

# Planificación de trayectoria en mapa de ocupación para robot móvil de almacén.

## Occupancy map path planning for a mobile warehouse robot.

José Ángel Zepeda Hernández\* (1).  
Estudiante del DCI del Tecnológico Nacional de México/I. T. de Tuxtla Gutiérrez.  
[jose.zh@tuxtla.tecnm.mx](mailto:jose.zh@tuxtla.tecnm.mx).

Ildeberto de los Santos Ruiz (2). Tecnológico Nacional de México/I. T. de Tuxtla Gutiérrez,  
[ildeberto.dr@tuxtla.tecnm.mx](mailto:ildeberto.dr@tuxtla.tecnm.mx).

Osbaldo Ysaac García Ramos (3). Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez,  
[osbaldo.gr@tuxtla.tecnm.mx](mailto:osbaldo.gr@tuxtla.tecnm.mx).

Fernando Rafael Martínez Algarín (4). Estudiante de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica, Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, [m18270404@tuxtla.tecnm.mx](mailto:m18270404@tuxtla.tecnm.mx).

\*corresponding author.

Artículo recibido en marzo 31, 2025; aceptado en abril 24, 2025.

### Resumen.

*Este trabajo presenta un enfoque para la navegación autónoma de robots móviles basado en la generación de mapas de ocupación y la planificación de trayectorias mediante el algoritmo A\*. Se emplea un método para construir mapas de ocupación a partir de imágenes del entorno, permitiendo representar de manera eficiente las áreas navegables y los obstáculos. A partir de estos mapas, se aplica el algoritmo A\* para determinar trayectorias óptimas desde un punto inicial hasta un destino, garantizando un desplazamiento seguro y eficiente. Los resultados obtenidos en simulaciones demuestran la efectividad de la combinación de estos métodos para la navegación autónoma en entornos estructurados y dinámicos.*

**Palabras claves:** Algoritmo A\*, mapas de ocupación, navegación autónoma, planificación de trayectorias, robots móviles.

### Abstract.

*This paper presents an approach for autonomous mobile robot navigation based on occupancy map generation and trajectory planning using the A\* algorithm. A method is employed to construct occupancy maps from environment images, effectively representing navigable areas and obstacles. Based on these maps, the A\* algorithm is applied to determine optimal trajectories from an initial point to a destination, ensuring safe and efficient movement. Simulation results demonstrate the effectiveness of combining these methods for autonomous navigation in structured and dynamic environments.*

**Keywords:** A\* algorithm, autonomous navigation, mobile robots, occupancy maps, trajectory planning.

## 1. Introducción.

El incremento global del comercio electrónico ha demandado la implementación de nuevos procesos de automatización en logística y en la eficiente gestión de almacenes, los cuales son esenciales en la actual cadena de suministro. Ante el crecimiento exponencial del comercio electrónico y las elevadas expectativas de los consumidores respecto a la rapidez y precisión en las entregas, las empresas se enfrentan a una presión creciente para optimizar sus operaciones logísticas. Esto ha resultado en la adopción de tecnologías avanzadas, entre las que se destacan los robots móviles (MR, por sus siglas en inglés) como soluciones innovadoras y disruptivas. Asimismo, se han desarrollado estrategias que automatizan el flujo de mercancías y la gestión de materiales, contribuyendo así a la mejora de la productividad (Moshayedi, 2019).

Los robots móviles descritos ejecutan operaciones de almacenaje y movilidad sin necesidad de dirección externa, debido a sus avanzados sistemas de control y seguimiento de trayectoria. Esto les confiere la habilidad de desplazarse de manera autónoma en el interior de un almacén, con la capacidad de evadir obstáculos y optimizar rutas. Así, pueden efectuar tareas como el transporte de mercancías, la administración de inventarios y el reabastecimiento (Guillén, 2021).

Para que un robot pueda navegar eficazmente dentro de un mapa de ocupación, que representa de manera virtual el espacio operativo, es fundamental que el robot sea capaz de determinar su posición con respecto a una referencia. En este contexto, se considera como referencia el origen del mapa, así como los puntos o coordenadas que definen el comienzo y el final de su misión. Con el propósito de lograr esto, el robot utiliza una serie de sensores, tales como *encoders*, los cuales miden el movimiento angular o lineal de las ruedas del robot y lo convierten en señales eléctricas para estimar la velocidad de desplazamiento, una unidad de medición inercial conocida como IMU (Inertial Measurement Unit por sus siglas en inglés) que integra acelerómetros y giroscopios, y en algunos casos, magnetómetros para estimar la orientación, aceleración y velocidad angular del robot. Además, de un sensor para la detección y medición por luz LIDAR (Light Detection and Ranging por sus siglas en inglés), el cual utiliza un dispositivo de luz láser para medir distancias a objetos en su entorno. El uso de estos sensores permite medir el desplazamiento de las ruedas, la velocidad lineal del robot, y detectar tanto obstáculos fijos como móviles. Mediante el procesamiento de la información recopilada por los sensores instalados en el robot, es viable que éste siga una trayectoria predefinida y además conozca su posición actual en el entorno de navegación.

La elaboración del mapa de ocupación es parte fundamental del proceso de planificación de trayectorias y su construcción inicia con la elaboración de un croquis, esquema o diagrama que indique la distribución de planta del almacén, el procesamiento de éste y la planificación de trayectorias optimizadas en función de la estructura propuesta empleando algún algoritmo para este fin, que en este caso se utiliza el algoritmo  $A^*$ , con el objetivo de planear el desplazamiento de un robot móvil desde un punto inicial hasta un objetivo previamente establecido, mientras evita los obstáculos fijos representados en el mapa de ocupación.

## 2. Métodos.

### Mapas de ocupación.

Un mapa de ocupación constituye una representación del ambiente circundante y de trabajo de un robot móvil dentro de un almacén, ilustrando áreas libres, ocupadas o desconocidas, paredes, pasillos u obstáculos, lo cual resulta fundamental para la navegación autónoma y la planificación de trayectorias, adecuadas y seguras.

La Figura 1 ilustra un croquis utilizado como ejemplo, con una rejilla de dimensiones de 10x10 metros, con el objetivo de explicar el proceso para construir y ser usado como mapa de ocupación. El croquis o esquema contiene dos diferentes áreas, las áreas representadas en color blanco indican las celdas en las que se permiten el tránsito de un robot móvil, mientras que aquellas en color negro denotan obstáculos o paredes donde el tránsito no está permitido.

El mapa de ocupación se representa como una cuadrícula rectangular o de forma irregular, donde cada celda tiene un valor entre 0 y 1 que indica la probabilidad de estar ocupada: 0 (negro) para obstáculos, 1 (blanco) para áreas transitables y valores intermedios para zonas de incertidumbre, que podrán ser seleccionables para transitar dependiendo del valor de la probabilidad de la celda con relación a un valor de umbral determinado por el usuario.

Estos esquemas de cuadrículas o mallas, en conjunto con la matriz de valores de probabilidad asignados en cada celda, conforman el mapa de ocupación, el cual nos permite realizar la planificación de trayectorias entre dos o más puntos, denominados inicio (*start*) y meta (*goal*), para logra esto es necesario utilizar algún algoritmo de planificación de trayectorias, en este caso será utilizado el algoritmo A\* (A estrella), el cual cuenta con ventajas respecto al tipo de aplicación en esta investigación.

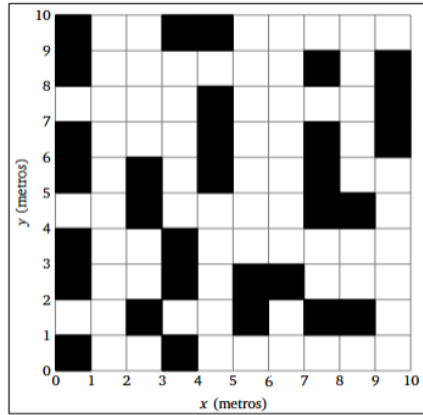


Figura 1. Mapa de ocupación.

### Algoritmo A\*

El algoritmo A\* es un método de búsqueda preferente para encontrar la mejor trayectoria (*Best First Search*). Es muy popular en la planificación de trayectorias para ambientes estructurados y ha sido exitosamente utilizado en Inteligencia Artificial y Robótica.

Constituye un método de búsqueda heurística empleado para determinar la trayectoria óptima entre un punto inicial y un objetivo dentro de un espacio de búsqueda o mapa de ocupación. Se fundamenta en la combinación de la Búsqueda en Anchura (BFS) y el Algoritmo de Dijkstra, lo que le confiere eficiencia en la identificación de trayectos cortos en grafos y mapas de ocupación (Aramayo, 2017).

A\* es un algoritmo de búsqueda informada que basa su comportamiento en la evaluación de la siguiente expresión:

$$f(n) = g(n) + h(n), \quad (1)$$

Donde  $g(n)$  es el costo del mejor camino desde el estado inicial hasta el estado  $n$ ,  $h(n)$  es la estimación heurística del costo desde  $n$  hasta un estado final óptimo,  $f(n)$  es el costo estimado de la mejor solución que pasa por el estado  $n$ , donde  $n$ , el  $n$ -ésimo punto donde se está evaluando la trayectoria del robot móvil.

El algoritmo A\* se basa en el costo total  $f(n)$ , calculada con la ecuación 1, la cual esta definida como la suma del costo acumulado más el costo heurístico, y se emplea para evaluar de manera objetiva la calidad de una trayectoria entre nodos. El costo acumulado se representa mediante la función  $g(n)$ , que indica el costo desde el nodo inicial hasta el nodo actual  $n$ . En este contexto específico, la métrica utilizada es la distancia entre nodos. Es importante destacar que el costo de  $g(n)$  se incrementa a medida que la búsqueda avanza. El costo heurístico  $h(n)$ , proporciona una estimación del costo remanente desde el estado actual  $n$  hasta el objetivo. Dado que la estructura es una cuadrícula ortogonal y las reglas de movimiento permitidas en este ejemplo son exclusivamente en direcciones horizontales y

verticales, se utiliza la distancia de Manhattan que está definida en la ecuación 2. Si se permitiese el movimiento en cualquier otra dirección, podría emplearse la distancia euclidiana, adecuada para ese propósito.

### Funcionamiento del Algoritmo $A^*$

El algoritmo  $A^*$  integra la longitud del camino desde la raíz hasta el estado actual en la función de evaluación  $h$ , evaluando no solo la calidad del estado, sino también el trayecto seguido para alcanzarlo.

Utiliza dos tipos de estructuras, denominadas lista abierta y lista cerrada; la primera incluye los nodos que potencialmente podrían formar parte de la trayectoria, mientras que la segunda lista comprende los nodos que ya han sido evaluados y no requieren una reevaluación.

---

#### Algoritmo 1. Búsqueda de trayectoria basada en el costo total $f(n) = g(n) + h(n)$

---

**Require:** Mapa de ocupación, posición inicial  $n_{start}$ , posición objetivo  $n_{goal}$

**Ensure:** Trayectoria desde  $n_{start}$  hasta  $n_{goal}$  (si existe)

```

1: Initialization:
2: Definir el nodo inicial  $n_{start}$  y el nodo objetivo  $n_{goal}$ 
3: Inicializar la lista abierta  $Open = \{n_{start}\}$ 
4: Inicializar la lista cerrada  $Closed = \emptyset$ 
5: while  $Open \neq \emptyset$  do
6:   Seleccionar el nodo  $n_{current}$  en  $Open$  con el menor costo calculado con
      $f(n) = g(n) + h(n)$ , donde  $g(n)$ = costo acumulado de  $n_{start}$  hasta el nodo
     actual  $n_{current}$  y el costo heurístico  $h(n) = |X_{actual} - X_{meta}| + |Y_{actual} - Y_{meta}|$ 
7:   Mover  $n_{current}$  de  $Open$  a  $Closed$ 
8:   if  $n_{current} = n_{goal}$  then
9:     return reconstrucción de la trayectoria desde  $n_{goal}$  hasta  $n_{start}$ 
10:  end if
11:  for cada vecino  $n_{neighbor}$  de  $n_{current}$  do
12:    if  $n_{neighbor} \notin Closed$  y es transitable then
13:      Calcular  $f(n)$  para  $n_{neighbor}$ 
14:      if  $n_{neighbor} \notin Open$  then
15:        Agregar  $n_{neighbor}$  a  $Open$ 
16:      end if
17:    end if
18:  end for
19: end while
20: return "No se encontró una trayectoria"

```

---

Suponiendo una cuadrícula de 5x5, como se muestra en la Figura 2 donde el robot debe moverse desde una celda de inicio que se denomina  $S(0, 0)$  hasta el objetivo o meta  $G(4, 4)$ . Se permite movimiento en cuatro direcciones: arriba, abajo, izquierda y derecha.

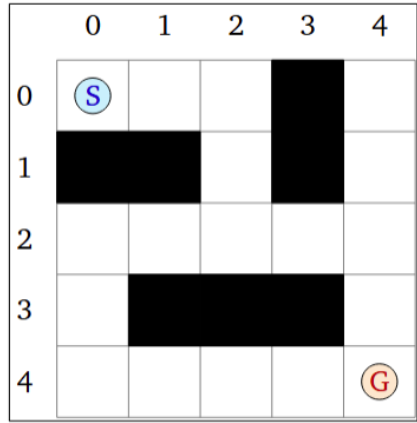


Figura 2. Mapa de la cuadrícula

Usando la distancia de Manhattan definida en la ecuación 2 como heurística para el cálculo de la distancia restante al objetivo y considerando los valores de  $X$  y  $Y$  de la celda mostrada en la figura 2, entonces:

$$h(n) = |X_{actual} - X_{meta}| + |Y_{actual} - Y_{meta}| \tag{2}$$

Se buscan diferentes alternativas de trayectorias del nodo o celda de inicio al objetivo expandiendo el algoritmo para la evaluación de los nodos más prometedores hasta encontrar la ruta óptima, que en este caso es:

$$(0, 0) \rightarrow (0, 1) \rightarrow (0, 2) \rightarrow (1, 2) \rightarrow (2, 2) \rightarrow (2, 3) \rightarrow (2, 4) \rightarrow (3, 4) \rightarrow (4, 4)$$

Si se va recorriendo la secuencia de puntos indicados, se puede constatar el recorrido de la trayectoria a lo largo del mapa de la cuadrícula mostrado en la figura 2, existen otras alternativas, pero la indicada es la trayectoria mas corta. En este caso por la naturaleza y simplicidad del ejemplo se puede apreciar por simple inspección, sin embargo, en mapas de ocupación de mayor tamaño y complejidad de objetos representados, la tarea se vuelve casi imposible de resolver por simple inspección, por tanto, es donde toma valor los diferentes algoritmos para resolverlo.

### 3. Desarrollo.

Partiendo de la vista en planta de un almacén, que puede ser una imagen fotográfica, un croquis realizado en computadora o un mapa generado a partir de sensores como un LiDAR o cámaras RGB-D, el cual es una representación del entorno de trabajo del robot, tal como se presenta en la Figura 3, posteriormente y a través de un proceso computacional, se obtiene el mapa de ocupación.

Inicialmente, el croquis de tipo RGB es transformado a una escala de grises; y en seguida, se procede a su binarización mediante un umbral determinado a partir de la imagen en escala de grises utilizando el método de Otsu.

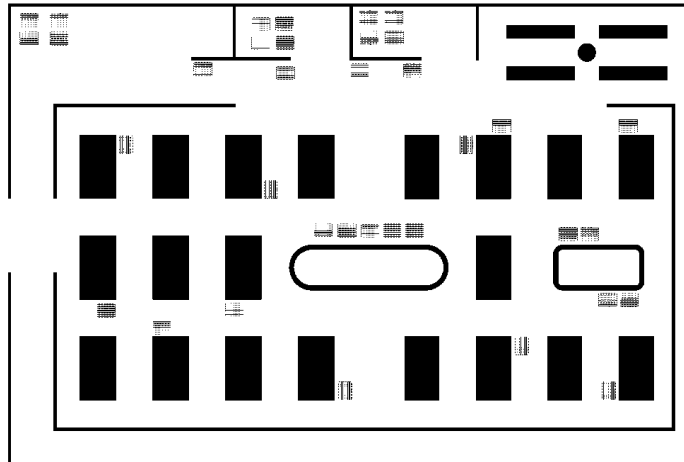
Este método proporciona un umbral que minimiza la varianza interclase entre los píxeles blancos y negros que han pasado por el umbral. El umbral se emplea para convertir una imagen en escala de grises a una imagen binaria (Otsu, N., 1975) y (Xu, 2011).



**Figura 3.** Vista de planta de un almacén.

Posteriormente, se calcula la varianza entre clases y se identifica el valor  $T$  que maximiza dicha varianza.

Finalmente, la imagen se convierte en binaria al asignar el valor cero (negro) a los píxeles menores o iguales a  $T$ , y el valor uno (blanco) a los píxeles mayores a  $T$ . La imagen binaria se transforma en un mapa de ocupación, en el cual cada píxel contiene un valor probabilístico ( $p$ ) en el rango de cero a uno. El valor de esta probabilidad se indica mediante el color de las celdas del mapa, tomando el valor de ( $p = 1$ ) para las regiones blancas y ( $p = 0$ ) para las regiones negras, tal como se muestra en la Figura 4, existen otros casos que no se aborda en este trabajo, en la que el valor de probabilidad considera valores intermedios entre 0 y 1.



**Figura 4.** Mapa de ocupación del almacén.

Un paso importante, antes de proceder con la planificación de trayectorias en los mapas de ocupación, es efectuar la expansión de las áreas ocupadas por obstáculos en un determinado porcentaje, con el fin de mejorar la seguridad en la navegación. La finalidad principal de esta expansión es evitar colisiones al aumentar el tamaño de los obstáculos en el mapa, teniendo en cuenta las dimensiones del robot y proporcionando un margen de seguridad.

Esta práctica es especialmente beneficiosa en contextos donde la precisión en la localización y percepción puede estar comprometida por errores en los sensores. La expansión generalmente se implementa mediante una operación de

dilatación morfológica en la imagen binaria del mapa de ocupación, y consiste en convertir un radio de inflación definido en metros a unidades de celdas del mapa, para luego expandir las áreas ocupadas de manera proporcional.

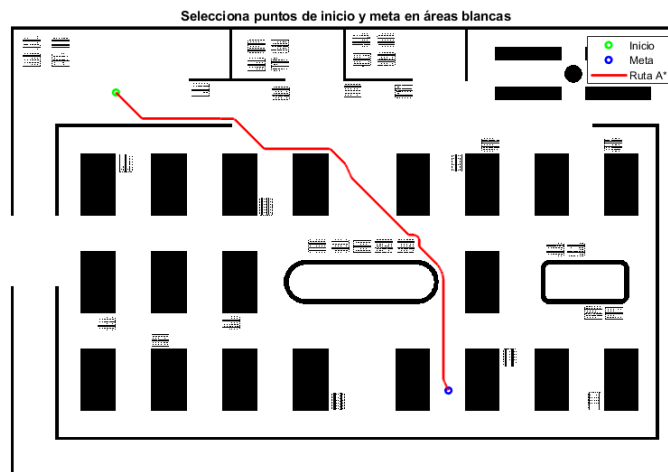
La expansión de los obstáculos es esencial en la planificación de trayectorias, ya que permite a algoritmos como  $A^*$  (*A estrella*), Dijkstra (El algoritmo de **Dijkstra** recibe su nombre en honor a su creador, **Edsger W. Dijkstra**, un científico de la computación neerlandés.), RRT (Rapidly-exploring Random Tree por sus sigla en inglés) o PRM (Probabilistic Roadmap Method por sus siglas en inglés) evitar la generación de trayectorias que se aproximen demasiado a los obstáculos, disminuyendo así, el riesgo de colisiones y mejorando la viabilidad de la navegación autónoma. La tabla 1 presenta con fines de comparación los diferentes algoritmos de planificación de trayectorias utilizados en la navegación autónoma de robots móviles:

**Tabla 1.** Comparación de algoritmos para planeación de trayectorias.

Algoritmo	Tipo de búsqueda	Ventajas	Desventajas
$A^*$	Informada, basada en heurística	Encuentra rutas óptimas rápido si la heurística es buena	Puede ser costoso en grafos grandes
Dijkstra	No informada, costo uniforme	Encuentra rutas óptimas y funciona con cualquier grafo	Ineficiente sin heurística
RRT	Aleatoria, exploración rápida	Funciona bien en espacios grandes y con obstáculos	No garantiza la mejor solución
PRM	Aleatoria, basada en grafos	Eficiente para múltiples consultas en el mismo entorno	Puede ser ineficiente en entornos dinámicos

La expansión del mapa asegura que la ruta planificada disponga de espacio suficiente para que el robot se desplace sin riesgo de impacto, lo cual contribuye a una navegación más segura y eficiente en entornos dinámicos o con incertidumbre en la percepción.

Tras la obtención del mapa de ocupación expandido del almacén del entorno de estudio, se procede a aplicar el algoritmo  $A^*$ , especificando los puntos de inicio y destino en el mapa. La trayectoria generada se exhibe en la Figura-5 ya en el contexto del mapa original, previo a la expansión, desde el punto de inicio y hasta el punto de llegada, evitando con éxito los obstáculos existentes en el mapa de ocupación original.



**Figura 5.** Trayectoria del robot en el mapa de ocupación.

Es pertinente señalar que la trayectoria de desplazamiento del robot mostrada en la Figura 5, aún no incorpora consideraciones cinemáticas del robot; únicamente describe el camino que debe seguir el robot para realizar la misión de trasladarse de un punto de inicio a un punto objetivo.

## Resultados.

Los resultados obtenidos en la investigación han evidenciado la eficacia del método en contextos estructurados, logrando generar rutas óptimas en términos de distancia mientras evita obstáculos con eficiencia. Al comparar con otros métodos de planificación de rutas, el algoritmo  $A^*$  presenta ventajas considerables sobre Dijkstra, pues incorpora heurísticas que disminuyen la cantidad de nodos explorados, al tiempo que asegura soluciones óptimas en la mayoría de los escenarios. En contraste con RRT, que es más idóneo para ambientes dinámicos con alto índice de incertidumbre,  $A^*$  proporciona trayectorias óptimas en mapas estáticos y claramente definidos. No obstante, al compararse con métodos fundamentados en potenciales artificiales,  $A^*$  previene los inconvenientes de mínimos locales, aunque esto exige un mayor esfuerzo computacional para el cálculo de rutas a nivel global.

El algoritmo  $A^*$  en combinación con un mapa de ocupación faculta una navegación eficiente en ambientes controlados, ofreciendo garantías de optimalidad y una facilidad de implementación con representaciones fundamentadas en cuadrículas o grafos. Sin embargo, exhibe limitaciones en espacios de gran escala debido a su elevado costo computacional, así como en entornos dinámicos, donde la necesidad de recalcular la trayectoria desde el inicio disminuye la eficiencia en tiempo real. Adicionalmente, no toma en consideración restricciones cinemáticas tales como el radio de giro o la aceleración máxima, lo que podría afectar su aplicabilidad en ciertos tipos de robots.

## Conclusiones.

La planificación de trayectorias es aplicable y adecuada para diversos mapas de ocupación mediante la implementación del algoritmo  $A^*$  y sus diversas variantes. Por consiguiente, los resultados de este estudio son pertinentes para la navegación de robots autónomos, proporcionando la base necesaria para que estos sistemas operen sin colisiones con obstáculos estáticos, asegurando así un desplazamiento eficiente de los robots móviles en un entorno de almacén.

Para trabajos futuros se requiere la integración de algoritmos más eficientes, dado que la evasión de obstáculos en tiempo real exige la planificación de trayectorias dinámicas, lo que implica un mayor esfuerzo computacional. Esto podría inducir una latencia incompatible con los estándares de seguridad necesarios para la navegación de robots en entornos dinámicos, particularmente en escenarios donde hay interacción de robots móviles con personal humano. Asimismo, se tiene previsto incorporar en el cumplimiento de la trayectoria planificada la cinemática del robot, la cual, sin duda, añadirá un significativo nivel de complejidad al trazo y seguimiento de la trayectoria, ya que esta cinemática presenta restricciones de desplazamiento sobre el entorno de trabajo.

## Aportaciones.

El presente trabajo se inscribe dentro de un proyecto orientado hacia la navegación autónoma de un robot móvil para uso en almacenes. El objetivo general consiste en desarrollar un algoritmo de navegación autónoma a través de un enfoque que combine técnicas de aprendizaje profundo por refuerzo basado en modelos. Este algoritmo debe ser capaz de aprender a seguir trayectorias, ejecutar tareas de navegación y evadir obstáculos tanto fijos como móviles en entornos dinámicos y específicamente en un contexto de almacén. Entre los objetivos específicos se encuentra la adaptación de un algoritmo para la generación de trayectorias en el sistema de navegación del robot móvil, con el fin de optimizar la eficiencia en la planificación y seguimiento de dichas trayectorias. Este trabajo pretende explorar el algoritmo  $A^*$  y sus diversas modificaciones, utilizándolos como base para su implementación en el proyecto.

## Créditos.

Los autores agradecen al Tecnológico Nacional de México por brindar los espacios y la infraestructura para la obtención de los resultados, que redundan en beneficio de los programas de posgrado del Instituto.

### Referencias bibliográficas.

- Aramayo Monrroy, E. R. (2017).** Búsqueda de caminos en aplicaciones robóticas, Bachelor's thesis, Universitat Politècnica de Catalunya).
- Guillén Matos, S. S. (2021),** "Diseño conceptual de un robot móvil para optimizar el proceso de picking en el almacén de una empresa", Bachelor's thesis, Pontificia Universidad Católica de Perú 'Facultad de ciencias e ingeniería.
- Moshayedi, A. J., Jinsong, L., & Liao, L. (2019).** AGV (automated guided vehicle) robot: Mission and obstacles in design and performance. *Journal of Simulation and Analysis of Novel Technologies in Mechanical Engineering*, 12(4), 5-18.
- Otsu, N. (1975).** A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296), 23-27.
- Xu, X., Xu, S., Jin, L., & Song, E. (2011).** Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications. *Pattern recognition letters*, 32(7), 956-961.

### Información de los autores.



**José Ángel Zepeda Hernández.** Maestro en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica, profesor del área de Ingeniería Mecatrónica del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez y actualmente estudiante del Doctorado en Ciencias de la Ingeniería en el mismo Instituto. Obtuvo el grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica en el Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez en 2014. Sus intereses de investigación incluyen la robótica móvil, control inteligente y el aprendizaje profundo por refuerzo.



**Ildeberto de los Santos Ruiz.** Doctor en Automática, Robótica y Visión (2021) por la Universidad Politècnica de Catalunya, en España. Es profesor investigador a tiempo completo en el Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez desde 1995. El doctor Santos-Ruiz es miembro del Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores, Nivel I. Sus intereses científicos incluyen control inteligente y diagnóstico de fallas en robótica móvil y en redes de distribución de agua.



**Osbaldo Ysaac García Ramos**, Ingeniero en Electrónica, es Maestro en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez. académico del Departamento de Eléctrica-Electrónica del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez. profesor con perfil deseable PRODEP. Ha desarrollado proyectos de investigación financiados por CONACyT y empresas privadas. Cuenta con la certificación de Diseñador mecánico CSWA, CSWP, CSWP Avanzado por la empresa SolidWorks. Con campos de interés en: Automatización de procesos, Industry 4.0, Tecnologías CAD-CAM-CAE, Instrumentación y control.



**Fernando Rafael Martínez Algarín**. Ingeniero Mecánico egresado del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, donde actualmente cursa la Maestría en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica. Su especialización se centra en robótica móvil y algoritmos de localización.