

# UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO



## FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E INDUSTRIAL

### MAESTRÍA EN PRODUCCIÓN Y OPERACIONES INDUSTRIALES

---

**Tema:** OPTIMIZACIÓN DE TRAYECTORIAS Y TIEMPOS PARA NAVEGACIÓN AUTÓNOMA DE ROBOTS DENTRO DE UN PROCESO INDUSTRIAL APLICANDO INDUSTRIA 4.0

---

Trabajo de Titulación previo a la obtención del Grado Académico de  
Magister en Producción y Operaciones Industriales.

Modalidad de Titulación Artículo Profesional de Alto Nivel

**Autor:** Ingeniero. Juan Camilo Escobar Naranjo

**Director:** Ingeniero. Marcelo Vladimir García Sánchez. PhD.

Ambato – Ecuador

2022

## **APROBACIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

A la Unidad Académica de Titulación de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial.

El Tribunal receptor de la Defensa del Trabajo de Titulación presidido por Ingeniera Elsa Pilar Urrutia Urrutia, Magister, Presidenta del Tribunal, e integrado por los señores: Ingeniero Carlos Humberto Sánchez Rosero, Magister e Ingeniero Santiago Mauricio Altamirano Meléndez, Magister, designados por la Unidad Académica De Titulación De Posgrado de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial de la Universidad Técnica de Ambato, para receptor el Trabajo de Titulación con el tema: “Optimización De Trayectorias Y Tiempos Para Navegación Autónoma de Robots dentro de un Proceso Industrial Aplicando Industria 4.0”, elaborado y presentado por el señor Ingeniero Juan Camilo Escobar Naranjo, para optar por el Grado Académico de Magister en Producción y Operaciones Industriales; una vez escuchada la defensa oral del Trabajo de Titulación el Tribunal aprueba y remite el trabajo para uso y custodia en las bibliotecas de la Universidad Técnica de Ambato.

-----  
Ing. Elsa Pilar Urrutia Urrutia, Mg  
Presidente y Miembro del Tribunal de Defensa

-----  
Ing. Carlos Humberto Sánchez Rosero, Mg  
Miembro del Tribunal de Defensa

-----  
Ing. Santiago Mauricio Altamirano Meléndez, Mg  
Miembro del Tribunal de Defensa

## AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

La responsabilidad de las opiniones, comentarios y críticas emitidas en el Trabajo de Titulación presentado con el tema: “**Optimización de Trayectorias y Tiempos para Navegación Autónoma de Robots dentro de un Proceso Industrial Aplicando Industria 4.0**”, le corresponde exclusivamente a: Ingeniero Juan Camilo Escobar Naranjo bajo la Dirección de Ingeniero Marcelo Vladimir García Sánchez. Doctor, Director del Trabajo de Titulación; y el patrimonio intelectual a la Universidad Técnica de Ambato.

-----  
Ingeniero. Juan Camilo Escobar Naranjo

AUTOR

-----  
Ingeniero. Marcelo Vladimir García Sánchez. PhD.

DIRECTOR

## **DERECHOS DE AUTOR**

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que el Trabajo de Titulación, sirva como un documento disponible para su lectura, consulta y procesos de investigación, según las normas de la Institución.

Cedo los Derechos de mi Trabajo de Titulación, con fines de difusión pública, además apruebo la reproducción de este, dentro de las regulaciones de la Universidad Técnica de Ambato.

-----  
Ingeniero Juan Camilo Escobar Naranjo

c.c. 1805451760

## INDICE GENERAL

<b>Contenido</b>	
<b>PORTADA</b> .....	i
<b>APROBACIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN</b> .....	ii
<b>AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN</b> .....	iii
<b>DERECHOS DE AUTOR</b> .....	iv
<b>INDICE GENERAL</b> .....	v
<b>INDICE DE TABLAS</b> .....	vii
<b>INDICE DE FIGURAS</b> .....	viii
<b>AGRADECIMIENTO</b> .....	ix
<b>DEDICATORIA</b> .....	x
<b>RESUMEN EJECUTIVO</b> .....	xi
<b>EXECUTIVE SUMMARY</b> .....	xiii
<b>CAPITULO I</b> .....	1
<b>EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN</b> .....	1
1.1 Introducción.....	1
1.2 Justificación .....	2
1.3 Objetivos.....	3
1.3.1 General.....	3
1.3.2 Específicos.....	3
<b>CAPÍTULO II</b> .....	4
<b>ANTECEDENTES INVESTIGATIVOS</b> .....	4
2.1 Marco Teórico .....	4
2.2.1 Industria 4.0.....	4
2.2.2 Navegación Autónoma de Robots Móviles .....	6
2.2.3 Aprendizaje Autónomo .....	8
2.2.4 Detección de Objetos.....	9
<b>CAPITULO III</b> .....	11
<b>MARCO METODOLÓGICO</b> .....	11
3.1 Ubicación.....	11
3.2 Equipos y materiales.....	11
3.3 Tipo de investigación .....	11
3.4 Hipótesis - pregunta científica – idea a defender .....	12
3.5 Población o muestra: .....	12
3.6 Recolección de información: .....	12

3.7 Procesamiento de la información y análisis estadístico: .....	12
3.8 Variables respuesta o resultados alcanzados .....	13
<b>CAPITULO IV</b> .....	14
<b>RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b> .....	14
4.1 Test .....	14
4.2 Resultados.....	16
4.3 Discusión .....	18
<b>CAPITULO V</b> .....	20
<b>CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES, BIBLIOGRAFÍA Y ANEXOS</b> .....	20
5.1 Conclusiones.....	20
5.2 Recomendaciones .....	21
5.3 Bibliografía.....	21
5.4 .....	24
5.4.1 Anexo 1 – Carta de aceptación de artículo profesional .....	24
5.4.2 Anexo 2 – Artículo profesional de alto nivel .....	25
5.4.3 Anexo 3 - Sugerencias de los revisores .....	26

## INDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b> Optimizadores utilizados en la experimentación.....	14
<b>Tabla 2.</b> Velocidad angular por acción .....	17

## INDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Nivel de recompensa con Adam .....	15
<b>Figura 2.</b> Nivel de recompensa con RMSprop .....	15
<b>Figura 3.</b> Nivel de recompensa con SGD .....	16
<b>Figura 4.</b> Diagrama comparativo de los optimizadores utilizados .....	16
<b>Figura 5.</b> Factor de tiempo real de Gazebo .....	17



## **AGRADECIMIENTO**

*Principalmente a **Dios**, por permitirme despertar apreciando un nuevo día, brindándome la oportunidad de vivir experiencias inigualables como hijo, hermano, amigo y ahora como profesional.*

*A mi **Madre**, por su apoyo incondicional, por creer y confiar en mí y en que podré cumplir mis sueños, por haber estado dispuesta a darme palabras de aliento en los momentos más difíciles, gracias por cada consejo y por ser la guía en mi camino a alcanzar mis metas.*

*Al **Dr. Marcelo García**, por presentarme un reto que supo llevarme a investigar campos que nunca me habría imaginado cursando, pero que ahora cumplido, me ha quedado claro que para la dedicación no existen límites.*

*Juan Camilo Escobar Naranjo*

## **DEDICATORIA**

*A mi MADRE, quien con todo su amor y dedicación ha logrado fomentar en sus tres hijos un espíritu de lucha basado en la humildad, principios y valores, una persona que ha sido capaz de lograr grandes cosas a lo largo de su vida, motivándome a seguir sus pasos y a culminar una etapa más en mi formación de la manera más satisfactoria posible. Gracias por su esfuerzo y sacrificio invaluable.*

*Juan Camilo Escobar Naranjo*

**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E  
INDUSTRIAL**

**MAESTRÍA EN PRODUCCIÓN Y OPERACIONES INDUSTRIALES**

**TEMA:**

Optimización de Trayectorias y Tiempos para Navegación Autónoma de Robots dentro  
de un Proceso Industrial Aplicando Industria 4.0

**AUTOR:** Ingeniero. Juan Camilo Escobar Naranjo

**DIRECTOR:** Ingeniero. Marcelo Vladimir García Sánchez. PhD.

**LINEA DE INVESTIGACIÓN:**

Materiales y procesos de fabricación para la industria

**FECHA:** Enero 12, 2022

**RESUMEN EJECUTIVO**

El presente trabajo se basa en el diseño de un algoritmo control para la optimización de trayectorias y el tiempo de recorrido de las mismas, implementando el modelo en un entorno simulado para la navegación autónoma de robots, enfocándose para su desarrollo en herramientas basadas en industria 4.0 y la aplicación de redes neuronales para evaluar las acciones ejecutadas por el controlador de forma que se reduzca el error en el recorrido de la trayectoria, también se añade al sistema un método de aprendizaje por refuerzo que le permite al modelo conocer cuando una acción ejecutada fue correcta o incorrecta, esto debido a que el objetivo del mismo es maximizar su nivel de recompensa, debido a esto el sistema aprenderá mediante la exploración del entorno a evadir obstáculos y llegar al objetivo, permitiendo así que el camino a seguir sea el óptimo, el controlador se basa en el algoritmo optimizador RMSprop, el cual le permite dar una mayor importancia a los recorridos actuales que a los anteriores, posibilitando que el aprendizaje crezca de forma gradual, ya que a través del tiempo el robot en sus primeros escenarios de entrenamiento colisiona debido a que la cantidad de información es nula o casi nula, lo que se considera como una fuente insuficiente de datos, sin embargo, mientras el entrenamiento transcurre

el robot al tratar de aumentar su nivel de recompensa, alcanza la meta mas frecuentemente, dando mayor importancia a los recorridos donde empezó a aprender que aquellos donde colisionaba. La comunicación del sistema se da mediante nodos controlados por un maestro ROS, este permite el intercambio de información a través de mensajes publicados sobre topics, lo que da lugar a una lectura adecuada del sensor LIDAR encargado de determinar objetos alrededor del robot y un correcto envío de datos por parte de la red DQN para el control de las acciones.

**Descriptores:** Robot móvil, Evasión de obstáculos, Industria 4.0, Aprendizaje por refuerzo, Optimización de trayectorias.

**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E  
INDUSTRIAL**

**MAESTRÍA EN PRODUCCIÓN Y OPERACIONES INDUSTRIALES**

**THEME:**

Optimization of Trajectories and Times for Autonomous Navigation of Robots within  
an Industrial Process Applying Industry 4.0

**AUTHOR:** Ingeniero. Juan Camilo Escobar Naranjo

**DIRECTED BY:** Ingeniero. Marcelo Vladimir García Sánchez. PhD.

**LINE OF RESEARCH:**

Materials and manufacturing processes for industry

**DATE:** January 22nd, 2022

**EXECUTIVE SUMMARY**

The present work is based on the design of a control algorithm for the optimization of trajectories and their travel time, implementing the model in a simulated environment for the autonomous navigation of robots, focusing for its development on industry-based tools. 4.0 and the application of neural networks to evaluate the actions executed by the controller in such a way that the error in the path of the trajectory is reduced, a reinforcement learning method is also added to the system that allows the model to know when an executed action was correct or incorrect, this is because its objective is to maximize its reward level, due to this the system will learn by exploring the environment to avoid obstacles and reach the objective, thus allowing the path to be followed to be optimal, The controller is based on the RMSprop optimizer algorithm, which allows it to give greater importance to the current paths than to the earlier, allowing learning to grow gradually, since over time the robot in its first training scenarios collides due to the fact that the amount of information is null or almost null, which is considered as an insufficient data source , however, as the training progresses, the robot, trying to increase its reward level, reaches the goal more frequently, giving greater importance to the routes where it

began to learn than those where it collided. The communication of the system occurs through nodes controlled by a ROS master, this allows the exchange of information through messages published on topics, which gives rise to an adequate reading of the LIDAR sensor in charge of determining objects around the robot and a correct sending of data by the DQN network to control the actions.

**Keywords:** Mobile robot, Obstacle avoidance, Industry 4.0, Reinforcement learning, Trajectory optimization.

# CAPITULO I

## EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

### 1.1 Introducción

Actualmente las industrias enfrentan el reto de adaptarse a los avances tecnológicos los cuales las impulsan a innovar e invertir en el desarrollo de equipos y métodos de trabajo eficientes, en la última década se ha venido dando un gran cambio industrial que se ha denominado Industria 4.0, el cual se enfoca en la automatización de los procesos de manufactura, el intercambio de datos en tiempo real a través de la nube, la interconectividad de sistemas cyber-físicos y el desarrollo de algoritmos de control basados en el aprendizaje autónomo o machine learning fomentando mediante su aplicación la creación de fábricas inteligentes[1].

En esta nueva fase de la revolución industrial se pueden encontrar actualmente líneas de producción autónomas, prácticas de manufactura inteligentes, seguridad y un eficiente manejo de datos, generando un alto impacto en la calidad de los procesos, dando lugar así a empresas más competitivas y que debido a su innovación se abren muchos más sectores productivos en el mercado[2], en años recientes se ha venido dando un alza en la tendencia de generar fábricas digitales, las cuales se han transformando mediante la integración de nuevas tecnologías en sus líneas productivas, debido a esto, los procesos han llegado a ser una fuente de alto volumen de datos, dando lugar a la implementación de manufactura basada en sistemas de aprendizaje autónomo y a metodologías de trabajo basadas en el intercambio de los mismos, es importante mencionar que un correcto manejo de la información permite que los sistemas inteligentes puedan dar diagnósticos predictivos sobre condiciones críticas del proceso productivo[3].

En los últimos años en países mayormente globalizados, se han venido desarrollando métodos para el análisis de datos históricos, esto porque la predicción es importante al momento de tomar decisiones, las cuales pueden ser riesgosas y pueden representar un cambio tanto como positivo o negativo dentro de un proceso de manufactura, como parte de industria 4.0[4], se presenta un novedoso modelo basado en el aprendizaje autónomo mediante la aplicación de modelos estadísticos que permiten el análisis y la optimización de algoritmos diseñados en base a las consideraciones de resultados anteriores, este método de aprendizaje basado en regresiones, se denomina machine

learning, cuya aplicación se centra en que los sistemas se puedan reconfigurar en tiempo real y lo hagan de manera que automáticamente encuentren la forma más óptima y eficiente de realizar su trabajo[5].

El presente trabajo muestra la “**Optimización de Trayectorias Y Tiempos para Navegación Autónoma de Robots Dentro de un Proceso Industrial Aplicando Industria 4.0**”, su estructura se detalla a continuación: el trabajo consta de cinco capítulos, en el Capítulo I, se estudia y justifica el tema investigado, definiendo que se va a realizar en el proyecto, en el Capítulo II, se realiza un estudio bibliográfico de trabajos relacionados con el tema, en el Capítulo III, se describe el marco metodológico analizando métodos y materiales, que permitan identificar la factibilidad en el desarrollo del trabajo, en el Capítulo IV, se presentan y discuten los resultados obtenidos, en el Capítulo V, finalmente se detallan las conclusiones y recomendaciones del análisis bibliográfico.

## **1.2 Justificación**

La investigación científica y tecnológica junto con la educación superior buscan aportar y complementar al sector productivo, esto en base a las nuevas necesidades de una producción limpia e inteligente, donde el objetivo de una mejora continua busca una mayor productividad y competitividad en el mercado, a partir del conocimiento generado en gran parte gracias a la investigación. Es debido a los avances en materia de sistemas autónomos que tanto investigadores como industrias innovadoras se ven en la necesidad de desarrollar e implementar sistemas de control basados en el aprendizaje autónomo con el fin de que se obtengan mejores modelos predictivos capaces de ajustarse por sí solos a las necesidades de un cierto entorno.

El diseño e implementación de un algoritmo de control basado en machine learning, el cual es parte de la creciente Industria 4.0, permitirá generar nuevos campos de aplicación de estas técnicas basadas en inteligencia artificial, dando apertura a que robots móviles sean capaces de optimizar sus rutas, evadiendo obstáculos y aprendiendo de la locación de los mismos, así también como del entorno que los rodea, dando lugar así a un recorrido sobre una trayectoria segura, haciendo por ende que la necesidad de un operario se distancie, la aplicación correcta de un algoritmo basado en aprendizaje autónomo puede variar desde el desplazamiento de cargas y la



evaluación de rutas, los cuales puedan ejecutarse de forma automática y lleguen a ser la base para nuevos trabajos investigativos.

En este contexto y bajo la premisa de que en Ecuador existe poca implementación de Industria 4.0, la investigación se basó en la generación de un modelo autónomo, capaz de controlar y reconfigurar los parámetros de velocidades angulares del robot móvil, pero en tiempo real, aprendiendo de sus recorridos anteriores, lo cual le permitió mantener una trayectoria segura, generada a partir de un sistema estadístico basado en la predicción, aprendiendo así la localización de obstáculos y el cómo evitarlos de forma óptima, todo enfocado en que el desplazamiento a través del entorno sea en la ruta más eficiente con el menor consumo de recursos posible y en un tiempo reducido.

### **1.3 Objetivos**

#### **1.3.1 General**

Diseñar un algoritmo de optimización de trayectorias y tiempos para la navegación autónoma de robots dentro de un proceso industrial aplicando Industria 4.0.

#### **1.3.2 Específicos**

- a) Investigar los distintos algoritmos de optimización de trayectorias y tiempos para la navegación autónoma mediante el análisis bibliográfico para determinar el método más aplicable al sistema robótico.
- b) Analizar el comportamiento cinemático de un robot móvil omnidireccional mediante la aplicación de cinemática directa para determinar los algoritmos aplicables en el sistema.
- c) Implementar un algoritmo de navegación autónoma mediante programación para la determinación de trayectorias óptimas.

## CAPÍTULO II

### ANTECEDENTES INVESTIGATIVOS

#### 2.1 Marco Teórico

##### 2.2.1 Industria 4.0

En [6], Bassi menciona que el término industria 4.0 se refiere directamente a la cuarta revolución industrial, misma que ha tenido un significativo impacto en los sistemas de manufactura y en sus procesos mediante la innovación tecnológica cuyo objetivo ha sido el desarrollo de fábricas inteligentes, además se describe que el uso del internet es vital para el avance industrial, debido a su capacidad como fuente de información, permitiendo aparte de la interconectividad, el diagnóstico y mantenimiento predictivo basado en la recolección de un gran volumen de información como el estado de sensores, una correcta aplicación reduciría significativamente los costos de mantenimiento y crearía un nuevo modelo de negocio basado en la predicción estadística.

De acuerdo con Hamid [1], la definición de industria 4.0 es igual a fabrica inteligente 4.0, y se refiere al reciente progreso tecnológico del internet y las tecnologías de apoyo como sistemas embebidos, su implementación integra interfaces humano-máquina, materiales, productos y líneas de producción de forma que se encuentren interconectados y agiliten la cadena de valor, esta revolución contempla la introducción de tecnologías digitales en la industria en general, enfocándose especialmente en la automatización, digitalización de procesos e innovación de la electrónica y la manufactura.

Según Ochoa [3], la industria 4.0 es innovadora ya que además de ser una fuente de información se complementa con perspectivas interdisciplinarias relacionadas con logística y optimización inteligente, aplicaciones tanto industriales como sociales y tecnológicas, cada uno con una perspectiva diferente acerca de una solución o un tipo de metodología, además Yu [4], menciona que la industria 4.0, ha sido definida como un modelo para automatizar los sistemas de producción, en donde las nuevas tecnologías, tanto digitales como de internet juegan un papel importante ya que el control humano está un tanto limitado y esto provoca que las personas se vean obligadas a adquirir nuevas competencias a fin de acompañar estos cambios.

En [6], Bassi menciona que, durante años posteriores a la presente revolución industrial era mínima o incluso no existía flexibilidad inclusive teniendo una masiva y no diferenciada producción, sin embargo, ahora la industria 4.0 ofrece el “tiempo de setup cero”, el cual se refiere a satisfacer la demanda mediante la personalización de la perspectiva, es decir que probablemente se introduzca en las industrias la habilidad de producir al mismo tiempo partes idénticas de un lote y otras con ligeros cambios en la misma línea de producción sin ningún costo adicional, se menciona también que los avances tecnológicos han sido considerados como componentes clave de esta nueva revolución industrial, en los que se incluye a los sistemas ciber físicos, internet de las cosas (IoT), internet de los servicios (IoS) y la fábrica inteligente. Adicionalmente, en [2], Crawford presenta un enfoque de la industria 4.0 como la innovación de productos, a través de procesos inteligentes en los cuales se dan principalmente nuevas formas de colaboración e infraestructura sociales, a través de redes y tecnologías predictivas.

En [7], Poor menciona que la clave para asegurar la eficiencia y flexibilidad en industrias manufactureras a futuro es la Industria 4.0, además añade que esta, está siendo construida como un eje de progreso a nivel industrial en base a la digitalización de la producción y de los sistemas de producción a fin de mejorar la gestión y planificación.

Hajdu en [8], menciona que el movimiento autónomo de robots está reemergiendo con la aparición de aplicaciones inteligentes en ciertas áreas como la industria 4.0, además la investigación en la robótica ha llegado a ser más significativa, dejando que los robots móviles sean principales soluciones para diferentes problemas, además indica que la automatización debe crecer en el mejoramiento del manejo de las líneas de producción y el uso de máquinas, así también como en el intercambio de datos y nuevas metodologías autónomas de control.

Finalmente, Sherwani [9] indica que la colaboración de los robots ha sido en los últimos años más relevante en el dominio de la producción con la llegada de la industria 4.0, menciona que, incluso comparando con décadas anteriores, los robots han incrementado la productividad, flexibilidad, versatilidad y seguridad ya que están diseñados para realizar tareas que pueden resultar riesgosas para los seres humanos, se concluye que la nueva industria está marcando un hito en el desarrollo tecnológico a nivel mundial demostrando que posee amplios alcances, beneficios, implicaciones,

pero sobre todo desafíos con el único propósito de lograr la digitalización de la manufactura, permitiendo que las industrias mejoren su eficiencia operativa, rentabilidad, productividad y competitividad.

### **2.2.2 Navegación Autónoma de Robots Móviles**

Gonzalez en [10], indica en su trabajo que la presente industria 4.0 es caracterizada por incrementar una dependencia en la automatización e interconectividad de sus sistemas, los cuales deben ser más eficientes, autónomos y con procesos personalizables, por ende la navegación de robots móviles llega a ser una herramienta importante para los entornos industriales, menciona adicionalmente que los sistemas de control pueden ser supervisados, donde existirán dos partes, una encargada de verificar si la ruta definida por el usuario es correctamente seguida por el robot y una segunda encargada de planificar de forma segura y preventiva la ruta a seguir, evitando obstáculos y garantizando la seguridad del proceso. Se conoce también que los robots móviles deben enfrentarse a dos peligros clave para lograr una navegación exitosa, siendo el primer peligro la detección y evasión de obstáculos geométricos y el segundo la movilidad de los robots en obstáculos no geométricos, esto depende por lo general de la interacción de las ruedas con el terreno en el que el robot se moviliza.

Yasuda en [11], indica que los robots móviles autónomos son requeridos para desplazarse a través de un entorno y deben tener la capacidad de ubicarse por sí mismos y de planear rutas entre posiciones, la navegación autónoma es importante cuando se requiere de realizar tareas de transporte, inspección, exploración o alguna otra actividad que requiera interactuar con el entorno que lo rodea y los objetos existentes en el mismo, para que un dispositivo robótico consiga ubicarse, este requiere de percepción espacial, la cual se representa como la detección de objetos o la extracción de características del ambiente, se menciona que para la creación de un modelo de ruta, se debe combinar la información extraída del entorno con las experiencias de recorridos pasados, de forma que el sistema sea capaz de evitar obstáculos, girar en cruces y decidir qué camino es el más óptimo y seguro a seguir, en este contexto uno de los problemas es la configuración para un determinado ambiente, pues un mínimo cambio en la naturaleza del mismo representaría un cambio para el sistema, lo cual requeriría de una reconfiguración, sin embargo los modelos desarrollados en los últimos años son más tolerantes ante estas condiciones pero si requieren de una configuración especializada acorde a la aplicación, adicionalmente Pinheiro [12],

menciona que un robot móvil es un sistema el cual está formado por la percepción del entorno, la toma de decisiones y la realización de movimientos y acciones, donde es indispensable el uso de sensores a fin de recabar información del entorno y actuadores para desplazarse.

Lu en [13], indica que un adecuado sistema de control basado en el aprendizaje autónomo permite que un robot móvil pueda aprender por sí mismo bajo diferentes condiciones en su entorno de trabajo, llegando a ser capaz de evitar obstáculos después de que el proceso de aprendizaje se haya completado.

Chae en [14], menciona que, las aplicaciones de robots a nivel industrial han venido incrementándose durante los últimos 30 años, pese a este incremento en su uso, ha surgido un problema en el consumo de energía por parte de los robots debido a la trayectoria que siguen, misma que se ha visto afectada por la pérdida de potencial como resultado del gasto de energía, sin embargo existen diferentes métodos para la adquisición visual del entorno, es decir la detección de superficies y objetos, los cuales se diferenciaran entre complejidad, resultados a obtener y precisión en la observación, se indica que con los avances en materia de visión por computadora de los últimos años, se ha reemplazado los escáneres de laser que suelen tener un alto costo por cámaras, estimando posiciones mediante esta y un análisis inercial.

Aivaliotis en [15], añade que la aplicación de robots industriales reduce el tiempo de producción, debido a la alta precisión de los manipuladores, lo cual ha generado que sean más utilizados, reemplazando tareas realizadas por humanos, se menciona que hoy en día los sistemas robóticos son más precisos y estables que las manos humanas, esto es verificable en tareas donde la manipulación de algún componente debe ser realizada con criterios de alta precisión y exactitud. Se indica que con la llegada de la industria 4.0 las plantas de producción están más conectadas a los robots autónomos y las líneas de montaje los cuales son una parte integral en las actuales fábricas inteligentes, aquí los robots móviles pueden entregar piezas desde el área de almacenamiento y la estación de trabajo y cargar o descargar mercancías de vehículos.

Wang en [16], menciona que los robots móviles tienen la capacidad de entender el ambiente en el que se encuentran mediante el uso de sensores, cuya información debe ser interpretada de forma óptima para un correcto desempeño en el algoritmo de control, Orozco en [17], añade que los sensores pueden clasificarse en dos categorías,

de fuente externa, mismos que usan una fuente de referencia para la localización y sensores basados en fuente interna que usan la velocidad del rover y/o el movimiento de la rueda para localizarse.

Finalmente, Song [18], menciona que el sistema sensorial de un robot debe diferenciar dos tipos de información, la información que es propia del robot (Propio receptiva) y la del entorno que lo rodea (Exteroceptiva), por lo que el uso de sensores aporta información ya sea de todo lo que le rodea y de su propio estado.

### **2.2.3 Aprendizaje Autónomo**

Zhi en [19], menciona que el sistema de control y la navegación son los temas más importantes de un robot móvil, donde la precisión y estabilidad son criterios que se deben considerar obligatoriamente, esto debido a sus aplicaciones en el transporte industrial, la logística y las operaciones móviles, sin embargo, al hablar de movimiento autónomo, también se puede hacer referencia a los seguidores de línea debido a que suelen ser soluciones más baratas pero estos no son inteligentes y no poseen la capacidad de adaptarse a un nuevo entorno. Se indica también que el método de control se basa en el lazo de velocidad y corriente, el algoritmo de control se basa en un sistema PID, el cual es comúnmente utilizado en la mayoría de las industrias, donde la salida del lazo de velocidad es la entrada del lazo de corriente.

Lee [20], define a machine learning como el aprendizaje automático, el cual se lo puede considerar como una rama en la evolución de los algoritmos computacionales mismos que han sido diseñados para emular la inteligencia humana. En la actualidad se puede ver que, en materia de avances tecnológicos, hemos entrado en una nueva era en donde las industrias conocen el comportamiento y preferencias de ciertos sectores potenciales en la red, dando como resultado la obtención de una inmensa cantidad de información, mediante la cual se pueden realizar algoritmos predictivos que sirvan de eje central para conocer las preferencias de un individuo o para estimar cuando se presentará una situación con capacidad probable de ocurrir. Jia [21], añade que las tecnologías de aprendizaje se basan en el entorno circulante y son aplicables en diversos campos que van desde el reconocimiento de patrones, la visión por computadora, ingeniería de naves especiales, finanzas, entretenimiento y la biología computacional hasta aplicaciones biomédicas y médicas.

Nampoothiri [22], menciona que machine learning tiene como finalidad lograr el aprendizaje autónomo de las máquinas o sistemas mediante tres tipos de algoritmos, los cuales además para Siddig [23] y Luong [24] corresponden al aprendizaje supervisado, el cual consiste en etiquetar los conjuntos de datos para que los patrones sean detectados y usados en nueva información, el aprendizaje no supervisado el cual es usado cuando el conjunto de datos no se encuentra etiquetado y la única forma de diferenciarlo es mediante la revisión de similitudes y diferencias y finalmente el aprendizaje de refuerzo se da cuando los datos del sistema no están etiquetados, pero después de un tiempo y varias acciones el sistema debe ser retroalimentado mediante actualizaciones.

Finalmente, para Bhattacharya en [25], indica que el desarrollo tecnológico de la robótica ha crecido rápidamente en los últimos años en diferentes áreas de aplicación como la navegación, medica, automatización industrial, operaciones de rescate entre otras. Se menciona que los sistemas de operación autónoma y decisiones inteligentes siguen siendo uno de los mayores desafíos, especialmente para el autocontrol de robots móviles, existen tres tipos de modelos desarrollados por investigadores, como el control de trayectoria, el modelo predictivo y el control robusto, sin embargo, estos son pre computarizados e inflexibles para ciertas situaciones específicas, lo que no los hace útiles en términos de estabilidad y adaptabilidad. Se indica que existen diferentes características que influyen en diseño de un sistema de control para un robot móvil como la dinámica no lineal, los cambios discretos en la dinámica, los sistemas multivariable y los cambios en el entorno. En años recientes los algoritmos basados en el aprendizaje autónomo o machine learning, han tomado un importante rol como una herramienta para solucionar problemas tomando decisiones inteligentes basándose en una amplia cantidad de información.

#### **2.2.4 Detección de Objetos**

Khazae [26], añade que la detección de objetos es ampliamente usada en el campo de la visión artificial y es crucial para la variedad de aplicaciones que esta tiene. En la actualidad debido al creciente desarrollo de aplicaciones de control basadas en aprendizaje autónomo, se han mejorado las técnicas utilizadas en la visión por computadora, en donde la efectividad de su detección está relacionada con el tipo de objeto y los objetivos finales que se tiene.

Aivaliotis en [15], menciona que es crítica la correcta extracción de la información, en especial el reconocer las texturas de bajo nivel, lo cual permite codificar las características visuales en imágenes y provee una representación utilizable en los atributos del algoritmo de predicción, se añade que la utilización de mejores códigos de entrada se centran en la mejora de la estabilidad y la eficiencia computacional de la fase de codificación y la clasificación de alturas de medio nivel, aumenta la discrepancia de la representación visual y, por lo tanto, la precisión de reconocimiento general del sistema, al explotar la supervisión de datos, ambos sistemas permiten una mejora en la calidad de la representación, manteniendo el rendimiento en tiempo real.

Koba en [27], añade que para una navegación más exacta se necesita conocer la orientación exacta del robot, para ello existen diferentes métodos desarrollados a lo largo de los años, en la robótica se suelen utilizar sensores inerciales, navegación basada en aplicaciones con GPS, sin embargo estas suelen tener un costo elevado, existe una opción más rentable, la utilización de un sensor óptico de flujo es más barato pero menos sensible a interferencias eléctricas, lo cual lo hace un sensor preciso, además que este permite medir la velocidad de múltiples sistemas.

El trabajo de Jia [21], menciona que la detección de objetos es la primera tarea en cualquier aplicación de visión artificial, donde su objetivo principal es extraer datos de cuerpos en movimiento, lo cual hace aún más crítica su utilización, la detección de objetos puede incluir la detección de peatones, reconocimiento facial, detección de rostro o de formas, entre otras. El enfoque de este tipo de detección ha sido en gran parte desarrollado respecto a dos categorías, las cuales son el método tradicional de machine learning y el método deep learning.

Finalmente, Luong en [24], menciona que existen dos técnicas comúnmente usadas, la primera es aquella que utiliza como fondo una imagen de la escena almacenada identificando las regiones en movimiento y su diferencia con la imagen actual con un umbral, esta técnica es conocida como basic background subtraction (BBS), y es la más sencilla para detectar objetos en movimiento. La segunda técnica de detección utiliza un fondo modelado mismo que está adaptado para hacer frente a los desafíos asociados con la dinámica del fondo del mundo real, la cual puede presentar variaciones graduales ya sea en la iluminación o en los movimientos de fondo debido a los desplazamientos de la cámara.



## CAPITULO III

### MARCO METODOLÓGICO

#### 3.1 Ubicación

Debido a que el trabajo es investigativo y el entorno simulado, el proceso de investigación se llevó a cabo en la ciudad de Ambato, provincia de Tungurahua, Ecuador.

#### 3.2 Equipos y materiales

En la fase de recolección de información del proyecto de investigación los principales recursos son las fuentes bibliográficas, extraídas de las bases de datos con los que la Universidad Técnica de Ambato posee un convenio, además se utilizaron bibliotecas virtuales y bases de datos gratuitas con la finalidad de adquirir artículos científicos y revistas indexadas.

El entorno de simulación para el entrenamiento del robot móvil fue Gazebo sobre Ubuntu18.04, además de este se empleó software libre para la comunicación como ROS y para la codificación del modelo se utilizó Python y la librería Keras, proporcionada por TensorFlow.

Los equipos utilizados fueron: una computadora portátil, utilizada para la elaboración de todo el documento, el entrenamiento de la red y la simulación del entorno, además de una impresora y el software para la redacción como: Microsoft Word y Excel, que permitieron la elaboración de diagramas en general.

#### 3.3 Tipo de investigación

Para el presente trabajo se utilizó una investigación experimental con enfoque cuantitativo, el primero debido a que se deben configurar diferentes variables para un adecuado funcionamiento del algoritmo de control, de forma que se incremente o disminuya la velocidad de aprendizaje del robot móvil, con el fin de observar cambios en el comportamiento del movimiento del robot, es decir el trabajo cuenta con diferentes variables manipulables como la detección de objetos, la velocidad de los motores, el funcionamiento de sensores y actuadores, entre otras. Por otra parte, se consideró cuantitativo, debido a su sistematicidad, además que el problema es específico, esto permitió cumplir con los objetivos planteados, partiendo inicialmente

de la investigación bibliográfica, llegando a observar como el sistema se comporta bajo diferentes configuraciones en las magnitudes de sus variables dependientes.

### **3.4 Hipótesis - pregunta científica – idea a defender**

Es posible aplicar técnicas de aprendizaje autónomo para la navegación de robots móviles.

### **3.5 Población o muestra:**

En base al propósito de esta investigación no aplica el cálculo de una muestra.

### **3.6 Recolección de información:**

La recolección de información consiste en la revisión bibliográfica de información relacionada al tema de estudio, para ello se deben definir las bases de datos entre las utilizadas para el trabajo tenemos: Scopus, IEEE, Scielo, ScienceDirect, Springer y Google Scholar.

El siguiente paso es definir los temas de búsqueda, para ello se utilizan parámetros como Industry 4.0, Cyber-Physical Systems, Automatic Processes, mientras que para la realización del trabajo se buscó el material relacionado a: Autonomous Robots, Lidar Measurement, Machine Learning, Techniques of Machine Learning, Robots in Industry 4.0, DQN, Reinforcement Learning.

Una vez se desarrolló el modelo de la red DQN con aprendizaje por refuerzo se realizaron pruebas sobre el entorno de simulación con posiciones donde la meta es aleatoria, de forma que el robot en base a la función de pérdida y al algoritmo de optimización pueda en tiempo real seguir una trayectoria segura evitando la colisión con el borde del escenario y con obstáculos móviles, se efectuaron pruebas para determinar el optimizador adecuado para el sistema de control, donde se mide el nivel de recompensa en base al número de escenarios transcurridos, de forma que se pueda medir el desempeño y determinar el algoritmo que optimiza mejor el tiempo y la trayectoria.

### **3.7 Procesamiento de la información y análisis estadístico:**

Para el análisis estadístico se comparó entre tres optimizadores aplicando la función de pérdida MSE (Mean square error), estas fueron Adam, RMSprop y SGD, se representaron gráficamente en un eje cartesiano compuesto por el nivel de recompensa y el número de escenarios completados.

### **3.8 Variables respuesta o resultados alcanzados**

Los resultados del proyecto de investigación, consisten de forma concreta en el desarrollo de un algoritmo de control, el cual debe basarse para su desarrollo en el aprendizaje por refuerzo, de forma que la navegación del robot móvil sea autónoma, y no requiera de un trazado de rutas, además para un adecuado funcionamiento del modelo predictivo, se deben ajustar los parámetros necesarios para que el modelo pueda obtener la información necesaria del entorno y pueda así identificar los obstáculos presentes en el ambiente.

#### **Variable Independiente:**

Navegación Autónoma

#### **Variable Dependiente:**

Robot Móvil

## CAPITULO IV

### RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 4.1 Test

Con base en los datos disponibles y el tipo de red utilizada, se establece la función de pérdida MSE (Mean square error) para la compilación del modelo, esta se utiliza en sistemas simulados y reales, además funciona adecuadamente en regresiones, donde es mejor utilizar el método del gradiente descendente para buscar el mínimo del error antes que mínimos cuadrados debido a que puede encontrar una mayor cantidad de soluciones óptimas en menos tiempo.

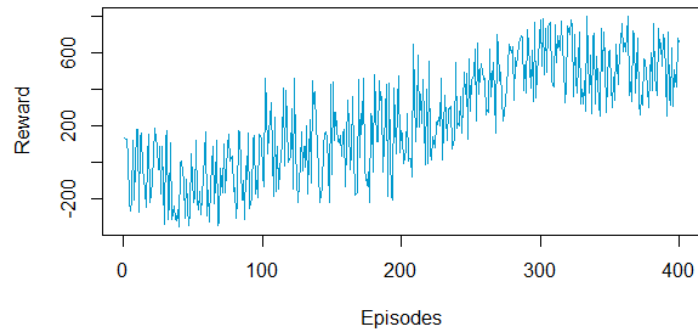
Esta función se utiliza porque se considera una de las más eficientes y es aplicable en modelos simples y complejos, dentro de esta se penalizan las predicciones que se alejan mucho del valor real frente a las menos desviadas.

El experimento se configuró para 400 episodios y se definieron tres algoritmos de optimización diferentes que se presentan en la tabla 1, mismos que se basan en la función de pérdida previamente establecida. Para determinar el algoritmo que mejor funciona sobre el sistema, se eligió aquel que obtuvo el mayor nivel de recompensa en la misma cantidad de interacciones.

**Tabla 1.** Optimizadores utilizados en la experimentación

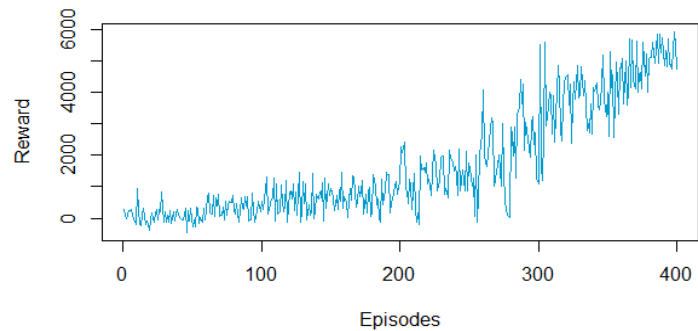
<b>Optimizador</b>	<b>Descripción</b>
Adam	Método de gradiente estocástico basado en la estimación adaptativa, es eficiente y su consumo de recursos no es elevado, adecuado para problemas que manejan una gran cantidad de datos.
RMSprop	Busca que las entradas anteriores a la red influyan altamente menos que las nuevas, su consumo de memoria es moderado y es capaz de trabajar con una elevada cantidad de información
SGD	Método básico de optimización, se define como constante la tasa de aprendizaje, la optimización se da de forma estocástica y se adapta de mejor manera a capas convolucionales.

En la figura 1, se presenta el diagrama resultante del experimento configurado con la función de pérdida MSE y el optimizador de Adam, se observa una gran variación de la recompensa entre 800 y -400, además, se resalta una tendencia positiva, sin embargo, el resultado es pobre porque el robot después del total de episodios todavía choca y busca vagamente el objetivo.



**Figura 1.** Nivel de recompensa con Adam

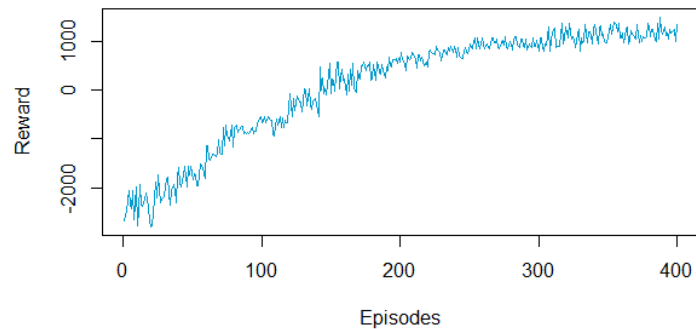
En la figura 2, se muestra la gráfica resultante del experimento configurado con la función de pérdida MSE y el optimizador RMSprop, se observa que la variación de la recompensa es reducida respecto al caso anterior y se encuentra entre 6000 y -400, esto quiere decir que el robot se posiciona correctamente y encuentra el objetivo frecuentemente, este método suele ser el más utilizado debido a que las predicciones que se alejan demasiado se reducen por el cálculo.



**Figura 2.** Nivel de recompensa con RMSprop

En la figura 3, se presenta la gráfica resultante del experimento configurado con la función de pérdida MSE y optimizador SGD, se observa que la variación de la recompensa es la más pequeña de los tres experimentos, sin embargo, se encuentra entre 2000 y -3000, esto significa que el robot en sus primeros entrenamientos choca y se aleja demasiado de la meta, aunque se observa una tendencia creciente, este

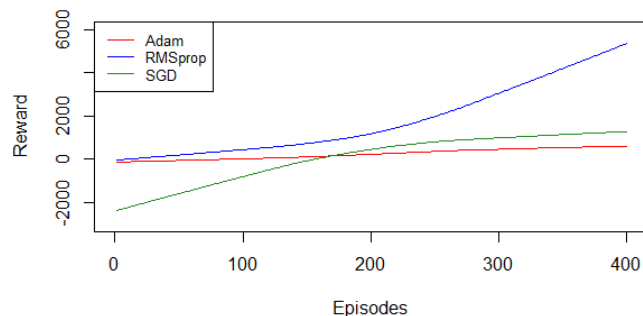
método suele ser el menos utilizado debido a su baja precisión y la necesidad de un mayor número de muestras para obtener un resultado adecuado.



**Figura 3.** Nivel de recompensa con SGD

## 4.2 Resultados

El algoritmo de control fue simulado en un ambiente tridimensional utilizando el robot móvil Turtlebot3 burger, luego de 400 ejecuciones del entrenamiento de la red donde el robot debía buscar el objetivo y esquivar obstáculos, se pudo medir el nivel de recompensa que obtuvo por cada acción ejecutada.



**Figura 4.** Diagrama comparativo de los optimizadores utilizados

En la figura 4, se presentan las tendencias mediante un suavizado basado en mínimos cuadrados con ajustes ponderados de forma que se pueda visualizar claramente el crecimiento en el nivel de cada recompensa resultante de los tres diferentes optimizadores.

El algoritmo de optimización que presentó mejores resultados fue RMSprop, en base a su uso, el robot encontró la meta con más frecuencia y evitó obstáculos mejor que los otros optimizadores, la tendencia es creciente y la recompensa alcanza valores muy altos, lo que indica que la red es funcional porque el algoritmo está aprendiendo.

Durante el entrenamiento, las posiciones de la meta se generan aleatoriamente, solo evitando que coincidan con partes de la arena, la velocidad lineal del robot es constante

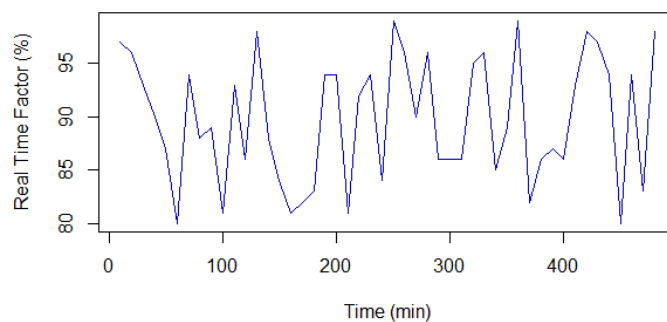
$v = 0.15m/s$  mientras que la velocidad angular varía dependiendo de la acción como se presenta en la tabla 2.

**Tabla 2.** Velocidad angular por acción

Action	Angular Velocity (rad/s)
0	-1.5
1	-0.75
2	0
3	0.75
4	1.5

Al inicio del entrenamiento, el robot choca con obstáculos frecuentemente y rara vez llega a la meta, luego de varios episodios el agente aprende a interactuar con el entorno de manera adecuada, logrando que el robot defina de manera autónoma su trayectoria y evite colisionar para que alcance la meta basada en puntajes positivos, la experimentación valida la efectividad del modelo.

El rendimiento de la simulación es un factor importante durante el entrenamiento del modelo ya que si el hardware cuenta con los recursos adecuados se necesitará menos tiempo para alcanzar el número de episodios propuestos, a su vez la obtención de información del entorno será óptima permitiendo la algoritmo para realizar un control adecuado.



**Figura 5.** Factor de tiempo real de Gazebo

En la figura 5, se presenta el desempeño del factor de tiempo real del Gazebo durante el tiempo de entrenamiento que fue de 8 horas con el optimizador RMSprop, como se muestra este varía entre 80 y 100%, lo que significa que el rendimiento de la simulación es adecuado, sin embargo, el sistema completo compuesto de la

comunicación de los nodos a través de ROS, el procesamiento de la red DQN y el entorno 3D representa un alto consumo de recursos.

### **4.3 Discusión**

Como se presenta en el siguiente trabajo [28], la estructura de la red está compuesta por tres capas convolucionales debido a la naturaleza de la información de entrada, en esta investigación se utiliza el procesamiento de cuatro cuadros de imagen para el muestreo del entorno y se utilizan cinco tipos de acciones debido a que el trabajo lo realiza el mismo robot como en el presente caso de estudio, el diseño de una red neuronal convolucional (CNN) demanda una gran cantidad de recursos debido al uso de filtros y al tamaño del kernel, del mismo modo, para la estimación del estado y las acciones se utiliza una red DQN, la cual representa dos capas separadas de 512 nodos cada una, a diferencia del trabajo actual que utiliza dos capas separadas de 64 nodos en su red DQN debido al tamaño de los datos de entrada, sin embargo a pesar de las diferentes condiciones dentro de cada sistema los resultados de la simulación son positivos en ambos trabajos e indican que la red tiene la capacidad de aprendizaje ya que se menciona que al principio el robot choca con los obstáculos y con el paso del entrenamiento aprende a esquivarlos y a ir con más precisión al objetivo de forma segura y autónoma. Las diferencias más notables entre ambos sistemas de control son los requisitos computacionales necesarios para la red, la cantidad de programación para un correcto funcionamiento y el tiempo de simulación demandado. La presente propuesta destaca por ser un modelo más ligero y adaptable a máquinas no tan potentes.

En la investigación [29], se diseña un sistema basado en DQN y aprendizaje por refuerzo, para lo cual se utiliza un entorno simulado bidimensional, a diferencia del presente caso de estudio que utiliza un entorno tridimensional, ambos trabajos utilizan distancias relativas y ángulos para la ubicación del robot y del mismo modo, el objetivo de los dos trabajos es que el robot llegue a la meta.

En la investigación comparativa se añade un sistema de localización y modelado simultáneo (SLAM), que permite estimar la posición del robot en base al mapeo del entorno, además, se introduce una penalización por localización a la recompensa, de forma que el comportamiento del agente se puede regular para controlar que el robot no ingrese a áreas con características no observadas, en la propuesta de



implementación no se considera SLAM, por lo cual el robot no utiliza el mapeo del área sino que aprende a esquivar obstáculos a través de la distancia relativa entre ambos y la recompensa negativa en colisión, el presente trabajo no se ve afectado por cambios repentinos en los obstáculos de la zona, sin embargo, en la investigación antes mencionada, un cambio llevaría a cambiar las condiciones de muestreo definidas en los primeros escenarios de entrenamiento.

En el siguiente trabajo [30], se establece una red DQN para la aproximación de los valores del estado y la acción de un robot móvil, el sistema está compuesto por tres fases, inicialmente se realiza la adquisición y procesamiento de la imagen para lo cual se definen dos capas convolucionales, luego se programa el modelo para maximizar el valor Q en cada entrenamiento y finalmente la red DQN selecciona la mejor acción posible utilizando dos capas completamente conectadas.

La propuesta de este trabajo se basa en desarrollar un sistema de planificación de rutas, para lo cual se utiliza un algoritmo de optimización SGD, los resultados de la experimentación mencionan que el sistema tiene éxito en alcanzar la meta debido a que el puntaje crece con cada escenario de entrenamiento, sin embargo, no opera correctamente ante la presencia de obstáculos móviles, el caso de estudio del presente trabajo se basa en la exploración, para que la red DQN aprenda a reaccionar ante posibles eventos inesperados y seleccione en base a los resultados anteriores la mejor ruta para llegar a la meta.

La solución óptima se puede determinar a través de la exploración, sin embargo, excederla podría reducir el rendimiento en el sistema de planificación de caminos y afectar la velocidad de aprendizaje, esto no ocurre en la presente investigación, donde a mayor número de entrenamientos, mejor es el rendimiento y el equilibrio del sistema.

## CAPITULO V

### CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES, BIBLIOGRAFÍA Y ANEXOS

#### 5.1 Conclusiones

Este trabajo presenta el diseño de un algoritmo de control basado en una red DQN que funciona como un nodo desarrollado a través de la API de ROS. La arquitectura propuesta como caso de estudio presenta la integración de diferentes sistemas de código abierto que se representan como el agente y el entorno, ambos se interrelacionan a través de estados, acciones y recompensas para aprender a través del refuerzo, esto da lugar a que el modelo basándose en recorridos anteriores gestione para el robot acciones que lo lleven por una trayectoria reducida lo que proporcionalmente reduce el tiempo de recorrido.

A través de la experimentación se realizan correcciones en algunos de los parámetros del modelo, lo que permite la configuración óptima de la estructura funcional de la red neuronal, de esta manera se determinó que el algoritmo optimizador más adecuado para el cálculo de la regresión fue RMSprop y la función de pérdida MSE, debido a que el robot encontró el objetivo con mayor precisión y evitó mejor las colisiones, lo que brinda un mejor rendimiento en el nivel de recompensa.

El análisis cinemático permitió establecer el sistema de movimiento del robot basado en acciones y recompensas, partiendo de la velocidad lineal del robot la cual es constante y de las velocidades angulares de las ruedas que difieren según la acción correspondiente, además es necesario el conocimiento de la orientación para establecer la recompensa angular y para estimar la odometría que junto a ella permite calcular la distancia entre el robot y la meta, ambos permiten el cálculo de la recompensa lineal.

La implementación del algoritmo de control sobre el sistema robótico propuesto ha dado lugar a un sistema de navegación autónomo, capaz de aprender de sus recorridos anteriores, donde a través del objetivo de maximizar la recompensa recibida el modelo realiza trayectorias seguras evitando colisionar con el entorno y con obstáculos móviles, permitiendo seguir una trayectoria óptima en un tiempo reducido, la decisión de que acción ejecutar se basa en el total de entrenamientos realizados, es decir cada decisión se basa en un modelo de datos.

## 5.2 Recomendaciones

Desarrollar algoritmos de control basados en otros métodos de redes neuronales diferentes a DQN, el comportamiento de la red generaría diferentes resultados si se añaden más capas ocultas al modelo, sin embargo, el requerimiento de un equipo computacional con características elevadas sería necesario debido a la gran capacidad de procesamiento que requeriría el entrenamiento.

Desarrollar un entorno real donde se ejecute el modelo de control, la experiencia del usuario mejoraría si a partir del entrenamiento simulado se avanzaría al siguiente paso que es la implementación en el robot físico, sin embargo, el costo de la adquisición por sensores y actuadores es elevado.

Proponer diferentes métodos de control sobre sistemas autónomos, se podría determinar el más aplicable a un entorno establecido si se tienen más opciones como la planeación de rutas (Path planning) o la localización y modelado simultaneo (SLAM), permitiendo medir el rendimiento bajo las mismas condiciones.

## 5.3 Bibliografía

- [1] M. S. R. A. Hamid, N. R. Masrom, and N. A. B. Mazlan, "The key factors of the industrial revolution 4.0 in the Malaysian smart manufacturing context," *Int. J. Asian Bus. Inf. Manag.*, vol. 13, no. 2, Jul. 2022, doi: 10.4018/IJABIM.20220701.0a6.
- [2] B. Crawford, R. Sourki, H. Khayyam, and A. S. Milani, "A machine learning framework with dataset-knowledgeability pre-assessment and a local decision-boundary crispness score: An industry 4.0-based case study on composite autoclave manufacturing," *Comput. Ind.*, vol. 132, p. 103510, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.compind.2021.103510.
- [3] A. Ochoa-Zezzatti, R. Méndez, and E. Carrum, "Impact of Industry 4.0: Improving Hybrid Laser-Arc Welding with Big Data for Subsequent Functionality in Underwater Welding," in *Studies in Systems, Decision and Control*, vol. 347, 2022, pp. 87–94.
- [4] Y. Yu, J. Z. Zhang, Y. Cao, and Y. Kazancoglu, "Intelligent transformation of the manufacturing industry for Industry 4.0: Seizing financial benefits from supply chain relationship capital through enterprise green management," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 172, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.techfore.2021.120999.
- [5] T. Cerquitelli, F. Ventura, D. Apiletti, E. Baralis, E. Macii, and M. Poncino, "Enhancing manufacturing intelligence through an unsupervised data-driven methodology for cyclic industrial processes," *Expert Syst. Appl.*, vol. 182, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115269.
- [6] L. Bassi, "Industry 4.0: Hope, hype or revolution?," in *2017 IEEE 3rd*

*International Forum on Research and Technologies for Society and Industry (RTSI)*, Sep. 2017, pp. 1–6, doi: 10.1109/RTSI.2017.8065927.

- [7] P. Poor, T. Broum, and J. Basl, “Role of Collaborative Robots in Industry 4.0 with Target on Education in Industrial Engineering,” in *2019 4th International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC)*, Sep. 2019, pp. 42–46, doi: 10.1109/CRC.2019.00018.
- [8] C. Hajdu, J. Hollosi, R. Krecht, A. Ballagi, and C. R. Pozna, “Economical Mobile Robot Design Prototype and Simulation for Industry 4.0 Applications,” in *C*, Nov. 2020, pp. 000155–000160, doi: 10.1109/CANDO-EPE51100.2020.9337786.
- [9] F. Sherwani, M. M. Asad, and B. S. K. K. Ibrahim, “Collaborative Robots and Industrial Revolution 4.0 (IR 4.0),” in *2020 International Conference on Emerging Trends in Smart Technologies (ICETST)*, Mar. 2020, pp. 1–5, doi: 10.1109/ICETST49965.2020.9080724.
- [10] A. G. C. Gonzalez, M. V. S. Alves, G. S. Viana, L. K. Carvalho, and J. C. Basilio, “Supervisory Control-Based Navigation Architecture: A New Framework for Autonomous Robots in Industry 4.0 Environments,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 14, no. 4, pp. 1732–1743, Apr. 2018, doi: 10.1109/TII.2017.2788079.
- [11] Y. D. V. Yasuda, L. E. G. Martins, and F. A. M. Cappabianco, “Autonomous Visual Navigation for Mobile Robots,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 53, no. 1, pp. 1–34, May 2020, doi: 10.1145/3368961.
- [12] P. R. Pinheiro *et al.*, “Integration of the Mobile Robot and Internet of Things to Monitor Older People,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 138922–138933, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3009167.
- [13] H. Lu, J. Liu, Y. Luo, Y. Hua, S. Qiu, and Y. Huang, “An autonomous learning mobile robot using biological reward modulate STDP,” *Neurocomputing*, vol. 458, pp. 308–318, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2021.06.027.
- [14] H.-W. Chae, J.-H. Choi, and J.-B. Song, “Robust and Autonomous Stereo Visual-Inertial Navigation for Non-Holonomic Mobile Robots,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 9, pp. 9613–9623, Sep. 2020, doi: 10.1109/TVT.2020.3004163.
- [15] P. Aivaliotis, A. Zampetis, G. Michalos, and S. Makris, “A Machine Learning Approach for Visual Recognition of Complex Parts in Robotic Manipulation,” *Procedia Manuf.*, vol. 11, pp. 423–430, 2017, doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.130.
- [16] L. Wang, “Automatic control of mobile robot based on autonomous navigation algorithm,” *Artif. Life Robot.*, vol. 24, no. 4, pp. 494–498, Dec. 2019, doi: 10.1007/s10015-019-00542-0.
- [17] U. Orozco-Rosas, K. Picos, O. Montiel, and O. Castillo, “Environment Recognition for Path Generation in Autonomous Mobile Robots,” in *Studies in Computational Intelligence*, vol. 827, 2020, pp. 273–288.
- [18] Y. Song, W. Wu, C. Lin, G. Lin, G. Li, and L. Xie, “Assistive Mobile Robot

- with Shared Control of Brain-Machine Interface and Computer Vision,” in *2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*, Jun. 2020, pp. 405–409, doi: 10.1109/ITNEC48623.2020.9085096.
- [19] L. Zhi and M. Xuesong, “Navigation and Control System of Mobile Robot Based on ROS,” in *2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, Oct. 2018, pp. 368–372, doi: 10.1109/IAEAC.2018.8577901.
- [20] C. Lee and C. Lim, “From technological development to social advance: A review of Industry 4.0 through machine learning,” *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 167, p. 120653, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.techfore.2021.120653.
- [21] W. Jia *et al.*, “Autonomous navigation control based on improved adaptive filtering for agricultural robot,” *Int. J. Adv. Robot. Syst.*, vol. 17, no. 4, p. 172988142092535, Jul. 2020, doi: 10.1177/1729881420925357.
- [22] M. G. H. Nampoothiri, P. S. G. Anand, and R. Antony, “Real time terrain identification of autonomous robots using machine learning,” *Int. J. Intell. Robot. Appl.*, vol. 4, no. 3, pp. 265–277, Sep. 2020, doi: 10.1007/s41315-020-00142-3.
- [23] O. M. Siddig, S. F. Al-Afnan, S. M. Elkatatny, and A. Abdurraheem, “Drilling Data-Based Approach to Build a Continuous Static Elastic Moduli Profile Utilizing Artificial Intelligence Techniques,” *J. Energy Resour. Technol. Trans. ASME*, vol. 144, no. 2, Feb. 2022, doi: 10.1115/1.4050960.
- [24] M. Luong and C. Pham, “Incremental Learning for Autonomous Navigation of Mobile Robots based on Deep Reinforcement Learning,” *J. Intell. Robot. Syst. Theory Appl.*, vol. 101, no. 1, Jan. 2021, doi: 10.1007/s10846-020-01262-5.
- [25] S. Bhattacharya, S. Dutta, T. K. Maiti, M. Miura-Mattausch, D. Navarro, and H. J. Mattausch, “Machine learning algorithm for autonomous control of walking robot,” in *2018 International Symposium on Devices, Circuits and Systems (ISDCS)*, Mar. 2018, pp. 1–4, doi: 10.1109/ISDCS.2018.8379644.
- [26] M. Khazaei, M. Sadedel, and A. Davarpanah, “Behavior-Based Navigation of an Autonomous Hexapod Robot Using a Hybrid Automaton,” *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 102, no. 2, p. 29, Jun. 2021, doi: 10.1007/s10846-021-01388-0.
- [27] M. Koba, R. Bartók, and L. Czap, “Usage of an Optical Flow Sensor in Robotics to Define Orientation,” 2017, pp. 323–332.
- [28] W. Jia *et al.*, “Autonomous navigation control based on improved adaptive filtering for agricultural robot,” *Int. J. Adv. Robot. Syst.*, vol. 17, no. 4, Jul. 2020, doi: 10.1177/1729881420925357.
- [29] F. Lin, Z. Ji, C. Wei, and H. Niu, “Reinforcement Learning-Based Mapless Navigation with Fail-Safe Localisation,” 2021, pp. 100–111.
- [30] J. Xin, H. Zhao, D. Liu, and M. Li, “Application of deep reinforcement learning in mobile robot path planning,” in *Proceedings - 2017 Chinese Automation Congress, CAC 2017*, Oct. 2017, vol. 2017-Janua, pp. 7112–7116, doi: 10.1109/CAC.2017.8244061.

## 5.4 Anexos

### 5.4.1 Anexo 1 – Carta de aceptación de artículo profesional

#### WorldS4 2022 notification for paper 192

Fecha: Hoy, 09:18:33 CEST

De: WorldS4 2022

Para: Marcelo V Garcia

Texto (10 KB)

Dear Marcelo V Garcia,

Ref: 192

Title: Self-supervised Learning Approach to Local Trajectory Planning for Mobile Robots Using Optimization of Trajectories

Congratulations! On behalf of the Program Committee of WorldS4 2022- LONDON, I am happy to inform you that your above-mentioned paper has been ACCEPTED for oral presentation in WorldS4 2022 and publication in Springer LNNS series subject to fulfillment of Guidelines by Springer. An accepted paper will be published in the Springer proceedings (LNNS) only if the final version is accompanied by the payment information (i.e. transaction reference number) subject to quality check as per Springer Guidelines.

Your final submission is the last step of the regular registration/submission process.

You are requested to submit the following files after renaming those with your paper id.

- (a) Final camera-ready paper in Springer format: pdf file.
- (b) Final camera-ready Springer format source paper: Either in WORD file or in LaTeX. (Mandatory)
- (c) Kindly rename all files with your PAPER ID (for example: 164.pdf, 164.docx etc.).
- (d) Store all files in a folder again named as your paper id and convert the same to zipped form.
- (e) Online transfer Reference number or Bank Transfer Details to be added in the mail.
- (f) Forward this zipped folder to us as an attachment in ONE mail only to: support@worlds4.co.uk

With your paper id in the subject column of the email (as: Final Submission WorldS4 2022 - PAPER ID)

Once we get the confirmation of the receipt of the payment and receiving of Final Submission, authors will be directed for the signing of Consent to publish.

(V) Completion/Filling of Copyright Form

(a) Conference team will fill the CTP form and share with you

(b) Take a printout of this Copyright form and kindly mention/enter the following:

Title of the Book or Conference Name: 6th World Conference on Smart Trends in Systems, Security and Sustainability (WorldS4 2022)

Title: Mention your complete paper title

Author(s): Mention the names of all the author(s) in the same order as mentioned in your paper.

Corresponding Author's Name, Address, Affiliation and Email: The author signing the copyright form should mention his/her details: Full name, affiliation, complete postal address and e-mail id under this head.

(c) After verifying the above entries in the consent to publish, it can be signed by any one author (on behalf of all the authors), i.e. the corresponding author and mention the date.

(d) Scan this completed and signed copyright form and convert it to pdf. ( you can also use the facility of e-signature available in PDF)

\*\*The consent to publish form will be shared with the authors once we receive the Final CRC.

Please complete the above Registration process by 20th July 2022. (Strict deadline).

We would like to further extend our congratulations to you and we are looking forward to meeting you in London, UK.

On behalf of the program committee and team WorldS4 2022

Program Secretary

Once again, I thank you on behalf of the organizing committee for your interest in WorldS4 2022. Please treat this letter as an Official document for all the conference related activities & quote the Paper No. & Name for future correspondence.

Last Date for CRC and Payments - 20th July 2022

Please feel free to send your queries to us if you have any.

With regards and best wishes.

(Program Secretary, WorldS4 2022)

## 5.4.2 Anexo 2 – Artículo profesional de alto nivel

### Self-supervised Learning Approach to Local Trajectory Planning for Mobile Robots Using Optimization of Trajectories

Juan Escobar Naranjo<sup>1</sup> and Marcelo V. García<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Universidad Técnica de Ambato, Ambato 180206, Ecuador,  
jescobar1760@uta.edu.ec,  
mv.garcia@uta.edu.ec,

<sup>2</sup> University of the Basque Country, Bilbao, 48013, Spain

**Abstract.** In Industry 4.0, various control methods have been developed for autonomous navigation of robots. Some investigations are based on the use of SLAMs or routing systems for route tracking, but there are some limitations when it comes to obstacle avoidance and real-time parameter changes. Current work shows an algorithm based on the use of DQN and reinforcement learning. The model maximizes rewards and extracts information about the robot's position and obstacles within the simulated environment as the robot performs its actions. A series of experiments have been conducted to build the algorithm, and the results show that the robot learns through exploration and uses the knowledge gained in previous scenarios. Using a simulated environment, the DQN network computes complex functions due to randomness, resulting in better learning performance than other control methods.

**Keywords:** reinforcement Learning, Robotics, Obstacle Avoidance

#### 1 Introduction

Today's industry faces the challenge of adapting to technological advances through innovation and investment in the development of efficient equipment and work methods. Over the past decade, there has been a major industrial transformation known as Industry 4.0 (see [1] and [2]) that focuses on the automation of manufacturing processes, real-time data sharing through the cloud, interconnecting cyber-physical systems, and developing control algorithms based on machine learning, leading to the creation of intelligent, flexible and dynamic factories [3]. By implementing autonomous systems, sensors, and actuators, manufacturers can meet higher quality standards, reduce costs, eliminate downtime, and become more competitive[4]. Nowadays the productive process is based on data analysis, and new predictive tools significantly reduce risk leading to better decision-making [5]. The use of machine learning-based systems, through statistical methods, enables the analysis and optimization of algorithms designed based on previous results and is presented as a new model for creating regression-based control systems[6]. This work presents the design of a control system based

### 5.4.3 Anexo 3 - Sugerencias de los revisores

----- REVIEW 1 -----

SUBMISSION: 192

TITLE: Self-supervised Learning Approach to Local Trajectory Planning for Mobile Robots Using Optimization of Trajectories

AUTHORS: Marcelo V Garcia

----- Overall evaluation -----

SCORE: 2 (accept)

----- TEXT:

The originality and scientific quality of the paper is acceptable.

- Keywords amount ought to be more and exact to the paper substance.
- Data Analysis and Findings is excellent, accurate and organized which has potential for conference scope.
- Results are commendable, use them for work application.
- 2.7 Network structure is nicely structured and sounds practical.
- I suggest a strong acceptance of this paper.

----- REVIEW 2 -----

SUBMISSION: 192

TITLE: Self-supervised Learning Approach to Local Trajectory Planning for Mobile Robots Using Optimization of Trajectories

AUTHORS: Marcelo V Garcia

----- Overall evaluation -----

SCORE: 2 (accept)

----- TEXT:

The paper is generally well written and structured.

- Introduction is excellent and has a readers' perspective with clear evenhanded.
- The nature of the research work introduced in the paper is excellent.
- 2.1 State of the robot is excellent and brilliantly presented.
- Highlight the limitations of the proposed study in the conclusion section.
- Authors are requested to follow the guidelines issued by springer or the paper may be rejected by the publication board at a later stage.