



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Informática  
Especialidad En Maestría en Ciencias de la Computación

Representación Espacial de Ambientes Desconocidos para Robots Móviles con  
Redes Bayesianas

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de  
Maestría en Ciencias de la Computación

Presenta:

I.S.C José Yavhé Castillo Martínez

Dirigido por:

Dr. Efrén Gorrostieta Hurtado

Dr. Efrén Gorrostieta Hurtado  
Presidente

  
Firma

Dr. José Emilio Vargas Soto  
Secretario

  
Firma

Dr. Saúl Tovar Arriaga  
Vocal

  
Firma

Dr. Juan Manuel Ramos Arreguín  
Suplente

  
Firma

Dr. Jesús Carlos Pedraza Ortega  
Suplente

  
Firma



M.I.S.D. Juan Salvador Hernández Válerio  
Director de la Facultad

  
Firma

Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña  
Director de Investigación y Posgrado

## RESUMEN

Las Redes Bayesianas son un área de creciente importancia para la investigación y aplicación en todos los campos de la Inteligencia Artificial. La toma de decisiones es una función basada únicamente en el ejercicio del análisis de hechos concretos y se basa en gran medida en la capacidad de hacer inferencias sobre la ocurrencia de eventos futuros. En la presente tesis se aborda el tema sobre la representación de ambientes desconocidos haciendo uso de las redes bayesianas como toma de decisiones implementado en un robot móvil el cual de acuerdo a la red crea su propia ruta de recorrido de tal manera que regresa la ruta que siguió así como un plano de una aproximación del entorno el cual recorrió dando como resultado el alcance el objetivo principal. El presente trabajo nos permitió desarrollar conocimientos y habilidades en diferentes áreas como robótica, inteligencia artificial así como el uso de herramientas de hardware y software muy específicas, las cuáles nos permitieron asumir desde el tipo de robot que se utilizó así como el funcionamiento de las redes bayesianas.

**(Palabras clave:** redes bayesianas, robots móviles, robótica, mapeo, localización e Inteligencia artificial).

## SUMMARY

Bayesian networks are a growing area of importance for research and application in all fields of Artificial Intelligence. Decision making is a function based just on the exercise of the facts and analysis is based in great measure on the ability to make inferences about the occurrence of future events. In this thesis the issue of the representation of unknown environments is addressed using Bayesian networks and decisions implemented in a mobile robot which according to the network creates its own trajectory so that route is returned as well as a map of the nearest environment which toured resulting in reach the main goal. This work allowed us to develop knowledge and skills in different areas such as robotics, artificial intelligence and the use of hardware and software very specific, which allowed us select the type of robot that is used, robot operation and the Bayesian networks.

**(Key words:** Bayesian networks, mobile robots, robotics, mapping, localization and Artificial Intelligence)

***A Dios,  
Quién siempre me permitió seguir adelante a pesar de todas las dificultades  
y siempre me dio seguridad y tranquilidad.***

***A mis padres,  
José Castillo Carmona y Soila Martínez Martínez por todo el apoyo moral,  
incondicional y emocional que me brindaron a lo largo de estos años,  
siempre enseñándome a luchar y que con esfuerzo y trabajo todo se puede  
lograr.***

***A mi hermano,  
Que incondicionalmente estuvo siempre ahí brindándome apoyo y confianza.***

***A mis padrinos y su familia,  
Que en estos años siempre estuvieron apoyándome incondicionalmente y  
brindando su confianza para que lograra mis objetivos.***

***A mi novia,  
Por ser siempre un motor que me impulso a seguir y en los momentos más  
difíciles siempre estuvo ahí para apoyarme y alimentar mi espíritu con su  
amor y paciencia.***

***Si un hombre no está agradecido por lo que tiene, es probable que no sea  
agradecido por lo que tendrá.***

***Frank A. Clark***

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT). Por todo el apoyo económico y técnico científico para el desarrollo de esta investigación, se extiende el más sincero agradecimiento al CONACYT, al Posgrado en Ciencias de la Computación de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ),

Al Dr. Efrén Gorrostieta Hurtado, le agradezco por aceptar la dirección de mi investigación, por guiarme con respeto y con una infinita disposición para alcanzar cada una de las metas planteadas durante mi formación académica. De igual manera, quedaré siempre en deuda, por depositar en mí su confianza y corregir mis defectos con paciencia y sabiduría lo que me permite hoy alcanzar un mayor fortalecimiento personal y profesional.

Al Dr. Jesús Carlos Pedraza Ortega, por todas las correcciones, sugerencias y planteamientos que me permitieron avanzar con firmeza en cada una de las etapas de mi formación académica y en la obtención de los objetivos de mi investigación, por todo el apoyo en todo mi trayecto de la maestría y sobre todo por brindarme su amistad.

Finalmente, deseo agradecer a mis compañeros por su apoyo incondicional en todo el proceso de la maestría y a mi familia por todo su apoyo y comprensión a través de los años, a mis Padres que con su ejemplo me guiaron y enseñaron que con el trabajo duro y la honradez alcanzaría mis metas; a mi hermano por su incondicional apoyo personal y por su amistad y a mi novia que con su amor, siempre estuvo a mi lado y me apoyo incondicionalmente en las decisiones tomadas durante esta etapa de mi vida.

# TABLA DE CONTENIDOS

<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>9</b>
1.1    DEFINICIÓN DEL PROYECTO .....	11
1.2    JUSTIFICACIÓN .....	11
1.3    OBJETIVOS .....	12
1.3.1 <i>Objetivo General</i> .....	12
1.3.2 <i>Objetivos Secundarios</i> .....	12
1.4    ALCANCE.....	12
<b>2. MARCO TEÓRICO</b> .....	<b>14</b>
2.1    REDES BAYESIANAS.....	14
2.1.1 <i>Tipos de Redes Bayesianas</i> .....	15
2.2    LOCALIZACIÓN Y MAPEO SIMULTÁNEOS .....	17
2.3    ROBOTS MÓVILES.....	19
2.3.1 <i>Tipos de robots móviles</i> .....	21
<b>3. METODOLOGÍA</b> .....	<b>23</b>
3.1    DESCRIPCIÓN DEL MODELO DEL ROBOT .....	23
3.2    MODELO TRIDIMENSIONAL DEL ROBOT.....	26
3.3    CONSTRUCCIÓN DEL ROBOT.....	28
3.4    DESARROLLO DE RED BAYESIANA .....	30
3.5    ALGORITMO DE MAPEO .....	35
<b>4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b> .....	<b>39</b>
4.1    TRAYECTORIA Y MAPEO DEL AMBIENTE.....	39
4.2    RESULTADOS GENERALES.....	40
4.3    TRABAJO FUTURO.....	41
<b>5. REFERENCIAS</b> .....	<b>42</b>
<b>6. APÉNDICE</b> .....	<b>44</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ejemplo gráfico de una Red Bayesiana. ....	15
Figura 2. Diagrama de funcionamiento de algoritmo SLAM .....	17
Figura 3. Elementos necesarios para la creación del mapa mediante el algoritmo SLAM .....	18
Figura 4. Tipos de Robots Móviles a) Robot Terrestre con Ruedas b) Robot Aéreo no Tripulado c) Robot Subacuático .....	20
Figura 5. Locomoción de robots móviles: a) Patas, b) Ruedas, c) Orugas .....	21
Figura 6. Rueda con centro orientable .....	24
Figura 7. Configuración del robot móvil .....	25
Figura 8. Rueda con centro orientable modelada en SolidWorks.....	26
Figura 9. Cuerpo del robot móvil modelado .....	27
Figura 10. Robot móvil ensamblado.....	27
Figura 11. Materiales adquiridos por medio de FOPER para construcción del robot .....	28
Figura 12. Placas eléctricas auxiliares para comunicación y alimentación del robot móvil.....	29
Figura 13. Robot Móvil ensamblado y listo para pruebas.....	30
Figura 14. Red Bayesiana para la toma de decisión .....	31
Figura 15. Red Bayesiana con toma de decisión de avanzar en línea recta.....	32
Figura 16. Red Bayesiana con toma de decisión de girar a la derecha .....	32
Figura 17. Red Bayesiana con toma de decisión de girar a la izquierda .....	33

Figura 18. Red Bayesiana con toma de decisión de detenerse e ir de reversa.....	33
Figura 19. Red Bayesiana con toma de decisión de detenerse e ir de reversa pero con giro a la derecha.....	34
Figura 20. Red Bayesiana con toma de decisión de detenerse e ir de reversa pero con giro a la izquierda. ....	34
Figura 21. Metodología del algoritmo de mapeo para le robot móvil.....	35
Figura 22. Simulación de recorrido del robot móvil en Matlab.....	37

## 1. INTRODUCCIÓN

El problema del mapeo, indaga en los problemas que se plantea en la construcción de modelos matemáticos, geométricos o lógicos de entornos físicos, empleando como herramienta un robot móvil y el conjunto de sensores y actuadores que lo conforman. Busca resolver los problemas que plantea el colocar un robot móvil en un entorno y posición desconocidos, y que él mismo sea capaz de construir incrementalmente un mapa consistente del entorno donde se encuentra.

Como en todo problema se presentan o existe dificultades que elevan la complejidad a la hora de resolverlo, en nuestro caso pueden presentarse ruido presente en los sistemas sensoriales, los inevitables errores y aproximaciones cometidos en los modelos empleados, lo que nos lleva a separar en 2 vertientes el problema para poder resolverlo de manera adecuada:

- Desde un punto de vista conceptual se impone la necesidad de razonar en un mundo a veces confuso, en ocasiones dinámico y cambiante, aprehendido mediante sensores que distan mucho de ser perfectos. En estas condiciones se busca la manera de obtener y manipular datos acerca del entorno, extraer aquel conocimiento que sea sustancial para la tarea de su representación, e integrar la información así obtenida del modo más conveniente.
- La otra vertiente de la complejidad del problema tiene que ver con el aspecto computacional y está indisolublemente ligada a la anterior. El modo en que el robot perciba su entorno, la cantidad de información disponible, así como las técnicas empleadas en su procesamiento, interpretación y combinación, determinarán los recursos computacionales necesarios para la construcción del mapa. Estos recursos no son ilimitados; menos aún si el objetivo es ceñirse a los disponibles a bordo de la máquina. Aquí los interrogantes tienen que ver con la idoneidad de los algoritmos utilizados y la posibilidad de obtener soluciones cuya implementación sea posible en tiempo real.

Las soluciones que mejores resultados han obtenido a la hora de abordar el problema son aquellas basadas en técnicas probabilísticas. Consiguen así hacer frente a todas las fuentes de incertidumbre involucradas en el proceso, este tipo de algoritmos tienen su base en el teorema de Bayes, que relaciona entre sí las probabilidades marginal y condicional de dos variables aleatorias.

El principio básico que subyace en cualquier solución exitosa es la regla de Bayes. Para dos variables aleatorias y esta regla establece de manera muy compacta lo siguiente:

$$p(x|d) = \frac{p(x|d)p(x)}{p(d)} \quad (1)$$

En la ecuación (1) se constituye un mecanismo básico de inferencia, cuya simplicidad no resta un ápice a la potencia de su significado. Supongamos que queremos obtener información acerca de la variable  $x$ , por ejemplo, el estado de un sistema compuesto por un mapa y un robot. La anterior regla indica que este problema se puede resolver simplemente multiplicando dos términos:

1. El modelo generativo  $p(x|d)$ , que expresa la probabilidad de obtener la medida  $d$  bajo la hipótesis expresada por el estado  $x$ .
2. El grado de confianza que damos a que  $x$  sea precisamente el caso antes de recibir los datos  $p(x)$ .

Es importante el hecho de que el denominador de la ecuación anterior no dependa de la variable que pretendemos estimar  $x$ . Por esta razón  $p(d)$  se suele escribir como un factor de normalización (1773).

Se han desarrollado varios algoritmos probabilísticos basados en esta regla de Bayes los principales son el Filtro Extendido de Kalman y los mapas de ocupación de celdillas (Occupancy Grid Mapping). Gracias a estos algoritmos que han servido de base se han podido desarrollar varios proyectos para el mapeo de entornos en robots móviles.

Durante la última década se han llevado desarrollos de proyectos muy importantes los cuáles servirán como antecedentes y algunos de ellos como base para lo que se pretende en este proyecto.

### 1.1 Definición del proyecto

El desarrollo de este proyecto se basará en un algoritmo llamado SLAM que es una técnica usada por robots y vehículos autónomos para construir un mapa de un entorno desconocido. Para ello utilizará los datos de control que gobiernan el vehículo y los datos proporcionados por sensores.

Una vez que se ha realizado este proceso, el siguiente paso consiste en enviar la información de estos puntos, para poder empezar a crear el mapa de acuerdo a los puntos seleccionados así como la aplicación del algoritmo probabilístico para poder realizarlo de manera satisfactoria. Posteriormente se realizará el proceso de mapeo del ambiente que se desea con el robot móvil, a continuación se muestra una figura con los elementos que se necesitan para poder crear el mapa. El resultado, que se pretende sea correcto, nos dará como consecuencia el mapa del ambiente en el que se encuentra el robot móvil.

### 1.2 Justificación

Durante los últimos 9 años el mapeo de ambientes interiores en un robot móvil a partir de algoritmos probabilísticos o basados en redes bayesianas, ha desempeñado un papel muy relevante, por ejemplo los trabajos elaborados que se han mencionado anteriormente. Esto ha sido posible gracias a la continua investigación y desarrollo de nuevos algoritmos que permiten hacer más eficiente el mapeo de ambientes interiores, así como, el avance de la tecnología robótica. Hoy en día es posible hacer uso de ambos desarrollos de tal manera que puedan brindar una medida de precisión que sirva para mostrar un ambiente que no se conoce.

Actualmente el mapeo de ambientes, no solo interiores, se puede conocer gracias a que los robots no usan sensores tipo GPS. Se ha comprobado que gracias

a estos sistemas de mapeos los robots más autónomos y robustos en cuanto a la información obtenida por medio de los sistemas. Es por ello que con el desarrollo de un sistema basado en redes Bayesianas, se pretende tener una opción, para obtener el mapa del entorno o ambiente que se desconoce por medio de un robot móvil.

### 1.3 Objetivos

#### 1.3.1 Objetivo General

Desarrollar un sistema para la representación espacial de ambientes desconocidos basado en redes bayesianas simularlo y/o implementarlo en un robot móvil.

#### 1.3.2 Objetivos Secundarios

- Obtener datos de entrada (obstáculos, puertas, etc.) para la creación del mapa.
- Crear mapas de capas inferiores (métricas, navegación y topológico) para crear el mapa espacial.
- Crear una red bayesiana para la toma de decisiones del robot.
- Realizar pruebas del sistema.
- Documentar los resultados obtenidos

### 1.4 Alcance

Dentro de los resultados que se pretenden lograr es el diseñar la red bayesiana base o principal para la toma de decisiones del robot, las cuales lo llevaran a recorrer el ambiente donde se encuentre. Para ello es necesario conseguir el desarrollo del modelo gráfico y entender cómo se desarrollara ya en un algoritmo. Partiendo de ahí se pretende desarrollar el algoritmo complementándolo con el mapeo, donde este será basado en el algoritmo llamado “Simultaneous Localization And Mapping” (SLAM), obteniendo como resultado un plano con la ruta o trayectoria

diseñada y establecida por el robot además de un panorama general del lugar donde se trazó la trayectoria anteriormente obtenida.

Finalmente, se desea que el algoritmo sea probado en una simulación como resultado final y este mismo sea documentado dentro de este trabajo. Y en caso que los tiempos establecidos lo permitan y sea pertinente se pretende que el algoritmo se pueda implementar en un robot móvil.

Cabe mencionar que actualmente existen algunas limitantes para los algoritmos ya desarrollados del mapeo de ambientes, y sería oportuno que las tengamos en cuenta, a continuación se describen los mismos:

- Ruido de los sensores: Usar un sensor con movimiento limita la capacidad de obtener datos.
- Desplazamiento impreciso del robot: El resultado de un movimiento del robot es de naturaleza no determinista, lo cual a veces no se puede saber si el robot realizó un desplazamiento oportuno.
- Simetrías en el entorno y entorno dinámico: Obstáculos, diferente altitud de piso, etc., provocan que el robot no obtenga buenos datos.

## 2. MARCO TEÓRICO

Como ya se mencionó, durante la última década se han desarrollado varios algoritmos para poder obtener mapas de ambientes o entornos con diferentes métodos y tipos de sensores, hoy en día que un robot pueda obtener el mapa del lugar donde se encuentra es de vital importancia ya que en muchos campos de la investigación y de la vida cotidiana se necesitan hacer exploraciones sin humanos, por lo cual se propone en este trabajo desarrollar un sistema de representación de ambientes o entornos partiendo de un algoritmo probabilístico natural el cual nos reducirá costos en el sentido computacional a diferencia de los demás y con ello mismo mejorar o aumentar la calidad y precisión de los mapas a obtener. Este tipo de algoritmo son las redes bayesianas que se describen en la sección siguiente.

### 2.1 Redes Bayesianas

Las redes bayesianas son una herramienta de modelado gráfico para especificar las distribuciones de probabilidad. Las redes bayesianas se basan en la idea básica de que la independencia constituye un aspecto significativo de creencias y que puede ser obtenido con relativa facilidad utilizando el lenguaje de gráficos. Estos modelos pueden tener diversas aplicaciones, para clasificación, predicción, diagnóstico, etc. Además, pueden dar información interesante en cuanto a cómo se relacionan las variables del dominio, las cuales pueden ser interpretadas en ocasiones como relaciones de causa–efecto.

Inicialmente, estos modelos eran construidos “a mano” basados en un conocimiento experto, pero en los últimos años se han desarrollado diversas técnicas para aprender a partir de datos, tanto la estructura como los parámetros asociados al modelo. También es posible el combinar conocimiento experto con los datos para aprender el modelo. La estructura del modelo bayesiano permite capturar las relaciones de dependencia que existe entre los atributos de los datos que se estudien, describiendo la distribución de probabilidad que administra un conjunto de variables especificando los cálculos de independencia condicional junto con probabilidades condicionales. Así, las redes permiten especificar relaciones de

independencia entre conjuntos de variables, lo que las convierte en una solución de independencia (figura 1).

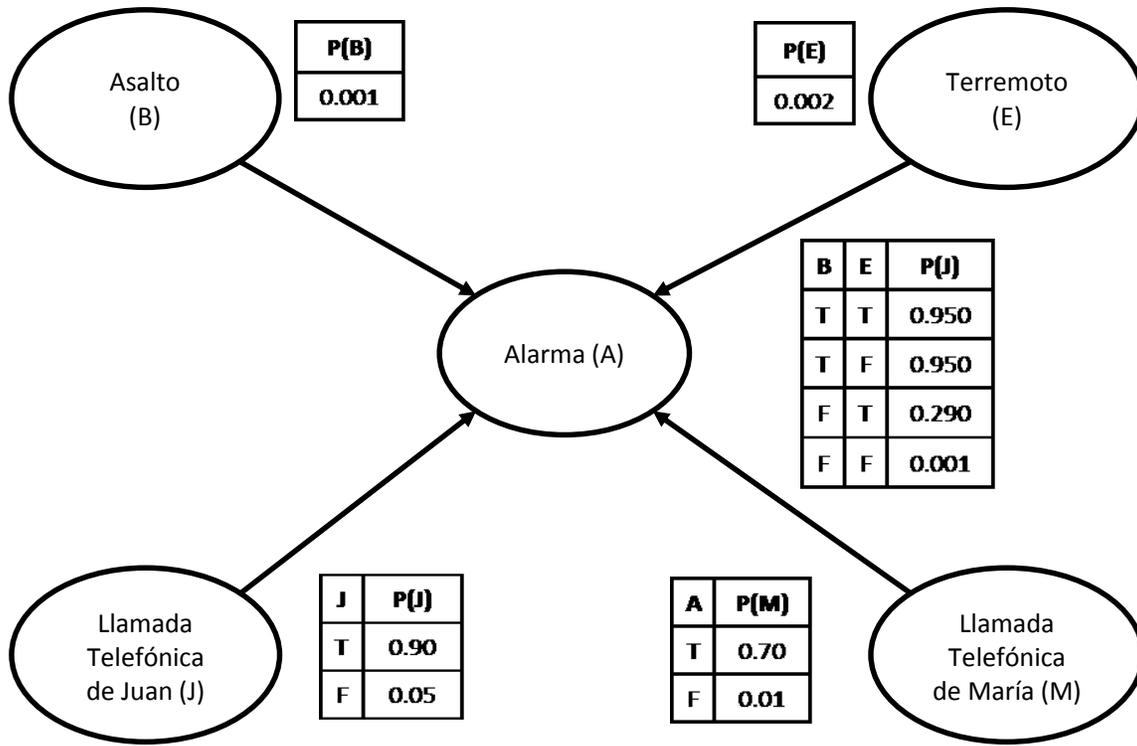


Figura 1. Ejemplo gráfico de una Red Bayesiana.

### 2.1.1 Tipos de Redes Bayesianas

El problema Principal en el momento de construir una red Bayesiana consiste en el tratamiento de variables discretas y continuas de forma simultánea, debido a las restricciones del modelo condicional que conlleva al proceso de discretización. Las redes bayesianas se pueden clasificar según en función del tipo de variables utilizadas.

#### 2.1.1.1 Redes Bayesianas Continuas

Las redes bayesianas continuas son aquellas que tienen un número infinito de posibles valores. En este tipo de redes resulta complicado determinar explícitamente las probabilidades condicionadas para cada valor de las variables,

así que las probabilidades condicionadas se representan mediante una función de probabilidad.

La mayoría de las variables reales son de carácter continuo como por ejemplo la variación de la temperatura. Una red Bayesiana cuyas variables sean todas continuas y estén todas representadas mediante funciones normales lineales, tiene una distribución normal multivariada. Este tipo de variables debe ser manejada mediante el proceso de discretización debido a la gran cantidad de datos que deben ser modelados por medio de selección de rangos y de este modo hacer más sencillo el proceso de discretización.

Los métodos supervisados y no supervisados corresponden a la división del proceso de discretización de las variables. En los métodos no supervisados, la variable correspondiente a la clase no es considerada por los atributos continuos y los valores son discretizados independientemente. El método más simple es dividir el rango de valores cada atributo, en intervalos, utilizando la información sobre los valores de los atributos.

Los métodos supervisados tienen en cuenta la variable clase, y los puntos de división que construye los rangos de cada atributo son elegidos según el valor de la clase.

#### *2.1.1.2 Redes Bayesianas Dinámicas*

Las redes Bayesianas dinámicas consienten en la exposición de procesos que contienen una variable aleatoria en cada intervalo de tiempo. El proceso que se está estudiando puede entenderse como una serie de procesos en un instante de tiempo.

El estado de las variables se representa en un lapso de tiempo para poder representar los procesos dinámicos conocidos dentro de la red bayesiana. Las probabilidades condicionales de este modelo no cambian con el tiempo. Es decir, se repite las etapas temporales y las relaciones entre dichas etapas.

La inferencia en una red bayesiana dinámica es la misma que para una red bayesiana, y por esto se emplean los mismos métodos. Esta inferencia resulta mediante la reproducción de los intervalos de tiempo, hasta que la red sea lo suficiente larga para captar todas las observaciones.

Para el proyecto se tiene contemplado el uso de una mezcla entre la red continua y la dinámica debido a que el las probabilidades van cambiando de acuerdo al entorno en el que se está desempeñando pero la red no crecerá, partirá de una base, como segunda instancia se explicará un poco de los trabajos realizados en el área de mapeo, partiendo de ellos para desarrollar nuestro propio algoritmo.

## 2.2 Localización y Mapeo Simultáneos

El desarrollo de este proyecto se basó en un algoritmo llamado SLAM que es una técnica usada por robots y vehículos autónomos para construir un mapa de un entorno desconocido. Para ello utilizará los datos de control que gobiernan el vehículo y los datos proporcionados por sensores. En el diagrama siguiente se explica de manera más gráfica como funciona este algoritmo.

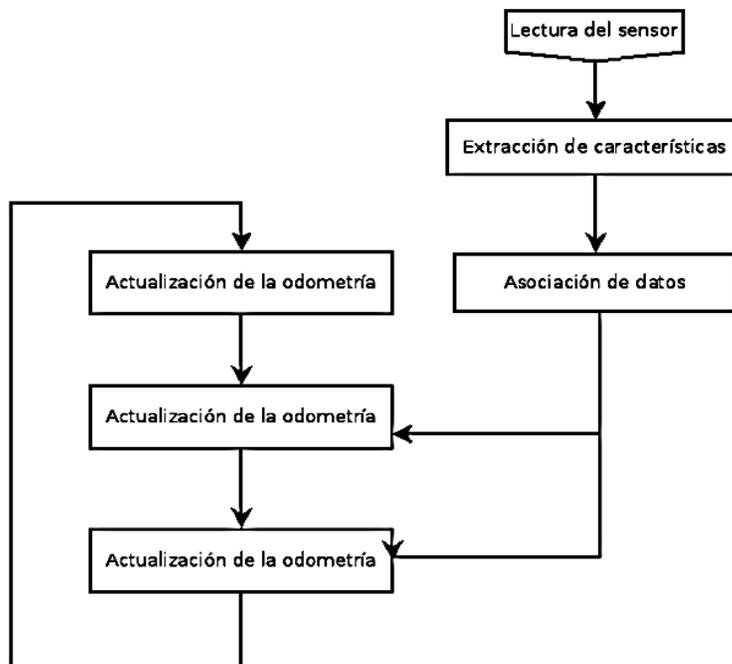
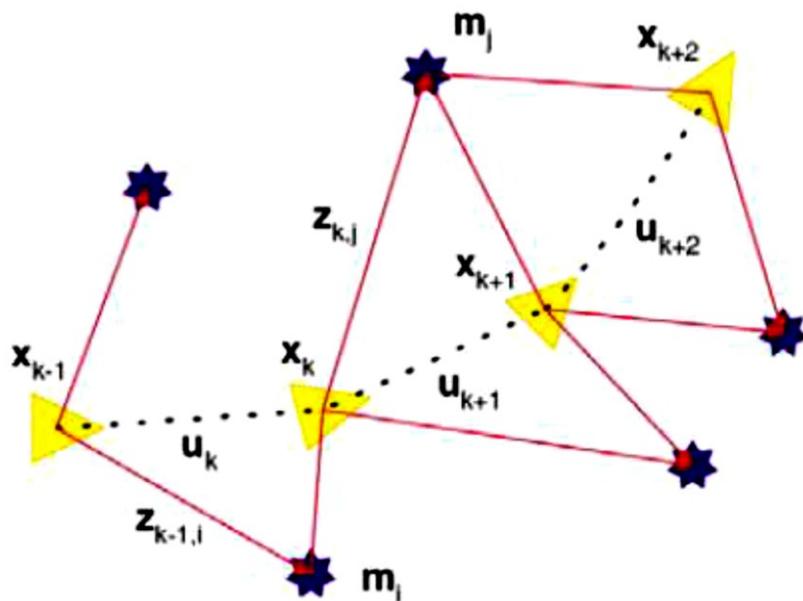


Figura 2. Diagrama de funcionamiento de algoritmo SLAM

Una vez que se ha realizado este proceso, el siguiente paso consiste en enviar la información de estos puntos para poder empezar a crear el mapa de acuerdo a los puntos seleccionados así como la aplicación del algoritmo probabilístico para poder realizarlo de manera satisfactoria.

Posteriormente se realizará el proceso de mapeo del ambiente que se desea con el robot móvil, a continuación se muestra una figura con los elementos que se necesitan para poder crear el mapa.



**Figura 3. Elementos necesarios para la creación del mapa mediante el algoritmo SLAM**

Durante la última década se han llevado desarrollos de proyectos muy importantes los cuáles servirán como antecedentes y algunos de ellos como base para lo que se pretende en este proyecto. En el 2005 Galindo a partir de datos recogidos de los sensores del robot, sensores ultrasónicos, construyó un mapa de la red de ocupación (gridmap) de los alrededores del robot, menciona el uso de la morfología matemática borrosa mediante la cual obtienen un nuevo gridmap donde los valores de células representan un grado de pertenencia circular de espacios

abiertos. Usa el marco computacional del anclaje (algoritmo probabilístico), en ese marco, la correspondencia de datos y símbolos para un objeto específico está representada por una estructura de datos llamada ancla (2005). En el 2006 Hongjun Zhou propone un algoritmo para reconstruir una Red Bayesiana y lo utilizan para planificar las acciones de detección eficientes para la localización de robots móviles (2006). La probabilidad de la localización se mejora cuando el robot obtiene la información del sensor y la información del sensor obtenida se añade como un nodo para la Red Bayesiana. En este trabajo, la Red aprende de los datos del entorno, la estructura de conocimiento de la misma capta relaciones de dependencia condicional parciales entre nodos de información de sensores, nodos de acción y etiquetado de las intersecciones. Cabe mencionar que este trabajo es una de las bases más importantes para nuestro trabajo ya que muestra el uso de los 2 algoritmos necesarios para realizarlo. En el 2011 Rezaee presenta el marco que las redes bayesianas en combinación con la detección de fallas, todo ello para el aprendizaje de un comportamiento del robot. Aplican una red bayesiana a la tarea de diagnóstico de fallos en un complejo comportamiento de robot móvil, como el que cruce una puerta. Presentan una nueva estructura para determinar las probabilidades de fallas dinámicas basadas en datos de sensores primas y el comportamiento de robot. Esto se logra mediante el uso de una red bayesiana para interpretar las pruebas (2011). Este último algoritmo nos brinda una idea general de poder hacer una retroalimentación sobre posibles fallas a la hora de poner en práctica los sensores del robot móvil.

### 2.3 Robots Móviles

Los robots móviles han cobrado una importancia creciente desde los años ochenta y noventa. Un robot móvil requiere de mecanismos de locomoción que le permitan moverse ilimitadamente dentro de su entorno. En contraste, los robots manipuladores generalmente se encuentran anclados a una superficie de trabajo fija y limitada físicamente. Hay varias formas para lograr el desplazamiento de un

robot, la selección del mecanismo de locomoción es un aspecto importante para el diseño de este tipo de robots. Los robots móviles se clasifican en:

- Robots terrestres: son actuados mediante ruedas. Sin embargo, algunos poseen piernas que imitan la forma del caminar de los seres humanos o de animales (RMR) (figura 4 (a)).
- Robots aéreos: suelen ser vehículos aéreos no tripulados (UAV's) (figura 4 (b)).
- Robots subacuáticos: también conocidos como vehículos subacuático autónomos (AUV's), adecuados para entornos marinos (figura 4 (c)).



**Figura 4. Tipos de Robots Móviles a) Robot Terrestre con Ruedas b) Robot Aéreo no Tripulado c) Robot Subacuático**

La rueda ha sido el mecanismo de locomoción más utilizado en la robótica móvil. Este tipo de locomoción presenta una eficiencia aceptable y se logra mediante diseños mecánicos relativamente simples. El balance del robot móvil se obtiene mediante una estructura que permita que todas las ruedas se encuentren en contacto con el suelo en todo momento.

El desarrollo de robots móviles responde a la necesidad de extender el campo de aplicación de la robótica, su importancia radica principalmente en que poseen un espacio de trabajo ilimitado, a diferencia de los robots manipuladores fijos los cuales están restringidos a cumplir tareas dentro de un espacio de trabajo determinado por sus dimensiones físicas. Por lo tanto, con la finalidad de aumentar la movilidad del robot y de esta manera su capacidad de trabajo, se hace uso de un

sistema locomotor para que el robot pueda desplazarse libremente en su espacio de trabajo. Además, estos robots tienen la capacidad de adaptarse a una gran diversidad de terrenos y actuar en ambientes no estructurados.

El término autonomía hace referencia a la capacidad del robot para responder ante situaciones cambiantes, ambiguas o impredecibles sin necesidad de supervisión humana, sugiere el paso de robots costosos y poco flexibles a robots ligeros y con mayor capacidad de adaptación a diferentes tareas. Los robots móviles se caracterizan por su capacidad de desplazarse en forma autónoma en un entorno desconocido o conocido parcialmente. Sus aplicaciones cubren una gran variedad de campos, entre los cuales se incluyen trabajos subterráneos (minería, construcción de túneles, etc.), misiones espaciales y exploración planetaria (recolección de muestras, mantenimiento de estaciones orbitales, etc.), vigilancia e intervención de seguridad (desactivación de explosivos, operación en zonas radioactivas, etc.), aplicaciones militares, entre otras. En todas estas aplicaciones la justificación más importante para el uso de la robótica móvil es la dificultad o imposibilidad de intervención humana, ya sea de manera directa o teleoperada.

### 2.3.1 Tipos de robots móviles

Los robots móviles se pueden clasificar de acuerdo con el tipo de locomoción utilizado. En general, los tres sistemas de locomoción más conocidos son: ruedas, patas y orugas. Es importante señalar que aunque la locomoción por patas y orugas han sido ampliamente estudiadas, el mayor desarrollo se presenta en los robots móviles con ruedas, por ello el presente capítulo se dedica al estudio de este tipo de robots móviles.



**Figura 5. Locomoción de robots móviles: a) Patas, b) Ruedas, c) Orugas**

Un robot móvil con ruedas (RMR) es un vehículo capaz de moverse de manera autónoma sobre una superficie, mediante la acción de las ruedas montadas en el robot. Es importante señalar que se considera que el contacto entre cada rueda y la superficie es solamente un punto de contacto de rodado. Una diferencia esencial entre los RMR's y otros sistemas robóticos son las restricciones cinemáticas entre las ruedas y la superficie sobre la cual se desplazan. Los robots móviles emplean diferentes tipos de locomoción mediante ruedas, las cuales les confieren características y propiedades diferentes respecto a la eficiencia energética, dimensiones, cargas útiles y maniobrabilidad.

El movimiento de los robots con patas está inspirado en sistemas biológicos. Entre las ventajas que ofrecen estos sistemas robóticos están la de obtener un movimiento flexible en terreno no preparado, menor deformación, mas manejabilidad al tener radios de movimiento más pequeños y poder presentar diferentes velocidades. Entre los retos de diseño que se presentan para este tipo de estructuras están: el diseño de la pata, el número de patas y la coordinación de patas múltiples. La selección de determinado tipo y número de patas tiene que estar condicionado a mantener estabilidad, maximizar el margen de estabilidad y velocidad. El diseño del control para este tipo de sistemas es complejo tanto si se tiene un número menor de patas (en el cual un factor clave sería la de estabilidad) o si se aumenta el número de patas (en el cual el factor clave se concentra en la sincronización del movimiento).

El sistema de locomoción mediante orugas constituye una alternativa muy razonable a la hora de diseñar robots móviles para operaciones en exteriores y superficies no pavimentadas. Esta configuración es la que estamos acostumbrados a ver en los tanques y se basan en el direccionamiento por diferencia de velocidades. De esta forma, cuando queremos realizar un giro aumentamos la velocidad de una de las pistas para producir el giro en el vehículo.

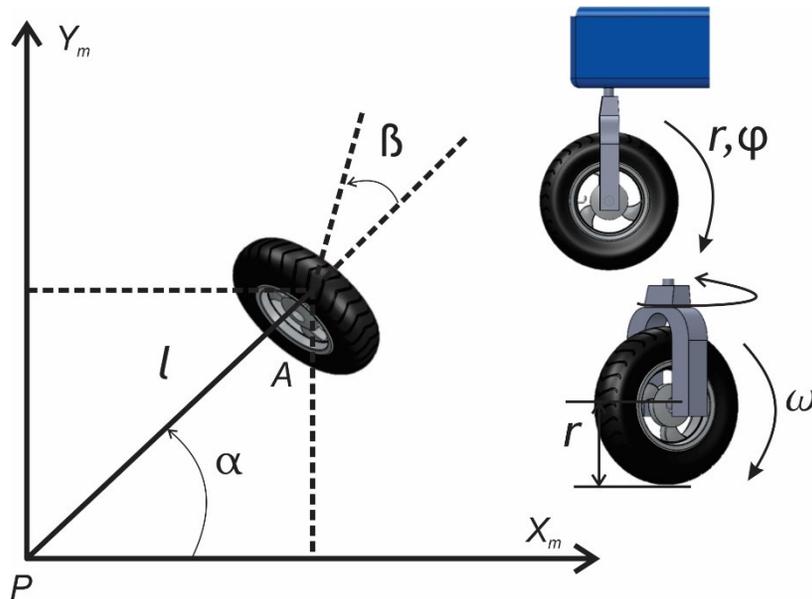
### 3. METODOLOGÍA

#### 3.1 Descripción del modelo del Robot

Durante el proceso de la maestría se realizó una estancia de investigación en la ciudad de Puebla en la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP) trabajando en con la Facultad de Ciencias de la Electrónica con el Dr. Fernando Reyes Cortés para seleccionar un robot adecuado a las necesidades del proyecto además de agregar un plus trabajando con un robot que no fuera convencional por lo cual para el proyecto se usó un robot terrestre o un robot móvil con ruedas (RMR) el cual es un vehículo capaz de moverse, mediante la acción de las ruedas montadas en el robot. Considerando que un RMR es un robot capaz de moverse sobre una superficie mediante la acción de ruedas montadas en él, específicamente se seleccionó un robot móvil síncrono basándose en la teoría de un robot triciclo ya que consta de 3 ruedas nada más, agregando que estas ruedas fueran de centro orientable (figura 6), se asumen las siguientes hipótesis:

- El robot móvil se mueve sobre una superficie plana horizontal, es decir, la energía potencial es constante.
- Los ejes de guiado son perpendiculares al suelo.
- No existen elementos flexibles en la estructura del robot, incluyendo las ruedas.
- El contacto entre cada rueda y el suelo se reduce a un solo punto.
- No existe deslizamiento.

De acuerdo con las hipótesis anteriores, se aborda el caso bidimensional debido a que el robot se mueve en un plano, así el problema se reduce a encontrar la terna  $(x, y, \theta)$  asociada al sistema de referencia móvil del vehículo, donde las dos primeras componentes corresponden a la traslación y la tercera a la orientación del RMR (figura 7).



**Figura 6. Rueda con centro orientable**

Una rueda con centro orientable es aquella en la que el movimiento del plano de la rueda, con respecto a su marco de referencia, es una rotación  $\beta$  alrededor del eje vertical (figura 6), pasando a través del centro de la rueda. Sus ecuaciones de restricción son:

A lo largo del plano de la rueda

$$[-\sin(\alpha + \beta) \cos(\alpha + \beta) l \cos(\beta)] R(\theta)\dot{\epsilon} + r\dot{\phi} = 0$$

Ortogonal al plano de la rueda

$$[\cos(\alpha + \beta)] \sin(\alpha + \beta) l \sin(\beta) R(\theta)\dot{\epsilon} = 0$$

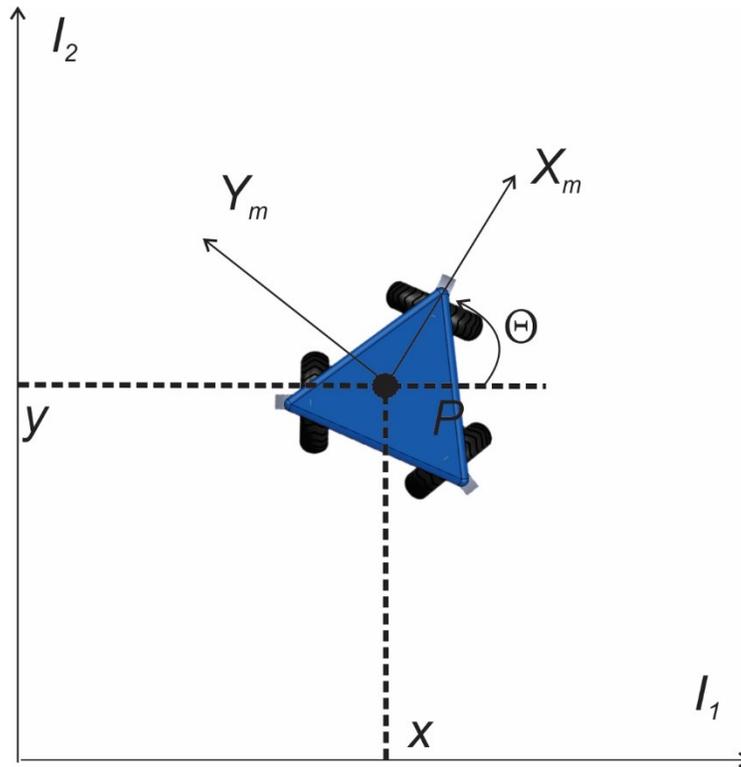


Figura 7. Configuración del robot móvil

La localización del robot en el plano puede ser descrita de la siguiente forma: se establece un sistema inercial arbitrario  $(I_1, I_2)$  fijo al plano del movimiento, mientras que un punto de referencia  $P$  en el robot representa el origen del sistema arbitrario  $(X_m, Y_m)$ , de tal manera que la postura del robot queda completamente especificada por  $(x, y, \theta)$ .

El par  $(x, y)$  representa las coordenadas generalizadas del punto de referencia  $P$  respecto al sistema inercial, es decir,

$$\vec{OP} = x\vec{I}_1 + y\vec{I}_2$$

mientras que  $\theta$  describe la orientación del sistema  $(X_m, Y_m)$  con respecto al sistema inercial  $(I_1, I_2)$ . Por lo tanto la postura del robot puede ser determinada por el vector:

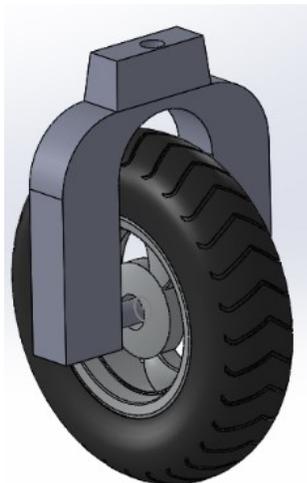
$$\xi = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}$$

mientras que la matriz de rotación que define la orientación del sistema ( $X_m$ ,  $Y_m$ ) con respecto al sistema ( $I_1$ ,  $I_2$ ), tomando en cuenta que los ejes Z de ambos sistemas son paralelos, está dada por:

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

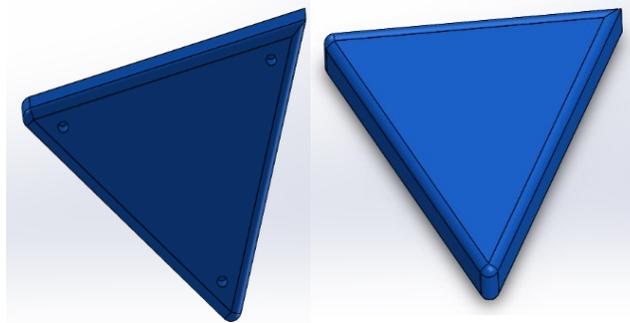
### 3.2 Modelo tridimensional del robot

El primer paso en el desarrollo fue decidir en qué software se haría, el Dr. Reyes durante la estancia sugirió realizarlo en SolidWorks ya que era con el que él trabaja y así mismo se podía aprender durante el periodo de estancia. Partiendo de ahí se modeló el robot móvil para poder tener un mejor panorama sobre el desarrollo del mismo en la cuestión matemática y posteriormente en su simulación, al tener en cuenta el tipo de llanta se iba a usar, rueda con centro orientable, se llevó acabo su modelación, en la figura 8 se muestra la llanta o rueda modelada:



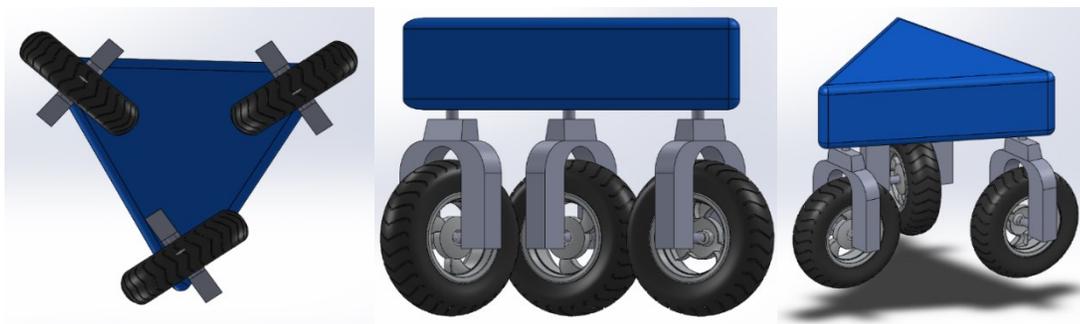
**Figura 8. Rueda con centro orientable modelada en SolidWorks**

Cabe mencionar que se desarrolló en el modelado la prensa y los soportes a usar en la llanta así como la unión con el robot. Se crearon otras dos ruedas iguales a la mostrada en la figura anterior, ya que como se menciona en la introducción se utilizará un robot móvil basado en un triciclo, posteriormente se pasó a realizar el modelado del cuerpo del robot, en este caso se decidió salir un poco del modelo convencional y en vez de trabajarse con un prisma rectangular, el cual nos proporcionaría una mejor estabilidad del mismo, en el modelado del prisma en cada esquina se hizo una perforación para poder insertar la pieza que une al soporte de la rueda o llanta al cuerpo y así poder establecer en el modelado el movimiento autónomo o síncrono de cada rueda o llanta en la figura 9 se muestran la cara inferior y superior de cuerpo del robot para mostrar los orificios que se mencionan anteriormente:



**Figura 9. Cuerpo del robot móvil modelado**

Al finalizar el modelado del cuerpo se procedió al ensamblaje de todas las piezas, es decir las 3 ruedas para poder obtener el robot móvil terminado, en la figura 10 se muestra el robot totalmente ensamblado y listo para un pequeña simulación del movimiento



**Figura 10. Robot móvil ensamblado.**

### 3.3 Construcción del robot

Para la construcción del robot físico, se participó en la convocatoria de Fondos de Proyectos Especiales de Rectoría (FOPER) 2015 que se realiza en la universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), en la cual fuimos aceptados y se nos proporcionó un presupuesto de \$45,000.00, con los cuáles se procedió a comprar el material y componentes eléctricos necesarios para la construcción del robot; los cuales son los listados a continuación y mostrados en la figura 11:

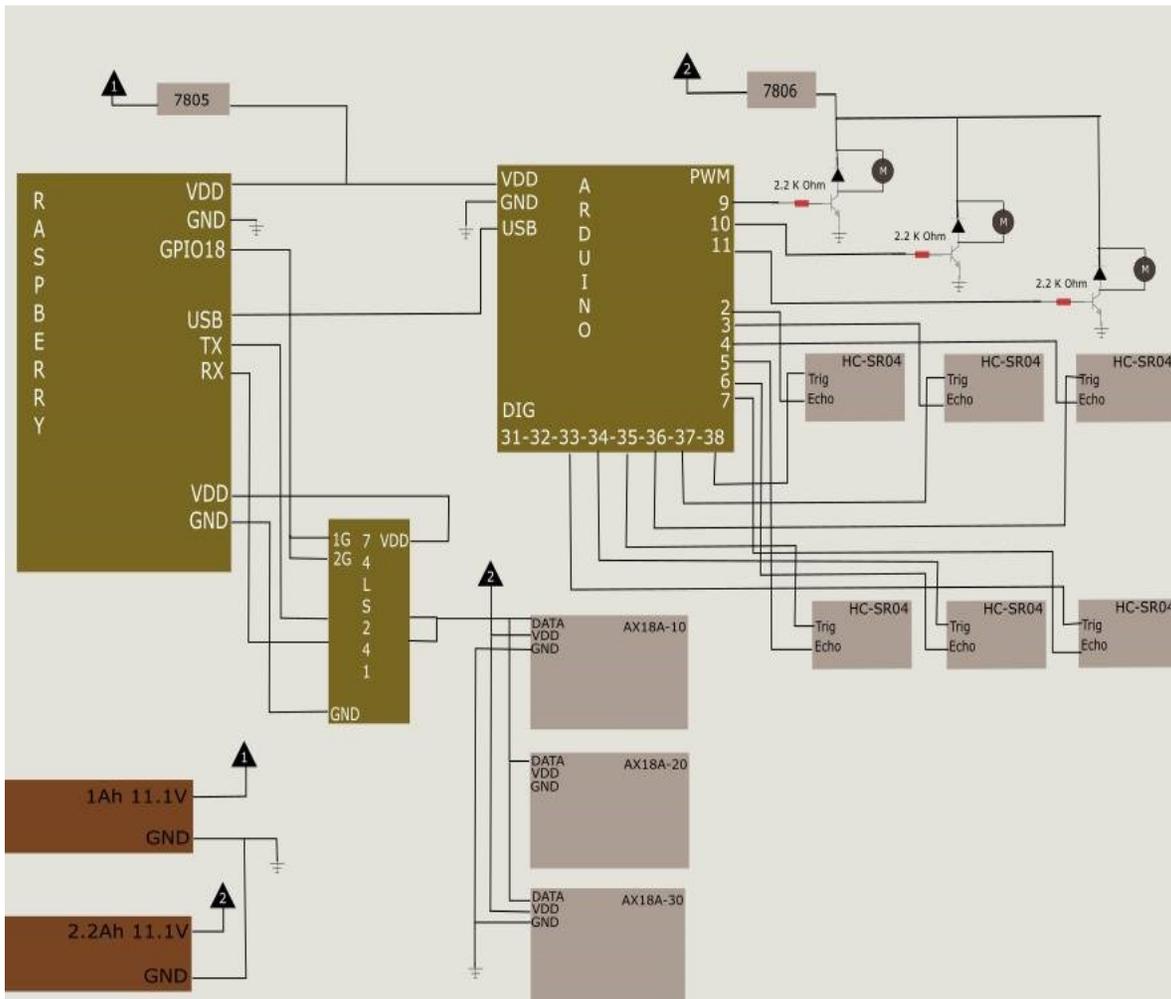
- Raspberry Pi 2.
- Arduino Mega 2560.
- Material de electrónica:
  - Tip 120.
  - Circuito integrado 74LS241.
  - Regulador de tensión 7805.
- Baterías LiPo de 11V de 1 Aph y 2.2 Aph.
- Sensores ultrasónicos HCSR04.
- Servomotores Dynamixel AX-18A.
- Motores Dc con llanta y acople reductor.
- El cuerpo está hecho con material de impresora 3D.



**Figura 11. Materiales adquiridos por medio de FOPER para construcción del robot**

Además se diseñaron 3 placas auxiliares adicionales, las cuales fueron una de comunicación serial hacia los servomotores, un interfaz de potencia para alimentación de motores DC y por último una de suministro de alimentación de tensión regulada para las tarjetas utilizadas con los cuales optimizamos y cuidamos

nuestro sistema de comunicación y así evitar un posible corto-circuito o que alguna tarjeta se quemará, a continuación en la figura 12 se muestra el diseño de las 3 placas auxiliares con los datos necesarios y pertinentes para que se pueda comprender y entender el funcionamiento de cada una de ellas.



**Figura 12. Placas eléctricas auxiliares para comunicación y alimentación del robot móvil.**

Al término del diseño y la construcción de las placas auxiliares se procedió al ensamblaje de todo el robot, primero, montando los servomotores al cuerpo, los cuales fueron fijados con tornillos para asegurarlos, seguido del ensamblaje de los motores DC con sus respectivas llantas, para esto se usaron para cada una un soporte de unión de servos, los cuales fueron adecuados para que la llanta quedara

totalmente fija tanto al servo como al motor DC, acto seguido se aseguraron los sensores ultrasónicos a cada uno de los orificios del cuerpo del robot, se procedió a conectar servomotores, motores Dc y sensores ultrasónicos a sus respectivas tarjetas así como a las tarjeta Rasperry y Arduino, para finalizar se conectaron las 2 tarjetas por puerto USB y cada una a la placa de alimentación la cual tenía ya conectadas las baterías LiPo con su respectivo amperaje. Obteniendo como producto final el robot móvil ensamblado y listo para usarse como se muestra en la figura siguiente:



**Figura 13. Robot Móvil ensamblado y listo para pruebas.**

#### 3.4 Desarrollo de Red Bayesiana

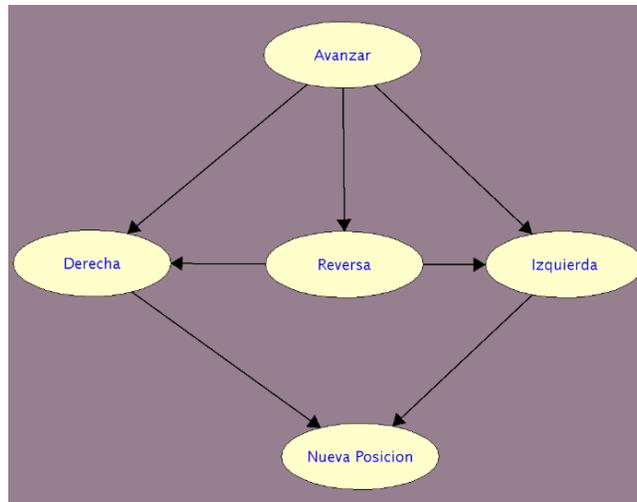
Para el desarrollo de nuestra red bayesiana nos ayudamos del programa Samlam: Sensitivity Analysis, Modeling, Inference And More, el cual nos permite crear nuestra red bayesiana de forma gráfica y así mismo crear query's de acuerdo a las probabilidades que son asignadas a cada estado y por consecuencia saber si llegamos a la toma de una decisión deseada o estamos mal y tenemos que re-diseñar la red completa, corregir las probabilidades o la forma en que se encuentran conectados los estados ya definidos.

Nuestra red bayesiana consta de 5 estados los cuales son:

- Avanzar
- Derecha
- Izquierda
- Reversa

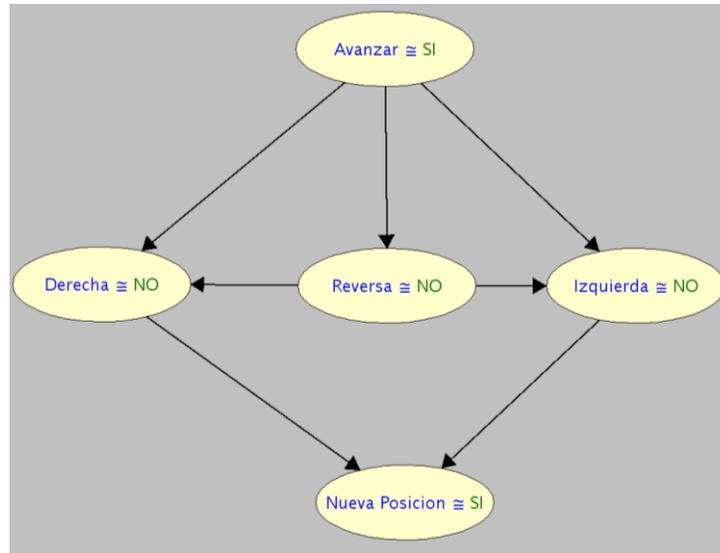
- Nueva Posición

Esta red que se muestra en la figura 14 es la que se va a mandar a llamar en el algoritmo de mapeo cada que avance el robot esto es en tiempo real, dado que como se menciona al principio nosotros no vamos a manejar al robot el solo va decidir su ruta en base a las probabilidades que le arroje la red bayesiana.



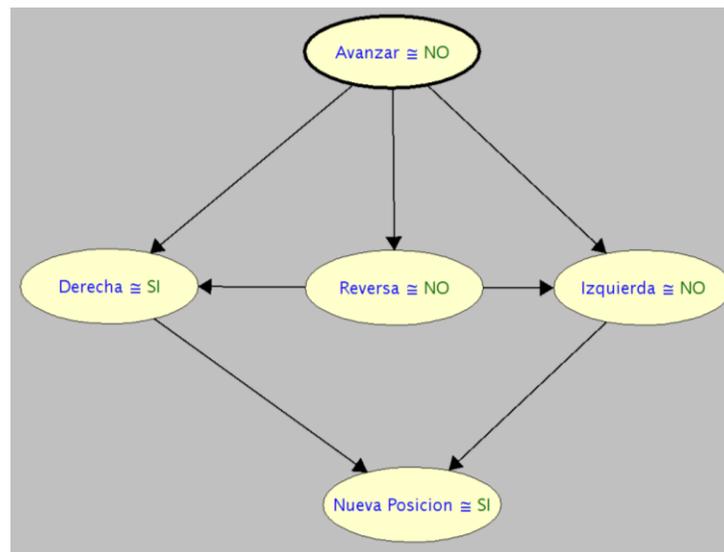
**Figura 14. Red Bayesiana para la toma de decisión**

Ya que tuvimos la red bayesiana comenzamos hacer pruebas con probabilidades aleatorias para ver si tenía un funcionamiento adecuado, cabe mencionar que en esta fase del proyecto solo era experimental, más adelante se explica cómo asociamos la red bayesiana con el algoritmo del mapeo para poder obtener los resultados deseados. Primero hicimos la prueba que el robot siguiera avanzando en línea recta sin girar ya sea a la izquierda o a la derecha o inclusive detenerse y realizar el movimiento de reversa esto se muestra en la figura 15, en ningún caso se está contemplando ángulo de giro en caso de girar a la izquierda o a la derecha eso se tomara en cuenta hasta la hora que se haga la prueba con el robot móvil y en conjunto con el algoritmo de mapeo el cual es el otro 50% de importancia del algoritmo final para que el robot pueda realizar y llegar al objetivo final de este trabajo.



**Figura 15. Red Bayesiana con toma de decisión de avanzar en línea recta**

Nuestra segunda prueba fue sobre que el robot no pudiera avanzar y girara a la derecha o a la izquierda y así poder obtener nuestra nueva posición, aquí el principal problema fue las probabilidades ya que como mencionamos anteriormente se hacen de manera aleatoria solo por cuestión de prueba ya implementado en el algoritmo y en el robot las probabilidades son obtenidas por medio de las distancias de los sensores. En la figura 16 se muestra la red bayesiana ejecutada cuando el robot tiene que girar a la derecha y la figura 17 se muestra con giro a la izquierda.



**Figura 16. Red Bayesiana con toma de decisión de girar a la derecha**

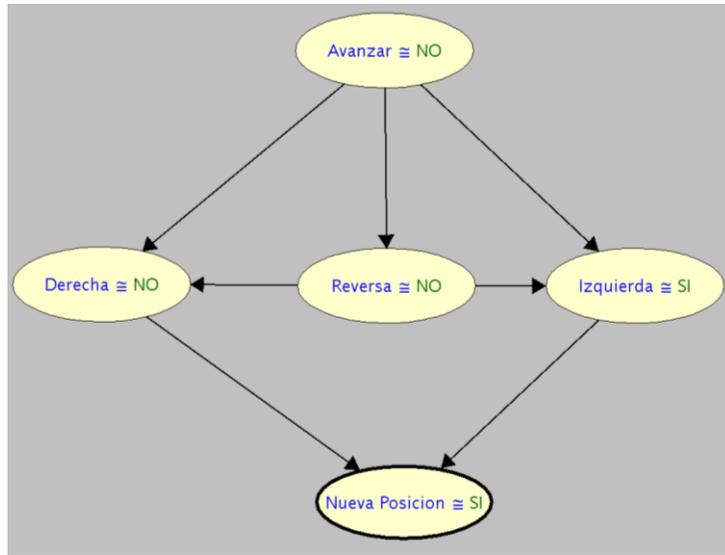


Figura 17. Red Bayesiana con toma de decisión de girar a la izquierda

Por ultimo solo quedaban 3 pruebas más la de reversa en line recta, es decir, el regreso por el camino que ya se había recorrido anteriormente, además que si no podía avanzar en reversa igual puede hacer un giro a la derecha o a la izquierda para poder recuperar una nueva posición en donde pueda seguir avanzando y de esta manera el robot nunca se detenga a menos que termine de recorrer el ambiente en el que se encuentra. En las siguientes 3 figuras (18, 19 y 20) se muestra lo anterior descrito.

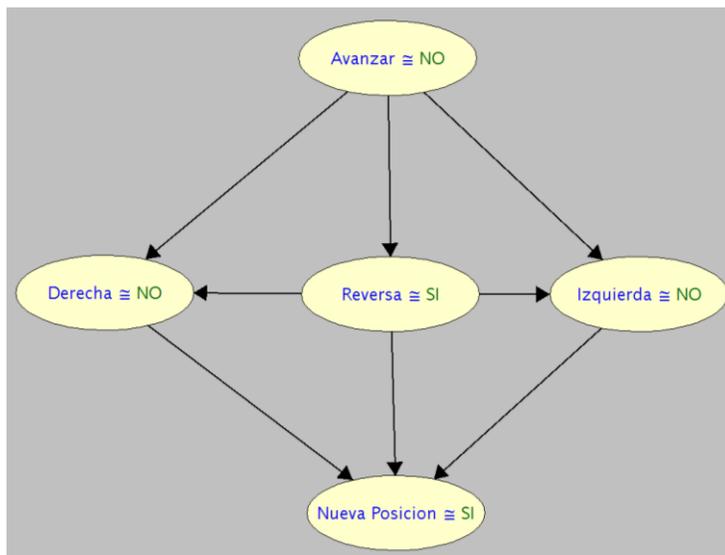
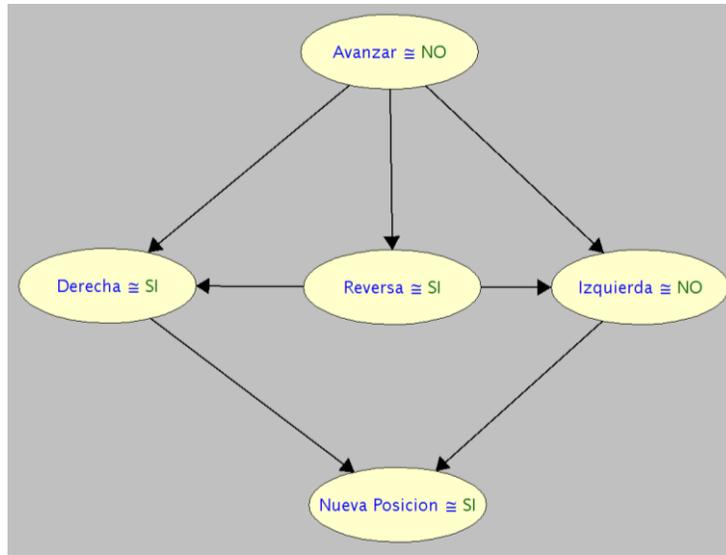
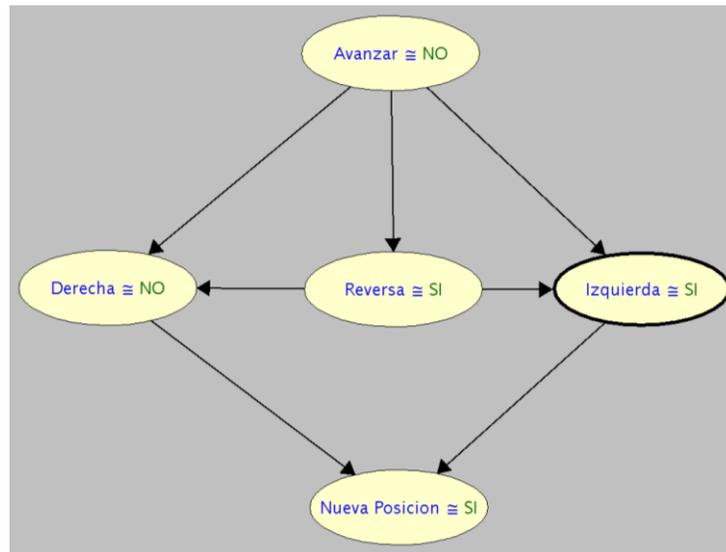


Figura 18. Red Bayesiana con toma de decisión de detenerse e ir de reversa



**Figura 19. Red Bayesiana con toma de decisión de detenerse e ir de reversa pero con giro a la derecha.**



**Figura 20. Red Bayesiana con toma de decisión de detenerse e ir de reversa pero con giro a la izquierda.**

Con esto concluimos la parte del desarrollo de la red bayesiana la cual con el algoritmo de mapeo podemos obtener el resultado deseado y de esa forma cumplir con el objetivo principal de este trabajo.

### 3.5 Algoritmo de Mapeo

El algoritmo está basado en varios trabajos como se mencionó en el capítulo del marco teórico, y gracias a ellos se desarrolló la siguiente metodología, la cual fue aceptada en el *International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering (ICMEA) 2014*, presentada en el artículo denominado *“Developments in Mapping and Localization for Mobile Robots Using Bayesian Methods”*, el cual se escribió en el tiempo que se realizó la maestría, la metodología se muestra en la figura 21 y a continuación se da la descripción de cada uno de los pasos que sigue para poder entender su funcionamiento.

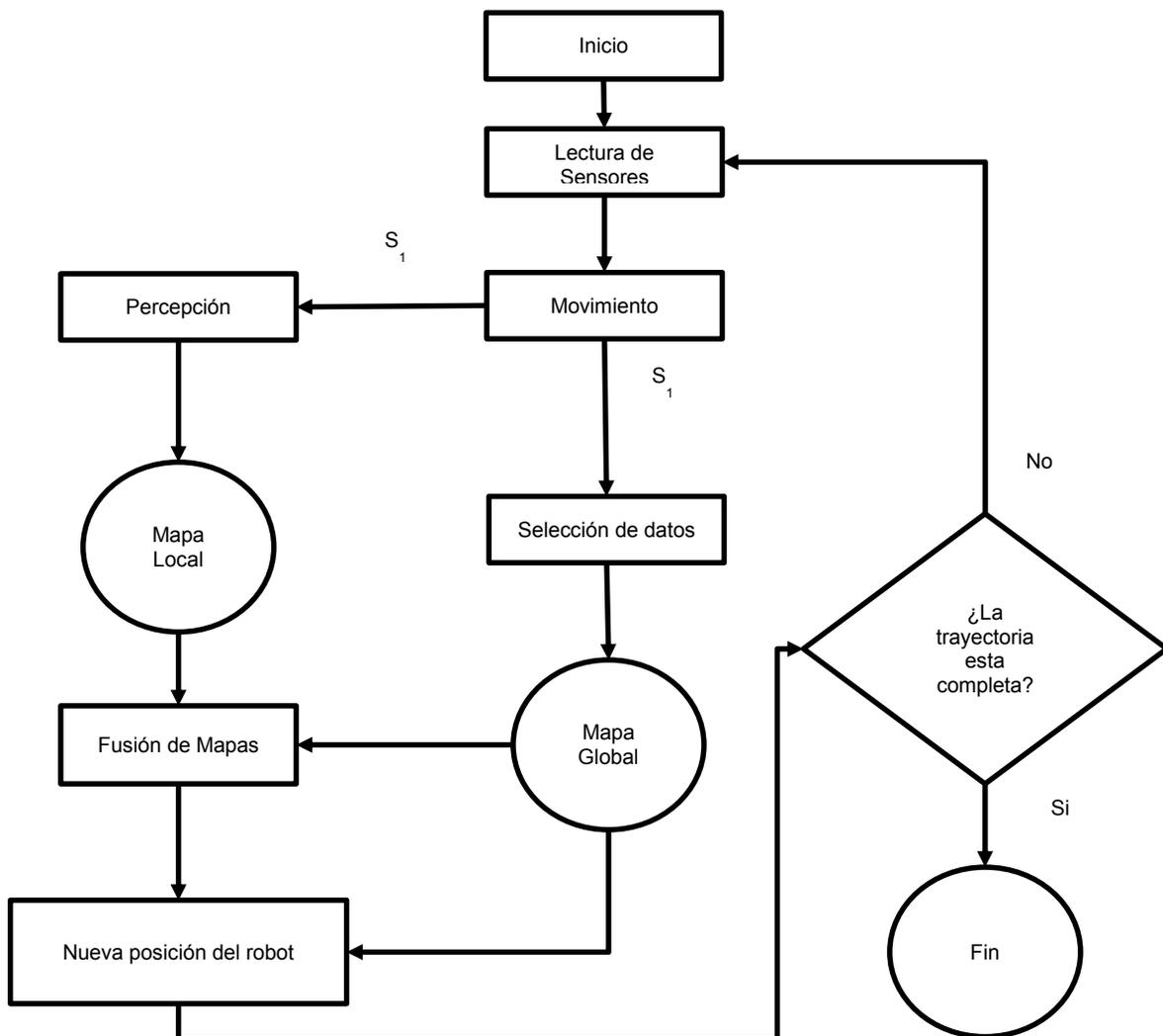


Figura 21. Metodología del algoritmo de mapeo para el robot móvil

Pasos a seguir en la metodología:

1. Inicio: Se corre el algoritmo en el robot móvil.
2. Lectura de Sensores: El robot cuenta con 6 sensores los cuales reciben la información al mismo tiempo, dependiendo del dato de entrada se realiza el movimiento.
3. Selección de datos y percepción: Son las 2 partes más importantes dentro del algoritmo ya que depende de ellas que obtengamos el resultado deseado; en la parte de percepción se trata del último movimiento donde generamos el mapa local donde representamos los nuevos puntos de la trayectoria que está siguiendo el robot, en la parte de selección de puntos es para agregar nuevos obstáculos, paredes, puertas o cualquier cosa que encontremos dentro del ambiente.
4. Fusión de mapas: En este paso se unen tanto el mapa local como el global que es el mapa final que vamos a tener después de cada movimiento del robot y al término de la trayectoria ese será nuestro resultado final, en donde vendrá la trayectoria completa que realizó el robot y el plano del lugar donde realizó el mapeo; cabe mencionar y es de suma importancia que el mapa que regresa es un plano del lugar, es decir, el contorno, y solo se muestran líneas de algún obstáculo que no dejó que el robot continuara.
5. Decisión: Después de crear el mapa, el algoritmo se pregunta si ya terminó la trayectoria, en el caso de contestar que si detiene todo y el robot ya no continua avanzando ni retrocediendo, en caso de contestar que no el robot sigue avanzando hasta que la respuesta sea sí; la forma al contestar guarda la posición inicial como coordenada en donde se está dibujando la trayectoria y se comprara con la posición actual, aquí el problema es que puede tardar mucho o tardar muy poco y no darnos el mapa completo del entorno.

Después de tener establecida la metodología se procedió a desarrollar una pequeña simulación en Matlab en donde hacíamos el recorrido del robot, en la figura 22 se muestra el recorrido, como se puede observar en la figura hay una relación de puntos números que son las marcas que va dejando el robot de que ya paso por ahí para poder terminar el recorrido de manera correcta, este es el preámbulo para poder implementar todo el sistema en el robot móvil.

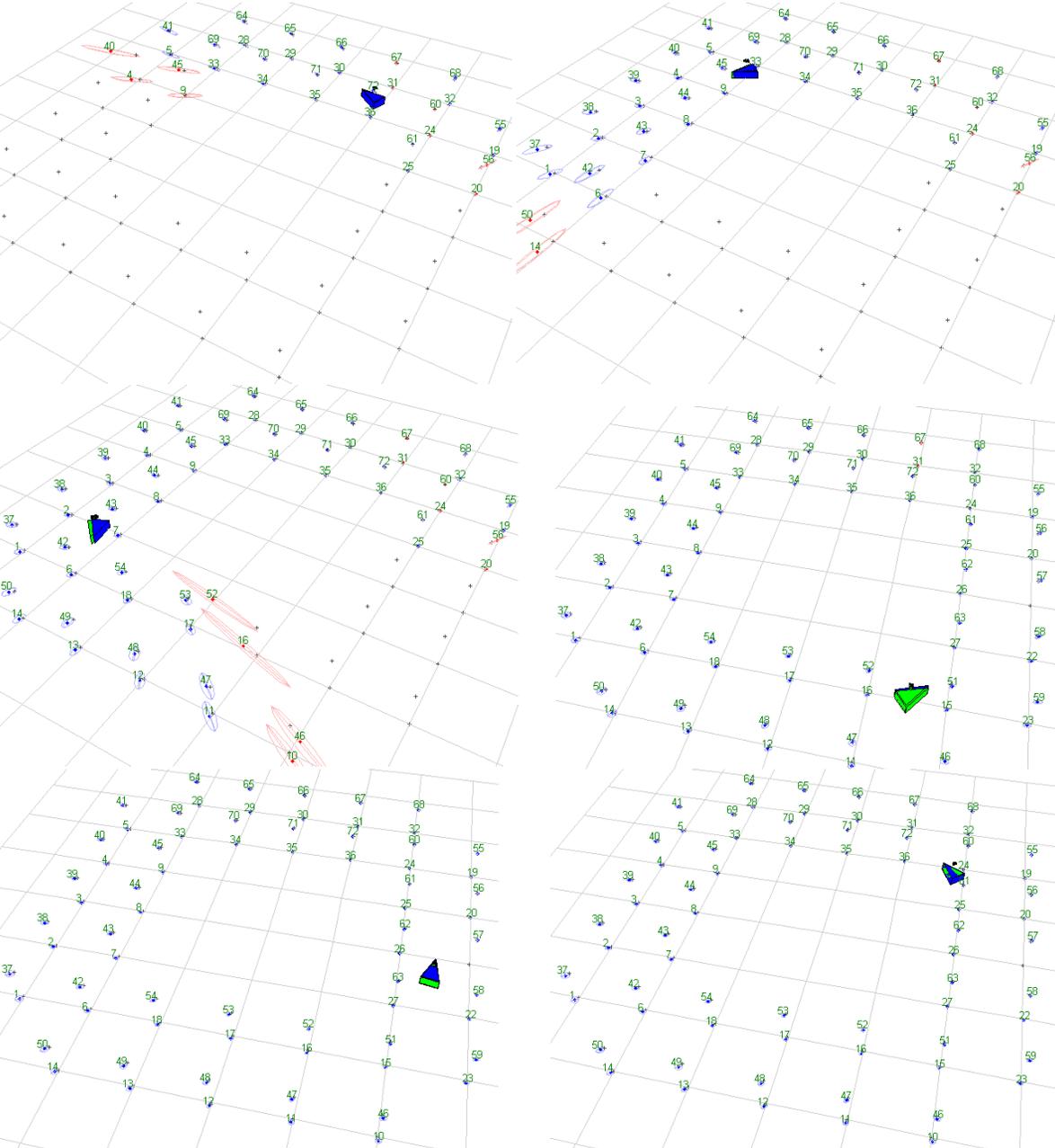


Figura 22. Simulación de recorrido del robot móvil en Matlab

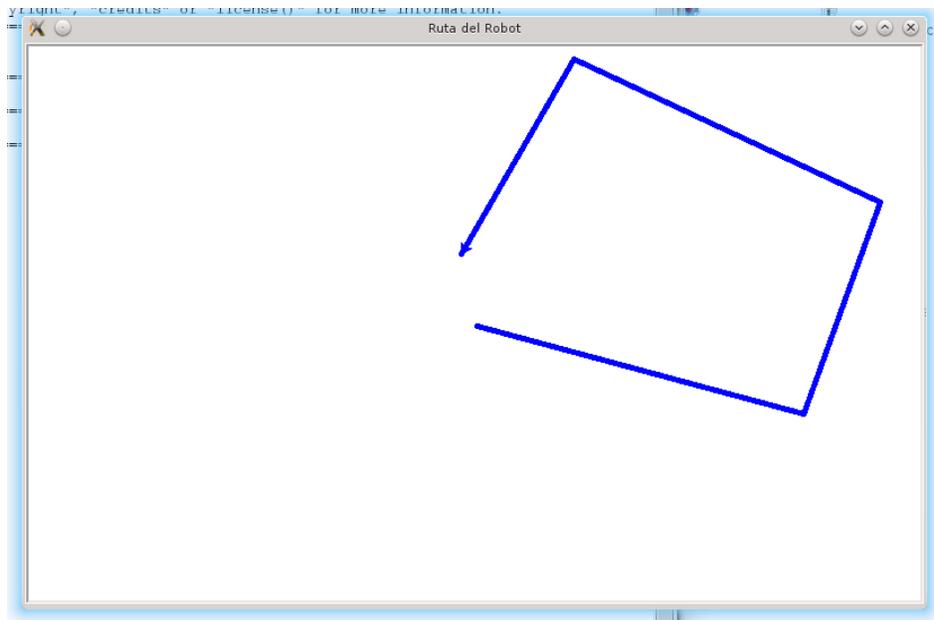
Ya para la implementación por la tarjeta seleccionada para el robot móvil utilizamos el lenguaje de programación Python, además de 2 librerías específicas denominadas Turtle y OpenBayes, la primera nos sirve para el trazado de la ruta y del contorno del mapa que se va generando en cada movimiento, es una librería grafica de mucha ayuda esto nos facilitó mucho la generación del mapa ya que tiene un opción para dibujar líneas con un ángulo el cual obtenemos en el robot y se lo mandamos como parámetro para poder hacer correctamente la ruta, con los giros que son muy importantes ya que sino no funcionaría el algoritmo; y la segunda librería nos permite crear redes bayesianas, es decir los nodos y las conexiones que lleva unos con otros y a si mismo se genera ya de manera predeterminada el cálculo de la probabilidad que necesitamos para la corrección en la posición del robot.

Cabe mencionar que estas librerías se usaron en el sistema operativo Debian ya que son estables al 100% en distribuciones de Linux a sí mismo el sistema operativo de la tarjeta que se usó en el robot móvil esa basado en Linux por lo cual existen dentro de ella y así se pueden utilizar sin ningún problema y obtener los resultados deseados.

## 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

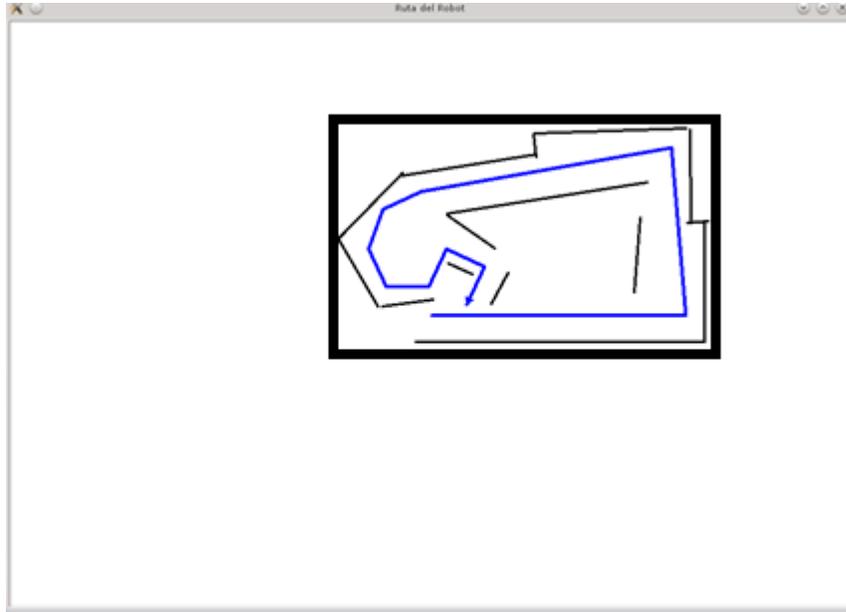
### 4.1 Trayectoria y Mapeo del Ambiente

Después de todo el desarrollo del proyecto se obtuvieron como resultado las siguientes figuras, donde podemos ver en la figura 23 una ruta predeterminada que se le asignó al robot como prueba, cabe mencionar que en esta primera trayectoria no está en funcionamiento los sensores del robot ni el algoritmo solo fue prueba de librería y de cambios de dirección con un ángulo diferente.



**Figura 23. Primera trayectoria del robot sin algoritmo.**

Después que el robot realizó la ruta y nos dió el mapa sin ningún inconveniente procedimos a implementarlo ya con la red bayesiana y el algoritmo para que nos regrese el mapa de la trayectoria y del ambiente al mismo tiempo para poder evaluar que tanto nos acercamos al objetivo y si es satisfactorio para el objetivo principal del presente trabajo. En la Figura 24 se muestra el resultado final de todo el algoritmo funcional.



**Figura 24. Mapa Resultante del algoritmo ya implementado en el robot móvil.**

## 4.2 Resultados Generales

En general los resultados obtenidos son muy satisfactorios ya que cumplieron con el objetivo principal del proyecto, regresarnos un mapa con la trayectoria y así mismo darnos el plano básico del lugar donde se dejó el robot, también hay que mencionar que se aprendió mucho en la área de la robótica y de inteligencia artificial; este sistema inteligente de mapeo a diferencia de los demás tiene grandes ventajas una de ellas es el tipo de robot que se utilizó así como sus componentes desde el tipo de servomotores que podíamos controlar los ángulos perfectamente así como las tarjetas empleadas que tienen un gran soporte de software para este tipo de algoritmos de inteligencia artificial.

Al comparar la simulación en el software de Matlab y ya implementado en el robot móvil llegamos a la conclusión que en la implementación nos resultó más fácil el poder crear el mapa final ya que Phyton tiene una gama de librerías muy graficas las cuales nos permitieron llegar al objetivo planteado al principio del presente trabajo además de que las librerías, el sistema operativo y el lenguaje de

programación usados son de uso libre los cual nos ahorra mucho el costo de licencias a la hora de publicar o mencionar el trabajo.

### 4.3 Trabajo Futuro

Se ha planteado la idea de mejorar la metodología y agregar otro tipo de sensores al robot para obtener mejores resultados además de eliminar una tarjeta y trabajar solo sobre la más potente, en cuestión de software se pretende buscar otro tipo de librerías gráficas que nos haga más precisa la forma de dibujar el mapa y la ruta, además de hacer más eficiente el tiempo de entrega del mapa final. También se pretende remodelar el robot móvil ya que tuvimos ciertas desventajas con la estabilidad y donde guardar los componentes, por otro lado se pretende agregarle otros sistemas inteligentes como por ejemplo reconocimiento facial con cámara e implementar todo el sistema en otro tipo de robot, un robot isotrópico.

## 5. REFERENCIAS

- Bayes, Thomas. 1763. An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* 53. 370:418.
- Darwiche Adnan. 2009. *Modeling and Reasoning with Bayesian Networks*, Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Montemerlo, Michael. 2003. *FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem with Unknown Data Association*. Doctoral Dissertation, tech. report CMU-RI-TR-03-28, Robotics Institute, Carnegie Mellon University.
- S. Thrun. 1998. Bayesian landmark learning for mobile robot localization, *Mach. Learn.*, vol. 33, 41:76.
- C.Galindo, A. Saffiotti, S. Coradeschi, P. Buschka. 2005. Multi-Hierarchical Semantic Maps for Mobile Robotics. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 2278:2283.
- Hongjun Zhou and Shigeyuki Sakane. 2006. Sensor Planning for Mobile Robot Localization—A Hierarchical Approach Using a Bayesian Network and a Particle Filter. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 481:487.
- Shrihari Vasudevan and Roland Siegwart-. 2007. A Bayesian Conceptualization of Space for Mobile Robots. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 715:720.
- Oscar Martinez Mozos, Patric Jensfelt, Hendrik Zender Geert-Jan M. Kruijff, Wolfram Burgard. 2007. From Labels to Semantics: An Integrated System for Conceptual Spatial Representations of Indoor. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 8.
- Shrihari Vasudevan, Stefan Gächter, Viet Nguyen, Roland Siegwart. 2007. Cognitive maps for mobile robots—an object based approach. *Robotics and Autonomous Systems*, 359:370.
- O. Martínez Mozos, H. Zender, P. Jensfelt , G.-J. M. Kruijff , W. Burgard. 2008. Conceptual Spatial Representations for Indoor Mobile Robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 493:502.
- Bingfeng Wang , Shigang Cui, Li Zhao, Genghuang Yang ,Xuelian Xu. 2009. Mobile Robot Map Building Based on Grid Arrangement. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 288:291 pp.
- Victor Vlădăreanu, Gabriela Tonț, Paul Schiopu. 2011. Bayesian Approach of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) in a Wireless Sensor Networks

Navigation for Mobile Robots in Non-Stationary Environments. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 498:503.

Victor Vladareanu Luige Vladareanu, Gabriela Tont,, Florentin Smarandache, Lucian Capitanu. 2012. The Navigation Mobile Robot Systems Using Bayesian Approach through the Virtual Projection Method. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 498:503.

Reyes Cortés, F. 2011. Robótica. Control de Robots Manipuladores. Alfaomega.

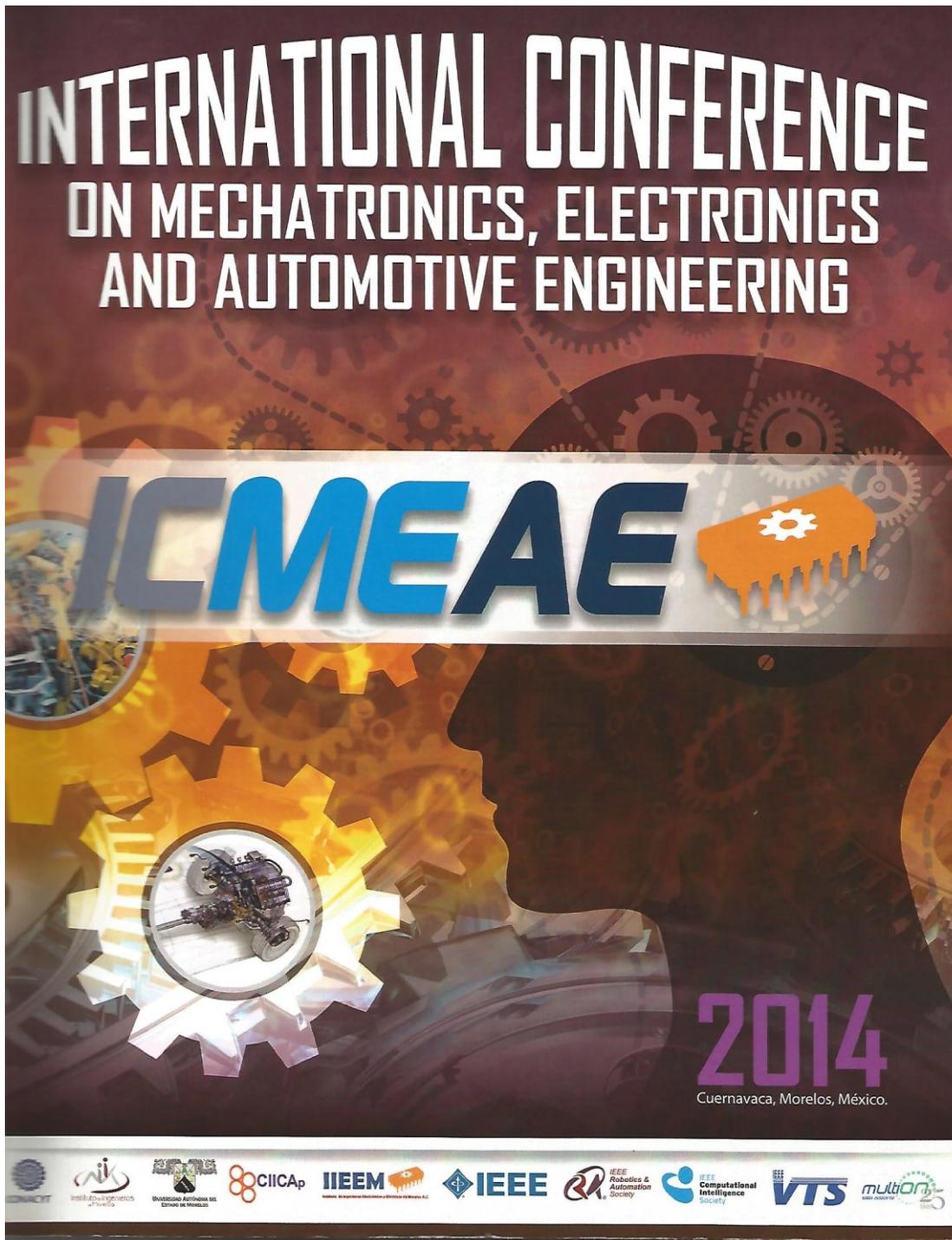
Castillo Martínez, J. Y., Gorrostieta Hurtado, E., & Vargas Soto, J. E. 2014. Developments in Mapping and Localization for Mobile Robots Using Bayesian Methods. International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering (ICMEAE). 66:71.

Barber D. 2012. Bayesian Reasoning and Machine Learning. Cambridge University Press. United Kingdom.

Jitendra R. Raol, Ahith K. Gopal. 2013. Mobile Intelligent Autonomous Systems. CRC Press Taylor & Francis Group. United States of America, Florida.

## 6. APÉNDICE

Artículo publicado en el International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering (ICMEA) 2014, presentado en la ciudad de Cuernavaca, Morelos en noviembre de 2014.



FPGA Architecture for Image Processing Based on FLASH-SRAM Memory .....	32
<i>Gonzalo-Elías Blanco-Silva, José-Emilio Vargas-Soto, Marco-Antonio Aceves-Fernández, and Juan-Manuel Ramos-Arreguin</i>	
Content Based Video Retrieval System for Mexican Culture Heritage Based on Object Matching and Local-Global Descriptors .....	38
<i>Manuel Cedillo-Hernandez, Francisco Javier Garcia-Ugalde, Antonio Cedillo-Hernandez, Mariko Nakano-Miyatake, and Hector Perez-Meana</i>	
Visual SLAM and Obstacle Avoidance in Real Time for Mobile Robots Navigation .....	44
<i>Marco A. Moreno-Armendáriz and Hiram Calvo</i>	
Toward Improving Content-Based Image Retrieval Systems by Means of Text Detection .....	50
<i>C. Perez Lara, M. Lux, and M. Mejía-Lavalle</i>	
Dynamic Behavior Modeling of Civil Structures Using Wavenets and Neural Networks: A Comparative Study .....	54
<i>C.A. Perez-Ramirez, J.P. Amezcua-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, A. Mejia-Barron, A. Dominguez-Gonzalez, R.A. Osornio-Ríos, and R.J. Romero-Troncoso</i>	
Pulse-Coupled Neural Networks Applied to Human Brain Image Processing .....	60
<i>Selene Yosahandy Cardenas, Manuel Mejía-Lavalle, Humberto Sossa Azuela, and Enrique Cabello Pardo</i>	
Developments in Mapping and Localization for Mobile Robots Using Bayesian Methods .....	66
<i>José Yavhé Castillo Martínez, Efrén Gorrostieta Hurtado, José Emilio Vargas Soto, and Saúl Tovar Arriaga</i>	
<b>Mechatronics, Robotics, and Biomedical Systems</b>	
Interaction Control Based on Position/Velocity Control by Means of Disturbance Observer .....	75
<i>Aaron Orozco, Ángel Flores Abad, Osslán Osiris Vergara Villegas, Vianey Guadalupe Cruz Sánchez, and Manuel Nandayapa</i>	
Mobile Robot with Grasp Manipulator: Mechanical Design .....	81
<i>R.A. Orozco-Velázquez, R. Silva-Ortigoza, H. Taud, M. Antonio-Cruz, C. Márquez-Sánchez, C.Y. Sosa-Cervantes, J.C. Rivera-Díaz, R. Ruíz-González, and F. Carrizosa-Corral</i>	
Comparison of Low-Cost Real-Time Processing Platforms for the Development of Small Unmanned Aerial Vehicles Avionics .....	86
<i>Ruben Campos-Canizales, Orlando Martínez-Galvan, E. Liceaga-Castro, Carlos Vaquera, Luis Amezcua-Brooks, and Daniel L. Martínez-Vazquez</i>	

## Developments in Mapping and Localization for Mobile Robots Using Bayesian Methods

José Yavhé Castillo Martínez<sup>1</sup>, Efrén Gorrostieta Hurtado<sup>2</sup>, José Emilio Vargas Soto<sup>3</sup>, Saúl Tovar Arriaga<sup>4</sup>

*CIDI-Facultad de Informática, Universidad Autónoma de Querétaro  
Av. de las Ciencias Sin Número, Juriquilla, Querétaro, México*

yavhe.castillo@gmail.com<sup>1</sup>, efrengorrostieta@gmail.com<sup>2</sup>, emilio@mecatronica.net<sup>3</sup>, saulotovar@hotmail.com<sup>4</sup>

**Abstract-** This article provides an overview of developments in mapping and localization for mobile robots using Bayesian methods, basing in Bayes method. During the past nine years the literature of these issues has grown tremendously in relation to this is broadly possible to show the advancements in these developments. The purpose of this article is to afford for non-specialists in the field a good presentation with various models, problems, approaches, and results into a proper context thereof and for specialists a better perception about the field emphasizing in Simultaneous Localization and Mapping.

### I. INTRODUCTION

Currently, the interest in the study of robots has grown gradually, whose goal is to perform tasks in environments similar to humans where they work independently and are in contact with people in such environments, based on these ideas the first problem arises, the localization and mapping of the environment (SLAM) in which the robot is located, in the last years people found techniques to resolve this problem, basically the techniques builds a map of the unknown environment and also estimates its path to move inside of it.

For solving these problems of navigation, which is the conjunction of mapping and localization, should be considered from two points of view, first the conceptual imposed by the need to reason in a confusing, dynamic and changing environment, based on this we are in the need to obtain and manipulate data about the environment, extract knowledge which is material to the task of representation, and integrate the information obtained in the proper way, for the second point we have to consider is the computational aspect of the proposed solutions to this problem, as the robot perceives its environment, the amount of information, interpretation and combination, determine the computational resources required to build the map, which are limited; therefore to define the algorithms that we need to be used and the possibility to obtain solutions whose implementation is possible in real time is too difficult.

After many tests it was found that solutions which give best results are those based on probabilistic techniques, such algorithms are based on Bayes' theorem, which links together the marginal and conditional probabilities of two

random variables. So existing algorithms such modeled probabilistically and uses inference methods used to determine that configuration is more likely considering measures that are obtained.

The basic principle behind any successful SLAM solution is Bayes' rule [1]. For two random variables,  $x$  and  $d$ , this rule states very compactly as follows:

$$(1) \quad p(x|d) = \frac{p(d|x)p(x)}{p(d)}$$

The above equation (1) is a basic inference mechanism, whose simplicity no way diminishes the power of its meaning. Suppose we want to obtain information about the  $x$ -by-variable example, the state of a system consisting of a map and a robot based on the information contained in another variable  $d$ , which could well be a set of measurements acquired by a sensor-. The above rule indicates that this problem can be solved simply by multiplying two terms:

The generative model  $p(d|x)$ , which expresses the probability of obtaining the measure  $d$  on the assumption expressed by the  $x$  state. The degree of trust we give to  $x$  is exactly the case before receiving the data,  $p(x)$ . It is important that the denominator of the above equation does not depend on the variable we want to estimate,  $x$ . Therefore  $p(d)$  is usually written as a normalization factor.

Produce maps with mobile robots is not a simple task. Involves the construction of a robot with all sense elements and actuators required for capturing the environment in which it moves. On the other hand, there are not simple algorithms that determine the detection of environments using navigation. The treatment of the data is not easy, so the projects to solve this problem are described.

In section II we going to explain on the basis of Bayesian which methods will allow us go to the section III where they explain how using each of the different methods made a progress in SLAM and finally in section IV were taken general discussion of the operation of SLAM.

## II. BACKGROUND

This section presents about Bayesian networks, they are and how they work as well as the technique called SLAM, Adnan Darwiche [2] say that a Bayesian Network is a representational device that is meant to organize one's knowledge about a particular situation into a coherent whole. The Bayesian network is a graphical modeling tool for specifying probability distributions that, in principle, can address all of these difficulties. The Bayesian network relies on the basic insight that independence forms a significant aspect of beliefs and that it can be elicited relatively easily using the language of graphs.

Consider the directed acyclic graph (DAG) in Figure 1, where nodes represent propositional variables. To ground our discussion, assume for now that edges in this graph represent "direct causal influences" among these variables.

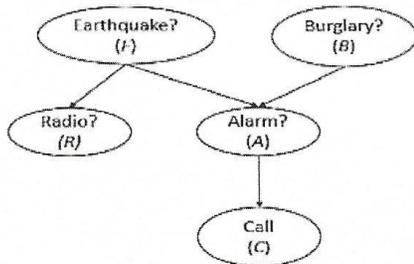


Figure 1. A directed acyclic graph that captures independence among six propositional variables

This is the basis to the mapping and location in robots. Various methods were developed to reach the SLAM technique one of them is the Widespread Filter Kalman, whose foundation is introduced in work by Randall Smith, Matthew, and Peter Cheeseman in the late 1980s, is generally known as SLAM - EKF. By their nature, the EKF - SLAM required to have a map in which the component entities are easily configurable. That is, the elements of the map must be able to be described by a set of parameters that fit easily into the system state vector.

Presents a very attractive properties:

- The fact describe the environment from geometric entities describable compactly, correspond more with an anthropomorphic view of the world, representing the latter through the concept of the object and their relationships.
- These solutions have a long tradition, which makes its structure, advantages and disadvantages are well known. Historically many solutions have been proposed that try to solve some of the problems mentioned above.
- By keeping the covariance matrix of the complete system is able to close loops successfully.

The second most famous algorithm in the art of SLAM is Occupancy Grid Mapping which were introduced by Hans Moravec and Alberto Elfes in the mid- 1980s algorithm. The method is based on discretizing the space, dividing it into units of predefined size, which are classified as occupied or empty with a certain level of confidence or probability.

These solutions are based on the assumption that the position of the robot is known. The precision reaching these maps in the description of the environment, allows the location algorithm used to build discounted over long time intervals errors.

Its advantages include the following:

- The algorithm is robust and easy implementation.
- Makes no assumptions about the geometric nature of the elements present in the environment.
- Distinguishes between empty and occupied areas, obtaining a partition and complete description of explored space.
- Allows arbitrarily dense or precise descriptions of the environment by simply increasing the resolution of the grid which divides (ie decreasing the size of the individual cells).
- It allows a conceptually simple extension to three-dimensional space.

Finally the thesis of Michael Montemerlo [3] a detailed analysis of the Bayesian formulation of the SLAM problem is made, and reaches a conclusion that is very intuitive and almost obvious. If the true path through the robot was well known, the estimation of the map would be a problem in almost immediate solution. Also would be a computational advantage, since the estimation of the objects composing the map would be independent, and that would not be related by common uncertainty associated with the position of the robot sensor. Therefore, the correlations among the objects are void. It is similar to what happens with maps occupancy cells, which also involve known the location of the robot at all times.

## III. MAPPING AND LOCALIZATION FOR MOBILE ROBOTS

In this section are presented models and research on mapping and localization that have been developed, identifying the techniques and advancements that have been achieved in this area and the algorithms that the authors has used. This review focuses on articles published in the last nine years, because they are based on the same principles of oldest publications, for example, most of the authors mentioned S. Thrun [4] as it is one of the precursors but mentions that in his work location is not efficient and is passive because the robot's actions are random and so starting from there each developed its own research.

In 2005 C. Galindo et.al. [5] They present a multi-hierarchical approach which enable a mobile robot acquire semantic information from its sensors, and to use it for navigation tasks. In their approach, spatial and semantic information is joined with via anchoring. They endow a mobile robot with an internal representation of its environment from two different perspectives (Fig.2): a spatial perspective, that enables it to reliably plan and execute its tasks and a semantic perspective which provides it with a human-like interface and inference capabilities on symbolic data.

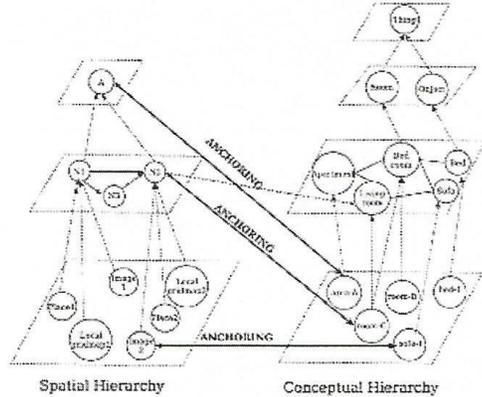


Figure 2. Perspectives of environment

Their approach has been successfully tested on a real mobile robot, demonstrating these following abilities: (i) interface with humans using a common set of concepts, (ii) classify a room according to the objects in it, (iii) deduce the probable localization of an object, (iv) with ambiguities, and (v) detect localization errors based on the typical locations of objects.

This was a great advance in the union of the spatial and semantic hierarchical besides using the technique of anchoring, but in 2006 Hongjun Zhou and Shigeyuki Sakane [6] propose a mobile robot localization using active sensing based on Bayesian network inference, they use the inference of the network for dealing with uncertainty in sensor planning and thus derive appropriate sensing actions. Their system employs a multi-layered-behaviour architecture for navigation and localization. This architecture effectively combines mapping of local sensor information and the inference via a Bayesian network for sensor planning. They represent causal and contextual relation of the sensing results and global localization in a Bayesian network, but not in Bayesian rule, and fuse all of conditional probabilities between sensing results and global localization to compute the conditional probability when some sensing events are happened.

They propose a Bayesian network reconstruction based on an integrated utility function (a ratio of belief and the sensing cost). The system compares the integrated utility value of every node, then reconstructs the last configuration of the Bayesian network. The reconstructed Bayesian network will help to determine the best sensing strategy, i.e., the most effective way to search for evidences supporting the node and in-crease the belief. Based on the above concept, we propose an architecture of multi-layered-behaviour to plan the sensor's action and directly maps these patterns to the motor command space. This architecture involves low level action control (LLAC) and high level inference (HLI) capabilities. The low level action control (LLAC) identify local sensor patterns of a limited sensor information space and directly maps these patterns to the motor command space. The system employs high level inference (HLI) to estimate the robot's position based on causal relations of local sensor information nodes (fig 3).

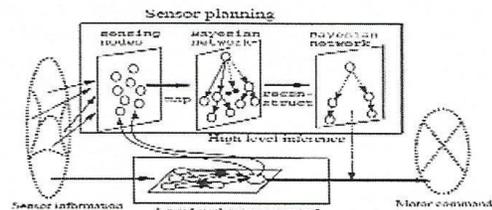


Figure 3. Multi-layered-behaviour architecture for sensor planning

This work shows a great advance for debugging when the robot is navigating within an environment that makes decisions in real time according to how is sailing with the use of the Bayesian network, a year after this advance Shrihari Vasudevan et.al [6] propose a job that suggest a hierarchal probabilistic representation of space that is based on objects as well as a global topological representation of places with object graphs serving as local maps.

For this work, a SIFT-based object recognition system was developed, a stereo camera is used to recognize the object and to obtain its coordinates in 3D space. Doors are used in this work in the context of place formation. A method of door detection based on line extraction and the application of certain heuristics, was used. The sensor of choice was the laser range finder. Very briefly, objects and doors are detected in 3D space as shown in Figure 4. Knowing the robots pose (using odometry) relative to a local reference, these objects and doors are identified in the local frame of reference. Using this information, a probabilistic graphical representation encoding the objects and the relative spatial information between them is formed as a local representation for this place. The local representations of different places are connected through the doors that connect them. In this way, the formed representation can be understood either as an extended relative metric

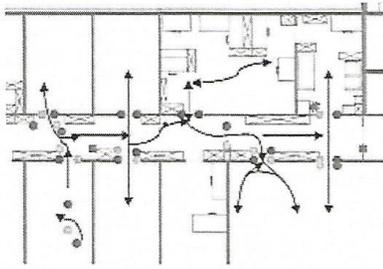


Figure 4. Detected objects and doors

The results showed that the proposed approach enables a robot to acquire a human compatible representation of space and that such a representation could be used by a robot to demonstrate spatial cognition. The proposed representation can enable a robot to acquire a greater level of spatial awareness than has been acquired by robots in the past.

For the next year based on this work and great advance Shrihari Vasudevan and Roland Siegwart [7] performed the following research where the principle idea is that adding concepts (created for instance using the functional similarity of the underlying objects) to a purely navigation oriented map would result in the incorporation / usage of spatial semantics and the formation of a concept-oriented representation of space. They said that the robot can then use groups of classification to infer about an object or classify the place. Inference is based on the Native Bayes Classifier (NBC). The key improvement lies in the creation of an intermediate level of semantic understanding, which certainly increases semantic content in the representation but may also improve understanding at higher levels of abstraction.

They create an algorithm that the behavior can be briefly summarized in three steps in the same order of precedence - (1) choose the nearest cluster that has the same concept as the best case concept suggested for the incoming object, (2) choose the nearest cluster that is conceptually dissimilar but "acceptably likely" (threshold set empirically) with respect to the best case concept and (3) create a new cluster with the incoming object of type suggested by the best case concept.

The results that they obtained, provide the foundation for future work. In order to incorporate more semantic information in the conceptualization process and to attempt to improve overall performance, explicit encoding of number of occurrences of various objects in various concepts and that of spatial relationships would be attempted. A comparison with other learning methodologies is also planned.

While the work mentioned above is developed, Oscar Martinez Mozos et.al [8] working an Integrated System for Conceptual Spatial Representations of Indoor Environments for Mobile Robots. Where they present an integrated

approach for creating conceptual representations of human-made environments using mobile robots. The concepts represent spatial and functional properties of typical indoor environments. Our model is composed of layers containing maps at different levels of abstraction as shown in Figure 5. The lower layers contain a metric map, a navigation map and a topological map, each of which plays a role in navigation and self-localization of the robot. On the topmost level of abstraction, the conceptual map provides a richer semantic view of the spatial organization, containing acquired, asserted and both inferred and innate conceptual-ontological knowledge about the environment. This model permits the robot to do spatial categorization rather than only instantiation.

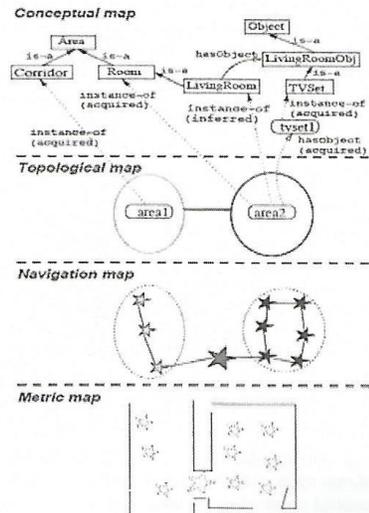


Figure 5. An example of a layered spatial representation.

Their final representation model is divided into layers, each representing a different level of abstraction. Each individual layer is important for the overall system because each layer serves a specific purpose. Starting from sensory input (laser scanner and odometry), a metric map and a navigation map representing traveled routes are constructed. On the basis of detected doorways, a topological partitioning of the navigation map is maintained. All these layers play a crucial role for the robot control systems. The conceptual map provides a conceptual abstraction layer of the lower layers. In this layer, spatial knowledge, innate conceptual knowledge and knowledge about entities in the world stemming from other modalities, such as vision and dialogue, are combined to allow for symbolic reasoning and situated dialogue.

They presented an integrated approach for creating conceptual representations of human-made environments where the concepts represent spatial and functional

properties of typical office indoor environments. The representation is based on multiple maps at different levels of abstraction. The complete system was integrated and tested in a service robot which includes a linguistic framework with capabilities for situated dialogue and map acquisition. The experiments show that their system is able to provide a high level of human-robot communication and certain degree of social behavior.

At the end of this year Shrihari Vasudevan et.al [9] retake their work that published this year and they make improvements using an object recognition system based on SIFT and also add the stereo model suggested by Jung in his work on SLAM using stereo vision. Next year O. Martinez Mozos et.al [10] retake their work, and similarly they added some improvements to their previous project beginning in their system the SLAM module extracts geometric primitives from laser range scans and applies an Extended Kalman Filter (EKF) framework for the integration of feature measurements, they use SIFT to extract features from all training images and put in one common KDtree, To guide the search, we use an attention mechanism based on receptive field co-occurrence histograms (RFCH), RFCH provides with a vote matrix for each object we search for. This vote matrix tells where in the image the corresponding object is likely to be found.

Other authors likewise resumed their work done in previous years and add improvements and Technical Characteristics for best results were Hongjun Zhou and Shigeyuki Sakane [11] they say that the gross localization is based on large cell decomposition. To obtain the geometrical features of the local environment, which a robot might come across during navigation, the system decomposes the environment into cells, also their robot gathers range sensor data at the central point of every large cell in four compass directions, and classifies the range data into 20 classes using a K-means clustering algorithm at finally they create a Bayesian network is represented by two factors: the graph structure and conditional probability tables (CPTs). The graph structure of a Bayesian network represents the causal relationships between the nodes. The graph structure of our Bayesian network was designed manually. They demonstrated the effectiveness of their proposed approach in simulations and actual robot experiments. Further improvements in actual environments are planned for the future study.

After several authors resumed their work, came Bingfeng Wangara et.al [12] provide new knowledge to their work and contributions of Mobile Robot Map Building Based on Grid Arrangement. Their article presented the method for robot's map building. It built the model of robot's pose information and sensor information, and then completed the map-building for the robot's work space by using Bayesian probability. They explain that the Bayesian probability grid method is used more mature to build a map in recent. It uses

probability to express the possibility of grid is occupied and there is a lot of merits of calculation. The grid map divides the entire environment into a number of equivalent grids, it takes robot's size as the unit, and regarding every grid point out whether it has the obstacle, therefore the grid map is defined as grid cell which has two value information (free grid and obstacle grid). Combining different size of grids and nesting technology can solve that problem. Therefore, it also has lots of work to do in the application of grid model and traversal algorithm, and then makes the map-building more efficiently.

During 2011 there was very little progress in the area but appeared Victor Vlădăreanu et.al [13] of Romania with a project which called Bayesian Approach of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) in a Wireless Sensor Networks Navigation for Mobile Robots in Non- Stationary Environments. Their work investigates the dynamically adapting behavior of a wireless sensor networks (WSN) to robot resources using the perceptual-oriented capabilities to simultaneous localization and mapping (SLAM) in unknown environments of a mobile robot. They mention that use The Markov modeling technique they requires to identify each intermediate state (in practice, more neighboring levels can be grouped together), to know the occupancy status of each component ( $T_i$ ) and the number of transitions between states ( $N_{ij}$ ) therefore The sensing plan for localization and tracking with WSN comprising nodes endowed with low-cost cameras as main sensors, incorporates data uncertainty has been developed from a Bayesian belief network viewpoint which explicitly modeled the relationship between the sensing nodes and localization task of a mobile robot.

In 2012 Victor Vladareanu et.al [14] departed from his earlier work as a basis for developing a new project which called The Navigation Mobile Robot Systems Using Bayesian Approach through the Virtual Projection Method. The main idea of the project is based on navigation mobile walking robot systems for movement in non-stationary and non-structured environments, using a Bayesian approach of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) for avoiding obstacles and dynamical stability control for motion on rough terrain. First talk about processing inertial information of force, torque, tilting and wireless sensor networks (WSN) an intelligent high level algorithm is implementing using the virtual projection method. This algorithm is achieved by a control system with three levels.

- The first level is to produce control signals for motor drive mounted on leg joints, ensuring the robot moving in the direction required with a given speed.
- The second level controls the walking, respectively it coordinates the movements, provides the data necessary to achieve progress.

- The third level of command defines the type of walking, speed and orientation

The system was designed in a distributed and decentralized structure to enable development of new applications easily and to add new modules for new hardware or software control functions. Moreover, the short time execution will ensure a faster feedback, allowing other programs to be performed in real time as well, like the apprehension force control, objects recognition, making it possible that the control system have a human flexible and friendly interface.

#### IV. Discussion

The methodology that is show in Figure 6, is the general operation of SLAM algorithm, next we describe steps that is following

1. The robot collect data through a sensor according to the positioning of the robot in the given Trajectory.
2. The algorithm works in two ways to create the map;
  - 1) The first way is according to movement of robot that selected points of interest or obstacles, based in these points builds a global map which is known as metric map or general environment.
  - 2) While a local map which is obtained through the perception of working data, ie the current position of the robot which new and existing features are extracted.
3. At the end of these two processes both simultaneous maps merged in one, as a result the general map of the environment is obtained according to each position of the robot.
4. The robot moves a predetermined distance in the trajectory and wonder if it's the end of it, if the answer is negative, repeat the process from data collection till get a positive response in order to display the finished map according to the trajectory established.

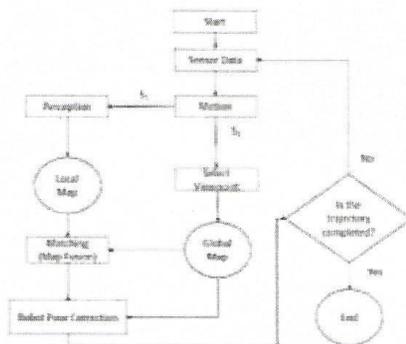


Fig. 6 General operation of the SLAM algorithm

#### ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the National Council for Science and Technology (CONACYT) in Mexico, which is grateful for their support because without it could not have been made in the program of Master of Computer Science at the Autonomous University of Querétaro (UAQ).

#### REFERENCES

- [1] Bayes, Thomas "An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances". *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* 53: pp. 370–418,176).1763
- [2] Darwiche Adnan, "Modeling and Reasoning with Bayesian Networks", cambridge University Press, pp 53-122.
- [3] Montemerlo, Michael. "FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem with Unknown Data Association". *Doctoral Dissertation, tech. report CMU-RI-TR-03-28, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2003*
- [4] S. Thrun, "Bayesian landmark learning for mobile robot localization," *Mach. Learn.*, vol. 33, pp. 41–76, 1998.
- [5] C.Galindo, A. Saffiotti, S. Coradeschi, P. Buschka. *Multi-Hierarchical Semantic Maps for Mobile Robotics. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2278 – 2283, 2005*
- [6] Hongjun Zhou and Shigeyuki Sakane, *Sensor Planning for Mobile Robot Localization—A Hierarchical Approach Using a Bayesian Network and a Particle Filter. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 481-487., 2006.*
- [7] Shrihari Vasudevan and Roland Siegwart- *A Bayesian Conceptualization of Space for Mobile Robots. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 715 – 720, 2007.*
- [8] Oscar Martinez Mozos, Patric Jensfelt, Hendrik Zender Geert-Jan M. Kruijff, Wolfram Burgard. *From Labels to Semantics: An Integrated System for Conceptual Spatial Representations of Indoor. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 8, 2007.*
- [9] Shrihari Vasudevan, Stefan Gächter, Viet Nguyen, Roland Siegwart. *Cognitive maps for mobile robots—an object based approach. Robotics and Autonomous Systems, 359-37, 2007.*
- [10] O. Martínez Mozos, H. Zender, P. Jensfelt , G.-J. M. Kruijff , W. Burgard. "Conceptual Spatial Representations for Indoor Mobile Robots. *Robotics and Autonomous Systems, 493–502, 2008.*
- [11] Hongjun Zhou and Shigeyuki Sakane. *Sensor Planning for Mobile Robot Localization—A Hierarchical Approach Using a Bayesian Network and a Particle Filter. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 481-487, 2008.*
- [12] Bingfeng Wang , Shigang Cui, Li Zhao, Genghuang Yang ,Xuelian Xu, *Mobile Robot Map Building Based on Grid Arrangement. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 288 – 291, 2009.*
- [13] Victor Vlădăreanu, Gabriela Toni, Paul Schiopu. "Bayesian Approach of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) in a Wireless Sensor Networks Navigation for Mobile Robots in Non-Stationary Environments". *Institute of Electrical and Electronics Engineers, 498 – 503, 2011.*
- [14] Victor Vladareanu Luige Vladareanu, Gabriela Toni,, Florentin Smarandache, Lucian Capitanu. "The Navigation Mobile Robot Systems Using Bayesian Approach through the Virtual Projection Method". *Institute of Electrical and Electronics Engineers, 498 – 503, 2012*



Published by the IEEE Computer Society  
10662 Los Vaqueros Circle  
Los Alamitos, CA 90720

IEEE Computer Society Order Number P5267  
ISBN 978-1-4799-4225-1  
Library of Congress Number 2014950266  
BMS Part Number CFP1490W-PRT

**ICMEAE**   
INTERNATIONAL CONFERENCE ON MECHATRONICS, ELECTRONICS AND AUTOMOTIVE ENGINEERING

[www.icmeae.org.mx](http://www.icmeae.org.mx)

Constancia de participación como líder en el proyecto de Fondo De Proyectos Especiales De Rectoría (FOPER) 2015.

