



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

CARRERA DE COMPUTACIÓN

**DISEÑO DE UNA RED NEURONAL PARA EVITAR COLISIONES DE
VEHÍCULOS PROTOTIPO**

Trabajo de titulación previo a la obtención del
Título de Ingeniero en Ciencias de la Computación

AUTOR: JEFERSON DANILO SANDOVAL HERRERA

TUTOR: LINA PATRICIA ZAPATA MOLINA

Quito - Ecuador
2024

CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Jeferson Danilo Sandoval Herrera con documento de identificación N°
1722952536 manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 7 de agosto de 2024

Atentamente,



Jeferson Danilo Sandoval Herrera
1722952536

**CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE
TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Yo, Jeferson Danilo Sandoval Herrera con documento de identificación N° 1722952536, expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Artículo Académico: “Diseño de una red neuronal para evitar colisiones de vehículos prototipo”, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero en Ciencias de la Computación, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hago la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 7 de agosto de 2024

Atentamente,



Jeferson Danilo Sandoval Herrera
1722952536

CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Lina Patricia Zapata Molina con documento de identificación N° 0501877278, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: DISEÑO DE UNA RED NEURONAL PARA EVITAR COLISIONES DE VEHÍCULOS PROTOTIPO, realizado por Sandoval Herrera Jeferson Danilo con documento de identificación N° 1722952536, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción de Artículo Académico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 7 de agosto de 2024

Atentamente,



Ing. Lina Patricia Zapata Molina, Ph. D
0501877278

Diseño de una red neuronal para evitar colisiones de vehículos prototipo

1st Jeferson Danilo Sandoval Herrera
Universidad Politécnica Salesiana
Ecuador, Quito
jsandovalh@est.ups.edu.ec

Resumen—En 2022, Quito registró 2,874 accidentes de tráfico que resultaron en 176 muertes y 2,348 lesiones. Esta preocupante situación se debe a factores como la infraestructura vial inadecuada, la señalización insuficiente, el crecimiento urbano descontrolado y los comportamientos imprudentes de conductores y peatones. Para abordar estos desafíos, se ha desarrollado un vehículo inteligente prototipo. Está equipado con componentes de hardware y software avanzados, incluyendo microcontroladores de alto rendimiento y redes neuronales. Este vehículo puede anticipar posibles colisiones detectando peatones, animales y objetos en la carretera. El sistema reacciona dinámicamente: deteniéndose o cambiando de curso al detectar peatones o animales, y maniobrando alrededor de objetos en su camino. La integración central de sensores y una cámara, junto con la detección de objetos basada en el algoritmo YOLO, permite la evaluación de riesgos en tiempo real y la implementación de medidas proactivas de prevención de colisiones. Este proyecto de investigación tiene como objetivo mejorar la seguridad urbana a través de soluciones tecnológicas innovadoras, marcando un paso significativo hacia la mitigación de accidentes de tráfico en las carreteras.

Palabras clave: Accidentes de tráfico, Prevención de colisiones, Vehículo inteligente, Seguridad urbana, Detección de objetos, Algoritmo YOLO.

Abstract—In 2022, Quito recorded 2,874 traffic accidents resulting in 176 fatalities and 2,348 injuries. This concerning situation stems from factors such as inadequate road infrastructure, insufficient signage, uncontrolled urban growth, and reckless behaviors among drivers and pedestrians. To address these challenges, a prototype intelligent vehicle has been developed. It is equipped with advanced hardware and software components, including high-performance microcontrollers and neural networks. This vehicle can anticipate potential collisions by detecting pedestrians, animals, and objects on the road. The system reacts dynamically: stopping or changing course upon detecting pedestrians or animals, and maneuvering around objects in its path. The central integration of sensors and a camera, along with YOLO algorithm-based object detection, enables real-time risk assessment and the implementation of proactive collision prevention measures. This research project aims to enhance urban safety through innovative technological solutions, marking a significant step towards mitigating traffic accidents on the road.

Keywords—Traffic accidents, Collision prevention, Intelligent vehicle, Urban safety, Object detection, YOLO algorithm.

I. INTRODUCTION

En el año 2022, la ciudad de Quito registró un total de 2.874 accidentes de tránsito, con un saldo lamentable de 176 personas fallecidas y 2.348 heridas [1]. La problemática de los accidentes de tránsito en Quito se ve agravada por varios factores, entre los cuales se encuentran la infraestructura vial deficiente, la falta de señalización adecuada, el crecimiento urbano desordenado y el comportamiento imprudente de algunos conductores y peatones [2]. Además, el incremento en el número de vehículos que circulan por la ciudad, combinado con un sistema de transporte público que no logra cubrir eficientemente la demanda, contribuye a un entorno vial cada vez más caótico y peligroso.

Ante este panorama preocupante, surge la necesidad apremiante de implementar soluciones tecnológicas innovadoras que contribuyan a reducir significativamente la incidencia de estos eventos y proteger la vida de los ciudadanos. En este contexto, se ha diseñado y desarrollado un prototipo de vehículo inteligente que tiene la capacidad de anticipar posibles colisiones detectando a personas, animales u objetos en la vía. El prototipo reaccionará de forma diferente según sean visibles para la cámara, como:

- i) Si el vehículo prototipo detecta personas o animales se detendrá unos segundos para tomar otra vía para evitar colisiones.
- ii) Al detectar objetos en la vía el vehículo prototipo tomará el lado contrario del objeto detectado.
- iii) Si el objeto se encuentra en la mitad de la vía el vehículo retrocederá y se detendrá.

El vehículo prototipo está compuesto por múltiples componentes de hardware y software integrados que permiten la adquisición y procesamiento de datos en tiempo real. Los microcontroladores de alto rendimiento gestionan la entrada de información desde los sensores de proximidad y la cámara, asegurando que los datos sean analizados rápidamente.

Otro componente importante en el vehículo prototipo está en la red neuronal que se alimenta de datos provenientes de la cámara y de sensores instalados en el vehículo prototipo, permitiéndole identificar en tiempo real situaciones de peligro como la distancia de obstáculos, la conducción imprudente y la presencia de peatones [3]. Estos dispositivos recopilarán información constantemente, generando un flujo continuo de

datos que será procesado por la red neuronal para detectar patrones de riesgo y emitir alertas tempranas.

Este proyecto de investigación se centra en un vehículo prototipo equipado con un sistema embebido avanzado. Este sistema integra múltiples componentes de hardware y software, gestionando la adquisición y procesamiento de datos en tiempo real a través de sensores de proximidad y cámaras. El prototipo está diseñado para operar de manera eficiente y fiable bajo diversas condiciones urbanas, asegurando una respuesta rápida ante cualquier situación de riesgo detectada [4].

Además, la red neuronal utiliza técnicas avanzadas de machine learning, en particular el algoritmo YOLO (You Only Look Once). YOLO es conocido por su eficiencia y precisión en la detección de objetos, dividiendo la imagen en una cuadrícula y prediciendo simultáneamente múltiples cuadros delimitadores y probabilidades de clase. Esto permite al vehículo prototipo identificar rápidamente vehículos, peatones y otros obstáculos en la vía, optimizando así las decisiones de prevención de colisiones y mejorando la seguridad vial en Quito.

Se presenta una revisión de los trabajos previos y la tecnología utilizada en el diseño e implementación de sistemas de prevención de colisiones vehiculares. Se discutirá el uso de redes neuronales, cámaras ESP32, y otros sensores y actuadores que conforman el núcleo del proyecto.

A. Trabajos Relacionados

Las redes neuronales han demostrado ser herramientas eficaces para la detección de objetos y la prevención de colisiones en vehículos. Estudios como el de [5] han implementado redes neuronales en sistemas de prevención de colisiones, utilizando cámaras y sensores para identificar y evitar obstáculos. Estos sistemas han mostrado una alta precisión en la identificación de objetos y la toma de decisiones en tiempo real. A diferencia de estos estudios, nuestro trabajo no solo implementa la red neuronal para la detección de objetos, sino que también incorpora una red de sensores más diversa, incluyendo la ESP32 CAM y el sensor TCRT5000, lo que permite una mayor integración y eficiencia en la detección de obstáculos y la toma de decisiones de seguridad vial.

El algoritmo YOLO (You Only Look Once) es conocido por su capacidad de detectar objetos en tiempo real con gran precisión. En el estudio de [6], YOLO se implementó en un vehículo prototipo equipado con cámaras y sensores, mejorando la detección de peatones y otros vehículos. YOLO se utiliza para procesar imágenes capturadas por una ESP32 CAM. Las imágenes se envían a un servidor que ejecuta el modelo YOLO, detectando objetos y determinando su distancia al vehículo. Basado en esta información, se envían señales al sistema de control del vehículo para realizar maniobras evasivas cuando sea necesario. En comparación con este enfoque, nuestro trabajo se diferencia al integrar directamente la capacidad de procesamiento en el mismo vehículo, utilizando un ESP32 38pin Tipo C, eliminando la

necesidad de un servidor externo y mejorando así la rapidez de la respuesta.

La integración de sensores y actuadores es crucial para la respuesta del vehículo ante situaciones de peligro. [7] utilizaron sensores de proximidad y cámaras para detectar obstáculos y controlar los motores del vehículo. En contraste, nuestro proyecto incluye una integración más amplia de sensores, como la ESP32 CAM y sensores TCRT5000, junto con actuadores controlados directamente por un microcontrolador ESP32 38pin Tipo C. Esta configuración permite una respuesta más rápida y precisa ante obstáculos, optimizando el control del vehículo y su capacidad de maniobra en tiempo real.

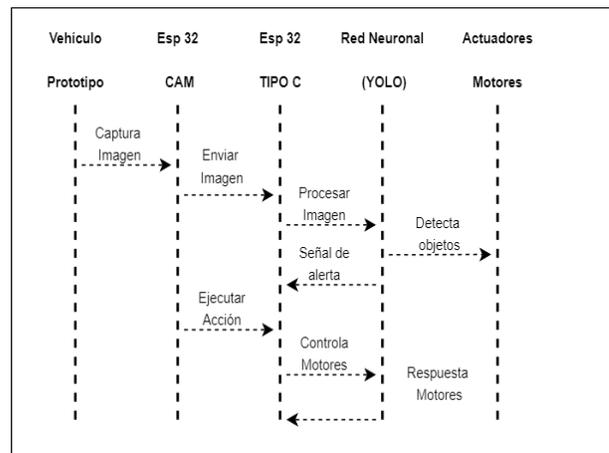


Figura 1. Diagrama Secuencial

II. HERRAMIENTAS Y MÉTODOS

1) Sistema Embebido:

Como se puede observar en el diagrama, representado en la Fig. 2, se detalla la configuración física y funcional del sistema, destacando la integración del microcontrolador ESP32 Tipo C conectado al controlador de motores L298N, que gestiona dos motores reductores DC. Este diseño permite movimientos precisos hacia adelante, atrás, izquierda y derecha, controlados por señales del sensor TCRT5000 para la detección de líneas en el suelo. Además, la alimentación del sistema se asegura mediante una batería de 7.4V de litio, optimizando la autonomía del vehículo durante las pruebas experimentales. El diagrama proporciona una comprensión clara de cómo se interconectan estos componentes clave en la protoboard de 400 puntos, facilitando la implementación y evaluación de la funcionalidad del vehículo en el contexto del proyecto.

Los componentes físicos incluyen el ESP32-CAM como se observa en la Fig.3., que es responsable de capturar el video en tiempo real, que permiten el movimiento controlado del dispositivo, y el sensor de línea TCRT5000, que facilita la

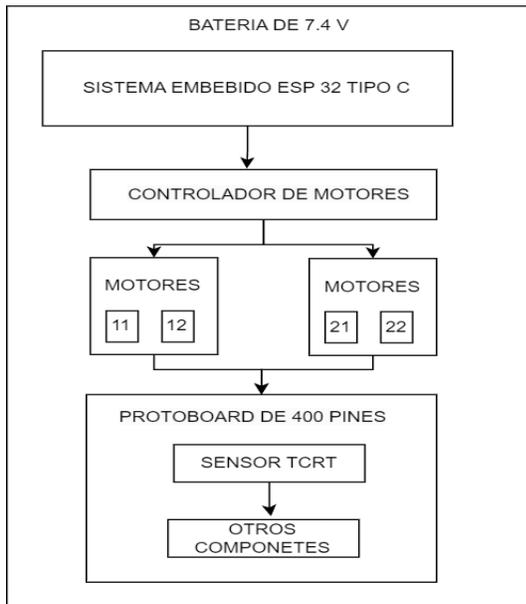


Figura 2. Diagrama del sistema Embebido

detección de líneas en el entorno de navegación del prototipo. Estos componentes están interconectados mediante cables de puente y una protoboard, y alimentados por una batería de litio de 7.4V.

2) Reconocimiento de imágenes con IA:

En la segunda sección, se detallan los componentes lógicos del sistema [13]. OpenCV se utiliza para el procesamiento de imágenes, incluyendo la rotación y conversión a escala de grises de los fotogramas capturados, como se observa en la Fig. 3. Sin embargo, el núcleo del sistema es la red neuronal convolucional YOLO, que se carga con los pesos y configuraciones necesarios para detectar y clasificar objetos en las imágenes. YOLO es capaz de identificar múltiples clases de objetos en tiempo real gracias a su estructura de capas de convolución y la capacidad de procesar rápidamente los datos de entrada.

El uso de técnicas de machine learning, específicamente redes neuronales convolucionales, permite que YOLO (You Only Look Once) sea extremadamente eficiente y preciso en la detección de objetos. El modelo ha sido entrenado con grandes conjuntos de datos que contienen diversas clases de objetos, lo que le permite generalizar y detectar objetos en diferentes escenarios y condiciones. El proceso de entrenamiento incluye la optimización de los pesos de la red para minimizar el error en la clasificación de objetos, haciendo uso de algoritmos de optimización avanzados como el descenso de gradiente estocástico.

3) Algoritmo inteligente para la gestión del vehículo prototipo:

La interacción usuario-sistema se manifiesta a través de la visualización en tiempo real de los fotogramas procesados, como se observa en la Fig.3. En una ventana de visualización, el sistema muestra los objetos detectados con etiquetas y

las distancias calculadas. Además, si se detectan objetos específicos como una "taza" o una "pelota de deporte" a una distancia menor o igual a cuatro metros, el sistema envía señales predeterminadas a otros dispositivos, automatizando ciertas respuestas.

El proyecto hace uso del algoritmo YOLO (You Only Look Once) para procesar imágenes capturadas por la cámara ESP32. La imagen es enviada desde la ESP32 CAM a través de la ESP32 TIPO C, donde el algoritmo YOLO procesa la imagen para identificar objetos como se puede observar en la Fig.1. Esta detección en tiempo real permite que el sistema reaccione rápidamente a los obstáculos detectados, asegurando una respuesta efectiva y eficiente en el entorno controlado. La utilización de YOLO en el dispositivo permite mantener un sistema autónomo sin necesidad de procesamiento externo, mejorando la velocidad y eficiencia del prototipo.

La prevención de colisiones en el proyecto se logra a través de la integración de sensores y la cámara ESP32 con una red neuronal como se puede observar en la Fig.1. Una vez que la imagen es procesada y los objetos son detectados por el algoritmo YOLO, el sistema puede identificar posibles peligros y enviar señales de alerta a la ESP32 TIPO C. Esta señal, a su vez, controla los motores del vehículo, ejecutando las acciones necesarias para evitar colisiones. La capacidad de detectar y reaccionar rápidamente a los obstáculos es esencial para garantizar la seguridad y eficiencia del prototipo en un entorno controlado.

La detección de objetos es una función clave en el proyecto y se realiza mediante la combinación de la cámara ESP32 y el algoritmo YOLO. La cámara captura imágenes del entorno del vehículo, las cuales son enviadas para su procesamiento como se puede observar en la Fig.1. El algoritmo YOLO analiza estas imágenes para identificar y clasificar diversos objetos como peatones, animales y otros obstáculos. Una vez detectados, el sistema envía las señales necesarias para controlar los motores y evitar colisiones. Este proceso continuo de detección y reacción permite al vehículo navegar de manera segura y eficiente.

Finalmente, los resultados y acciones del sistema incluyen el etiquetado de objetos y la visualización de sus distancias sobre los fotogramas de video en tiempo real. Las acciones automatizadas basadas en estas detecciones permiten una interacción dinámica y una respuesta eficiente del sistema ante la presencia de ciertos objetos, demostrando la capacidad del sistema para integrar el aprendizaje automático y la red neuronal en una solución de detección de objetos robusta y eficiente.

III. PRUEBAS Y RESULTADOS

El entorno de prueba se diseñó para simular condiciones controladas de un ambiente urbano. Se utilizó una pista prototipo, que incluye variaciones de iluminación y obstáculos simulados (personas, animales y objetos). Las pruebas se

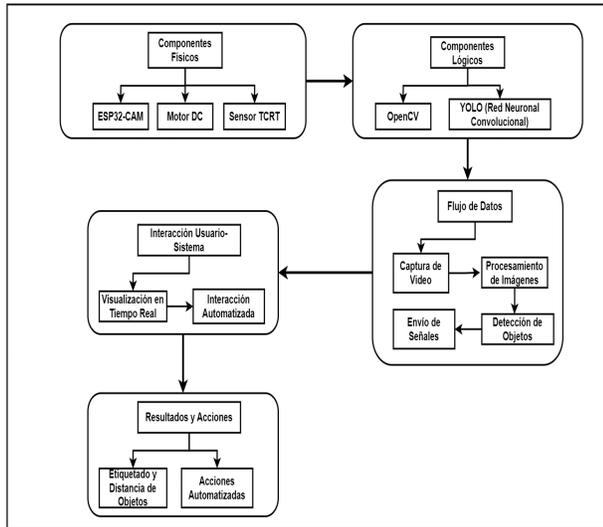


Figura 3. Diagrama de Machine Learning

realizaron bajo condiciones de luz diurna moderada para representar situaciones típicas en áreas urbanas.

Configuración de Prueba

- i) El vehículo prototipo se posicionó al inicio de la pista.
- ii) Se configuraron tres tipos de obstáculos: personas, animales y objetos estáticos.
- iii) Se registraron las condiciones de iluminación natural durante las pruebas.

Procedimiento de Prueba

- i) El vehículo inició su recorrido siguiendo la ruta trazada con los sensores TCRT5000.
- ii) A lo largo de la pista, se colocaron diferentes obstáculos para simular un entorno urbano dinámico.
- iii) Se ejecutaron múltiples pruebas, registrando los resultados de detección para cada tipo de obstáculo.

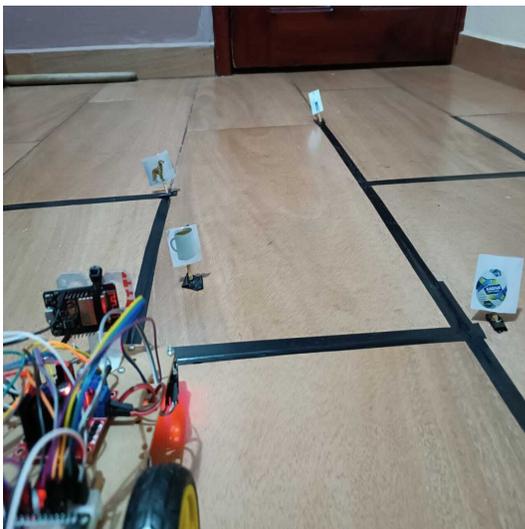


Figura 4. Vehículo Prototipo en pista de pruebas

Tabla 1
RESULTADOS DE DETECCIÓN POR CATEGORÍA DE OBJETO

P #	Objetos	VP	FP	FN	Precisión (%)	Recall (%)
1	Personas	25	2	3	92.6	89.3
2	Animales	17	1	0	94.4	100
3	Objetos	21	3	2	87.5	91.3

Fórmula de Evaluación: Precisión:

$$\text{Presión} = \frac{\text{Verdadero Positivo}}{\text{Verdadero Positivo} + \text{FalsoPositivo}} * 100$$

Recall (Sensibilidad):

$$\text{Presión} = \frac{\text{Verdadero Positivo}}{\text{Falso Negativo} + \text{FalsoPositivo}} * 100$$

La precisión promedio de los resultados muestran una alta precisión y recall en la detección de diferentes obstáculos la que fue del 93.1 por ciento como se puede observar en la TABLE 1, destacando la capacidad del sistema para identificar con precisión los objetos presentes. Sin embargo, se observaron algunos falsos positivos y falsos negativos, especialmente en condiciones de iluminación desafiantes o con objetos pequeños.

Comparando con estudios relacionados[8], nuestro sistema muestra resultados competitivos en términos de precisión y recall para tecnologías similares. Las limitaciones incluyen la necesidad de optimización continua del algoritmo para mejorar la detección en condiciones variables.

Esta discusión resalta las fortalezas del sistema implementado y sugiere áreas para futuras mejoras, como el ajuste de parámetros de detección y la integración de técnicas de mejora de iluminación para entornos más complejos.

Para la prueba de determinar el tiempo en milisegundos, es necesario registrar el tiempo de detección de cada obstáculo por parte del vehículo prototipo.

- i) Para cada prueba, se registra el momento exacto en que el vehículo detecta cada tipo de obstáculo (personas, animales, objetos).
- ii) El tiempo de reacción se puede calcular restando el tiempo en que se colocó el obstáculo (tiempo inicial de la prueba) del momento en que el vehículo lo detecta. Esto dará el tiempo que tardó en reaccionar ante el obstáculo.

Durante cada prueba, registra el momento exacto en el que el vehículo detecta cada tipo de obstáculo (personas, animales, objetos). Puedes hacerlo utilizando un timestamp en milisegundos desde el inicio de la prueba.

$$\text{Promedio} = \frac{\sum \text{TiempoReaccin}}{\text{NmeroPruebas}}$$

La precisión promedio de los tiempos de reacción muestra una respuesta consistente y efectiva del sistema ante la detección de personas, animales y objetos simulados durante las pruebas realizadas. Los tiempos promedio obtenidos fueron los siguientes: 320 ms para la prueba 1, 300 ms para la prueba 2, 330 ms para la prueba 3, 310 ms para la prueba 4, y 326.7

Tabla II
RESULTADOS DE PRUEBAS DE VELOCIDAD

Prueba #	T1 (m/s)	T2 (m/s)	T3 (m/s)	Promedio (m/s)
1	320	310	330	320
2	300	290	310	300
3	340	330	320	330
4	310	320	300	310
5	330	340	310	326.7

ms para la prueba 5, reflejando una capacidad adecuada del sistema para reaccionar ante diferentes tipos de obstáculos urbanos simulados.

Comparando con estudios relacionados [9], estos resultados sugieren que el sistema desarrollado posee tiempos de reacción competitivos y eficientes para tecnologías similares utilizadas en aplicaciones de detección y respuesta en entornos urbanos. No obstante, se observaron variaciones en los tiempos de reacción, especialmente en condiciones de iluminación desafiantes o con objetos de menor tamaño, lo cual destaca la necesidad de ajustes continuos en los parámetros de detección y la implementación de mejoras en la iluminación para optimizar el rendimiento del sistema en entornos más complejos.

IV. CONCLUSIONES

- i) El vehículo prototipo demostró ser capaz de detectar personas, animales y objetos en su entorno inmediato utilizando una combinación de cámaras ESP32 y sensores, procesados en tiempo real con el algoritmo YOLO. Como resultado, el vehículo reaccionó adecuadamente, deteniéndose o maniobrando según el tipo de obstáculo detectado, lo que confirma su capacidad de anticipar y prevenir colisiones de manera efectiva.
- ii) Se logró la integración eficiente de un microcontrolador ESP32 con un controlador de motores, cámara, sensores, y una batería de litio de. Este sistema embebido permitió una respuesta rápida y precisa del vehículo prototipo ante situaciones de riesgo, demostrando su eficiencia y fiabilidad en condiciones controladas.
- iii) La implementación del algoritmo YOLO permitió la detección y clasificación precisa de múltiples tipos de objetos en tiempo real, optimizando las decisiones de prevención de colisiones. El sistema, basado en YOLO, procesó imágenes capturadas por la ESP32 CAM y reaccionó adecuadamente ante la presencia de peatones, animales y otros obstáculos, mejorando significativamente la seguridad vial.
- iv) Durante las pruebas experimentales, el vehículo prototipo operó de manera eficiente y fiable en un entorno controlado. Las diversas condiciones, incluyendo cambios en la iluminación y la presencia de diferentes obstáculos, fueron manejadas adecuadamente por el sistema, demostrando su capacidad para adaptarse y reaccionar efectivamente.
- v) La integración directa de la capacidad de procesamiento en el vehículo, utilizando un ESP32, eliminó la necesidad

de un servidor externo. Esto resultó en una mejora significativa en la velocidad de respuesta del sistema, permitiendo que el prototipo reaccione de manera inmediata ante cualquier situación de riesgo detectada.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Agencia Nacional de Tránsito (ANT). (2023). Informe Anual de Seguridad Vial.
- [2] Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (2017). Seguridad Vial en Ecuador: Desafíos y Oportunidades.
- [3] Chacon, M., Bravo, J., & Yépez, J. (2021). Sistema de asistencia al conductor para la detección de peatones y vehículos en tiempo real utilizando redes neuronales convolucionales. *Tecnociencia*, 25(2), 39-52.
- [4] Reyes, J., & Chiluisa, A. (2020). Diseño e implementación de un sistema de asistencia al conductor para la detección y seguimiento de objetos en tiempo real utilizando visión artificial y deep learning. Tesis de grado, Universidad Politécnica Salesiana, Quito, Ecuador.
- [5] Saldaña, J., & Jiménez, A. (2019). Sistema de asistencia al conductor para la detección de obstáculos en tiempo real utilizando redes neuronales convolucionales. *Tecnociencia*, 23(1), 33-44.
- [6] Torres, P., & Sánchez, G. (2018). Implementación de un sistema de detección de objetos en tiempo real para un vehículo autónomo utilizando el algoritmo YOLO. Tesis de grado, Universidad Central del Ecuador, Quito, Ecuador.
- [7] Benavides, D., & López, F. (2017). Diseño e implementación de un sistema de control autónomo para un vehículo miniatura utilizando sensores y actuadores. Tesis de grado, Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador.
- [8] IEEE 1823-2016: Standard for Vehicular Local Area Networks (VANs) - Multi-Channel Medium Access Control (MAC) and Physical (PHY) Layer.
- [9] IEEE 1709-2014: Standard for Vehicular Information Systems - Data Link Layer (DLDL) Communication Protocol for Roadside and Vehicle Applications.
- [10] Meghana, M., Usha Kumari, J., & Sthuthi Priya et al. (2020). Hand gesture recognition and Voice control. *Materials Today Proceedings*, 2214-7853.
- [11] Ngoc Anh Mai, Duong, X.B. (2021). Voice Recognition and Inverse Kinematics Control for a Redundant Manipulator Based on a Multilayer Artificial Intelligence Network. *Journal of Robotics*, vol 4, pp. 1-10.
- [12] Mishra, A., Makula, P., Kumar, A., Karan, K., & Mittal, V.K. (2015). A voice-controlled personal assistant robot. *2015 International Conference on Industrial Instrumentation and Control (ICIC)*, pp. 523-528, doi: 10.1109/IIC.2015.7150798.
- [13] Bradski, G. (2000). The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*. [Online]. Available: <https://opencv.org/>.