixeles correspondientes a cada mapa

En la figura 64 se observa que en la distribución vertical el número de pixeles es 2 celdas menor al ideal, ya que el mapa de Bayes introduce mucho ruido en las mediciones, en el área horizontal la diferencia es por un pixel.

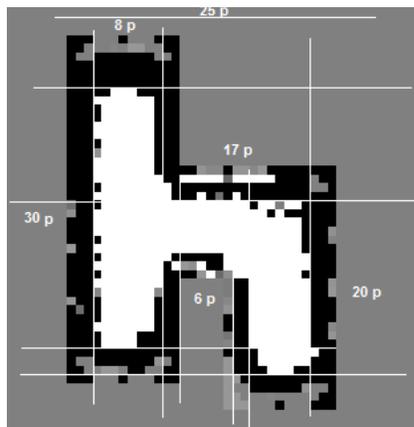


Fig. 64 Conteo de pixeles en mapa de Bayes

En el caso del mapa difuso con unión max, podemos encontrar menos ruido o celdas extras ocupadas y en el área vertical solo varía por una celda conforme al original, en el área horizontal ocurre lo mismo, como se puede observar en la figura 65.

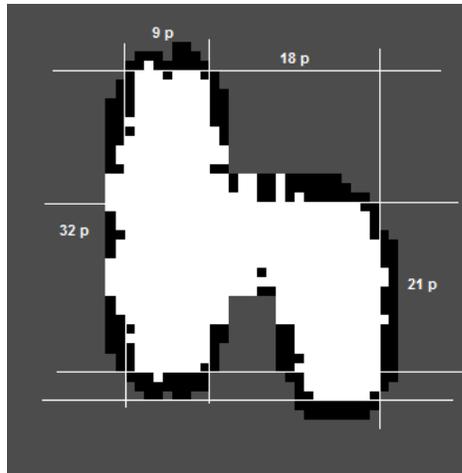


Fig. 65 Conteo de píxeles en el mapa difuso con unión Max

En la figura 66 se observa la distribución de píxeles en el mapa difuso con unión Dombi donde podemos observar que aumenta en promedio 2 casillas la distribución del mapa, pero la imagen es más nítida.

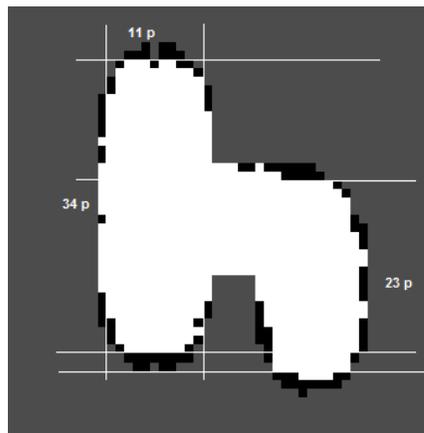


Fig. 66 Conteo de píxeles en mapa difuso con unión Dombi

Finalmente se observa en la figura 67 la distribución de píxeles con el mapa híbrido, en el que varían entre 1 y 2 celdas en la amplitud del mapa.

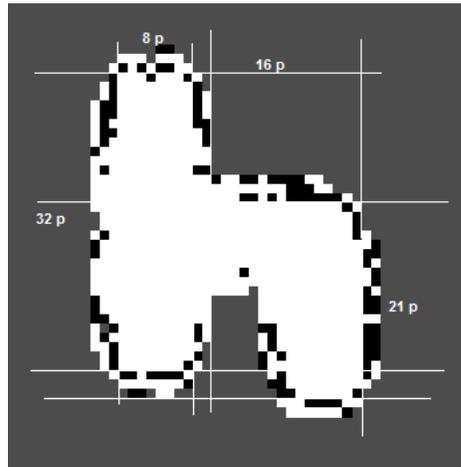


Fig. 67 Conteo de píxeles en el mapa híbrido

En la tabla 4 con el conteo de píxeles es la siguiente:

	LADO A	LADO B	LADO C	LADO D	LADO E	LADO F	LAGO G	LADO H
Entorno	10	12	16	20	10	6	10	32
Bayes	8	11	17	20	7	6	8	30
Difuso, Unión Max	9	12	16	21	10	5	9	32
Difuso, Unión Dombi	11	9	15	23	9	5	11	34
Híbrido	10	11	16	21	9	5	10	32

Tabla 4 Conteo de píxeles para cada mapa

En la tabla 4 podemos observar que el mapa con enfoque de Bayes es más conservador al asignar menos píxeles al espacio vacío, el mapa difuso con unión Max demostró un buen comportamiento al diferir con algunos lados por solo un píxel, el mapa difuso con unión Dombi fue más sobreconfiado al asignar a muchas celdas el estado de vacío por lo que llega a diferir hasta con 2 píxeles del real. Finalmente al encontrar coincidencias en los tres mapas se obtiene un mapa híbrido el cual obtiene en varios lados el número de píxeles exacto y solo con diferencia de un píxel las demás paredes.

5.2.6 Rotación del entorno

Para estudiar la rutina de movimientos se decidió rotar el mapa 90 grados, y se observó que se necesitó un mayor número de iteraciones para recorrer el mapa, un total de 23 avances de motor, el resultado se vio un poco distorsionado al necesitar más mediciones del robot para decidir dónde moverse.

En la figura 68 se muestra el mapa con el método del filtro de Bayes

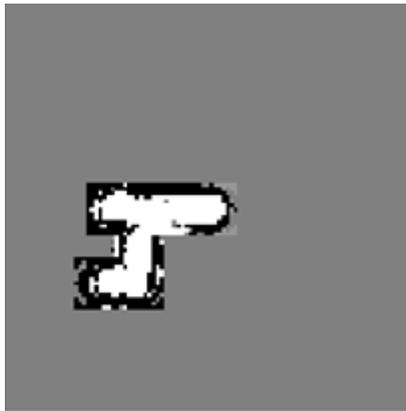


Fig. 68 Mapa con Bayes rotado

En la figura 69 se observa la cantidad de información extra que el robot tuvo que reforzar al no identificar hacia dónde debía seguir avanzando.



Fig. 69 Mapas difusos: vacío y ocupado de mapa rotado

Al obtener información extra en el los mapas vacío y ocupado el resultado de las uniones siguientes se verán sesgados al no obtener de aquí información necesaria. Tal como se observan en las figuras 70 y 71.

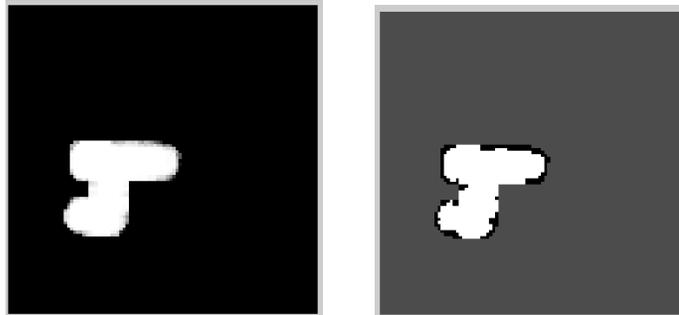


Fig. 70 Mapa difuso con unión tipo Max

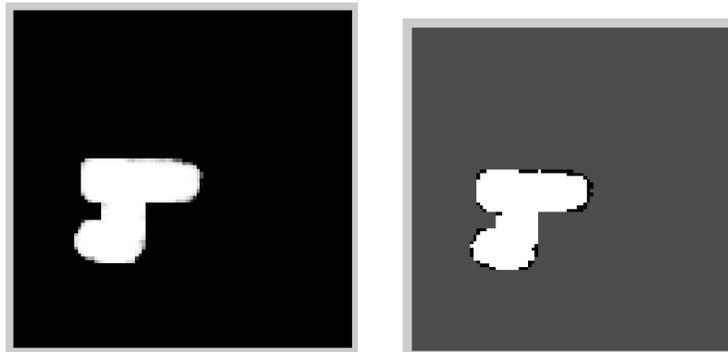


Fig. 71 Mapa difuso con unión Dombi

Finalmente en la figura 72 se tiene el mapa híbrido el cuál a falta de información en el mapa difuso se observa esta falta de información.

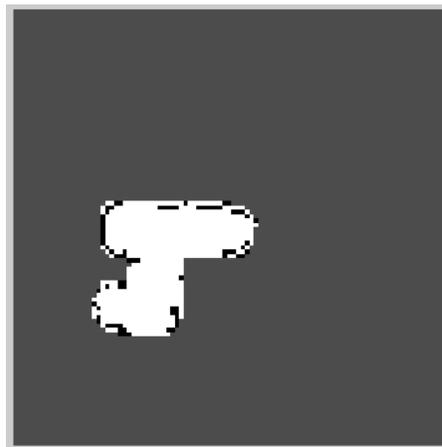


Fig. 72 Mapa hibrido con mapa rotado

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo a futuro

6.1 Conclusiones

Se realizaron mapas del entorno acotado con diferentes técnicas de mapeo de rejillas ocupacional como el teorema de Bayes y la lógica difusa; pueden ser una herramienta muy útil como robots de servicio, sin el mapa el robot no podría llegar a ser completamente autónomo al no tener idea de su entorno.

Existen robots con mayor números de sensores, pero al trabajar con un robot como LEGO mindstorm se limitan sus capacidades por el número de sensores y su calidad, sin embargo esto no impide que se logren hacer experimentos de interés como lo es el mapeo probabilístico o difuso. Entre mayor investigación se obtenga con este tipo de elementos, se podría tener una mejor educación práctica en el área de robots en escuelas con menores recursos.

Al elegir el modelo del sensor ultrasónico que se utilizará se debe tomar atención a la apertura del lóbulo principal donde el sensor regresa mediciones certeras, ya que así se podrá tener mayor o menor certidumbre en las mediciones.

Al tomar en cuenta los métodos de mapeo de entornos es importante definir el tipo de autonomía que tendrá el robot, ya que entonces su control se vuelve primordial para mejores resultados en la gráfica del entorno. También se debe tener cuidado con las ganancias que cada método utiliza ya que una pequeña modificación puede cambiar un mapa de sobreconfiado a conservador, omitiendo o agregando información del entorno.

Con lo anterior se llegó a la conclusión que dependiendo el uso que tendrá el mapa se definirá qué algoritmo es el indicado a utilizar, ya que el mapeo ocupacional con el método de Bayes nos da un mapa más conservador al ocupar mayor cantidad de celdas ocupadas por lo que nos serviría para definir casillas dónde el robot está muy seguro al tener una certeza alta para las pocas celdas vacías. Sin embargo si deseamos un mapa con mayor detalle definitivamente nos inclinamos para el uso de un operador difuso al obtener mapas con menor incertidumbre en las mediciones y así obtener una imagen más nítida.

Al utilizar los operadores difusos se encontró con la característica de que funciona como un operador morfológico al obtener esquinas cóncavas en esquinas cerradas de 90° y obtiene esquinas rectas en esquinas abiertas de 90° .

Al obtener un mapa con las características de la teoría de Bayes y la lógica difusa se obtiene un mapa con límites del entorno más claros para observar áreas seguras del ambiente.

Aunque la ventaja de LEGO es diferentes tipos de configuraciones se debe poner especial atención al peso del robot por cada pieza integrada.

Finalmente al juntar la teoría del mapeo de entornos con la localización se vuelve indispensable que se comprendan ambas áreas ya que siempre van de la mano, al ser necesario una para la realización de la otra.

6.2 Futuros trabajos

Se recomienda que se trabaje en el control del robot móvil para sus correctos movimientos y así disminuir el ruido que causa el error de trayectoria cuando se visita el entorno.

Intentar evaluar los datos con lógica difusa tipo 2 para observar si es necesario trabajar con un rango o huella de incertidumbre.

Programar el algoritmo de la teoría de Bayes y lógica difusa en controladores capaces de montarlos en el robot móvil para obtener un verdadero robot autónomo.

Finalmente conjuntar el trabajo con autolocalización al mismo tiempo y desarrollar una herramienta SLAM.

Bibliografía

- Al-Jarrah, O. M. (2001). Building maps for mobile robot navigation using fuzzy classification of ultrasonic range data. *Journal of Intelligence and Fuzzy Systems* , págs. 171-184.
- Bandemer, H., & Nather, W. (1992). *Fuzzy Data Analysis*. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Behrends, A., & Al., E. (2010). *MATLAB Meets LEGO Mindstorms - A Freshman Introduction Course Into Practical Engineering*. IEEE Transactions on Education, vol 53, no.2.
- Brooks, R. A. (1986). A robust layered control system for a mobile robot. (págs. 14-23). IEEE J. Rob. Autom.
- Cariñena, P. (2004). *Landmark detection in mobile robotics using fuzzy temporal rules*. IEEE Computational Intelligence Society.
- Cho, D. W. (1990). Certainty grid representation for robot navigation by a Bayesian method. (págs. 159-165). *Robotica* 8.
- Cox, I., & Wilfong, T. (1990). *Autonomous Robot Vehicles*. New York: Springer.
- Dombi, J. (1982). A general class of fuzzy operators, the DeMorgan class of fuzzy operators and fuzziness measures induced by fuzzy operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 8, págs. 149-163.
- Dudek, G., & Jenkin, M. (2010). *Computational Principles of Mobile Robotics*. Cambridge University press.
- Elfes, A. (1987). Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, págs. 149-265.
- Elfes, A., & Movarec, H. P. (1985). High resolution maps from wide angle sonar. (págs. 116-121). St. Louis: IEEE Int. Conf. Rob. Autom.
- Ivanjko, E., Petrvic, I., & Misel, B. (2009). Experimental Comparison of Sonar Based Occupancy Grid Mapping Methods. *AUTOMATIKA*, (págs. 65-79).
- Kandel, A. (1972). Fuzzy maps and their application in the simplification of fuzzy switching functions. (págs. 189-195). New Mexico: Institute of Mining and Technology .

Klir, G. J., & Folger, T. A. (1988). *Fuzzy Sets, Uncertainty and Information*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.

Leonard, J. J., Durrant-Whyte, H. F., & Cox, I. J. (1992). Dynamic Map Building for an Autonomous Mobile Robot. *International Journal of Robotics Research*, págs. 286-298.

Leonard, J., & Durrant-Whyte, H. F. (1992). *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*. Norwell: Kluwer Academic Publishers.

Mousa, A.-A., & al, e. (2011). Path Following and Obstacles Avoidance Fuzzy Controller for Mobile Indoor Robots. *Recent Researches in Multimedia Systems, Signal Processing, Robotics, Control and Manufacturing Technology*, págs. 13-18.

Noykov, S., & Roumenin, C. (2007). Occupancy grids building by sonar and mobile robot. *Robotics and Autonomous Systems* 55, págs. 162-175.

Oriolo, G., Ulivi, G., & Venditteli, M. (1997). Fuzzy maps: A new tool for mobile robot perception and planning. *Journal of Robotic Systems* vol. 14, págs. 179-197.

Ribo, M., & Pinz, A. (2001). A comparison of three uncertain calculi for building sonar-based occupancy grids. *Robotics and Autonomous Systems*(35), págs. 201-209.

Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2006). *Probabilistic Robotics*. Massachusetts Institute of Technology.

Tomatis, T. (2001). Hybrid Metric-Topological. *Mobile Robot Navigation, PhD Thesis no. 2444*. Ecole Polytechnique Federale de Lausanne.

Wijk, O. (2001). *Triangulation Based Fusion of Sonar Data with Application in Mobile Robot Mapping and Localization*. PhD Thesis TRITA-S3-REG-0101.

Zadeh, L. (1965). *Fuzzy sets*. Information and Control.

Zadeh, L. (1973). Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision process. *SMC-3(1)* (págs. 28-44). IEEE Trans. Syst. Man Cybern.

Anexos

Command Layer Structure

- [Command Layer Structure](#) of previous releases

The functions of the RWTH – Mindstorms NXT Toolbox can be categorized into a multiple layer structure. On the lowest layer **Low Level and Helper functions** are available, which mostly convert parameter modes to bytes words, determined by the LEGO direct commands documentation. The second layer includes **Direct NXT Commands** which are mapped from the LEGO direct command documentation without any limitations and can be identified by the *NXT_** prefix. Also Bluetooth packet related functions can be found in this layer. Layer 3 provides **High Level Functions** for controlling the NXT motors, sensors and the Bluetooth connection. These functions are basically using the Direct NXT Commands of layer 2 to make the motor and sensor controlling more convenient and easily readable for the user. The top layer provides **High Level Regulation** functions for precise motor regulation and various utilities.

Layer	Description	Output/Motors	Input/Sensors	General	Bluetooth / USB
4	High Level Regulation / Utilities	NXTMotor .ReadFromNXT .SendToNXT .Stop .WaitFor .ResetPosition NXC_MotorControl		OptimizeToolboxPerformance GUI_WatchMotorState GUI_WatchSensor	COM_MakeBTConfigFile
3	High Level Functions	DirectMotorCommand StopMotor SwitchLamp NXC_ResetErrorCorrection	OpenLight GetLight OpenSound GetSound OpenSwitch GetSwitch OpenUltrasonic GetUltrasonic USMakeSnapshot USGetSnapshotResults OpenAccelerator GetAccelerator	readFromIniFile MAP_GetCommModule MAP_GetInputModule MAP_GetOutputModule MAP_GetSoundModule MAP_GetUIModule MAP_SetOutputModule NXC_GetSensorMotorData	COM_OpenNXT COM_OpenNXTEx COM_CloseNXT COM_ReadI2C

		<i>GetMemoryCount</i> (o) <i>byte2outputmode</i> <i>byte2regmode</i> <i>byte2runstate</i> <i>outputmode2byte</i> <i>regmode2byte</i> <i>runstate2byte</i> <i>initializeGlobalMotorStateVar</i> (o)			
<p>legend: NXT_* = NXT Direct commands without any limitations (mapped to the LEGO direct command documentation) COM_* = Functions related to the NXT communication MAP_* = Functions related to the NXT module maps NXC_* = Functions communicating with the embedded NXC program MotorControl bold = Main functions or main group functions <i>italic</i> = private functions (o) = obsolete / deprecated functions (might be removed in a future release)</p>					