



GRADO EN INGENIERÍA DE ROBÓTICA SOFTWARE

Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Telecomunicación

Curso académico 2021-2022

Trabajo fin de grado

Conducción autónoma sobre plataforma real y simulada con
seguimiento de carril e identificación de señales de tráfico y
peatones mediante redes neuronales

Tutor: Julio Vega Pérez

Autor: Álvaro Mariscal Ávila



Este trabajo se distribuye bajo los términos de la licencia internacional CC BY-NC-SA International License (Creative Commons AttributionNonCommercial-ShareAlike 4.0). Usted es libre de (a) *compartir*: copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato; y (b) *adaptar*: remezclar, transformar y crear a partir del material. El licenciador no puede revocar estas libertades mientras cumpla con los términos de la licencia:

- *Atribución*. Usted debe dar crédito de manera adecuada, brindar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.
- *No comercial*. Usted no puede hacer uso del material con propósitos comerciales.
- *Compartir igual*. Si remezcla, transforma o crea a partir del material, debe distribuir su contribución bajo la la misma licencia del original.

Agradecimientos

A mis padres.

A mi abuela, aunque ella ya no lo recuerde.

Madrid, 30 de junio de 2022

Álvaro Mariscal Ávila

Resumen

El problema abordado se enmarca dentro del ámbito de la robótica y la visión artificial. Se trata de dos campos en auge actualmente que proporcionan soluciones eficaces en multitud de campos de aplicación, como por ejemplo la conducción autónoma, donde un vehículo sería capaz de circular sin conductor. De esta forma, trayectos largos como los realizados en el transporte de mercancías, serían llevados a cabo en un menor tiempo y con una mayor seguridad.

El objetivo de este proyecto es desarrollar un coche autónomo sobre una plataforma de bajo coste y reducido tamaño capaz de circular por un circuito o carretera en un entorno dinámico interactuando con objetos propios de una ciudad. El objetivo propuesto se ha desarrollado en dos entornos distintos; en un entorno simulado, donde se realizan diversas pruebas con el objetivo de comprobar la viabilidad de la solución planteada para, a continuación, reproducir ese mismo escenario en un entorno real, implementando la solución sobre un robot real.

El objetivo planteado se ha resuelto a través del uso de dos redes neuronales: una para el seguimiento de carril, que se combina con un controlador que utiliza la salida de dicha red para comandar una determinada velocidad lineal y angular al robot, y otra red neuronal que tiene como objetivo detectar los objetos presentes en el entorno y reaccionar en consecuencia a estos.

Al tratarse de una plataforma de bajo coste, se han encontrado limitaciones propias de la potencia que ofrece el equipo que compone el robot. A pesar de estas dificultades, se ha conseguido resolver el problema propuesto, principalmente reduciendo la resolución de la imagen que reciben las redes neuronales y realizando una optimización del equipo. Además, se han planteado otros ámbitos de aplicación distintos a la conducción autónoma en los que el software desarrollado podría ser de utilidad.

Abstract

The problem addressed is framed within the field of robotics and computer vision. These are two currently growing fields that offer effective solutions in many fields of application, such as autonomous driving, where a vehicle could be driven without a driver onboard. In this way, long journeys such as those made in the transport of goods, would be safer and faster.

The main goal of this project is to develop a self-driving car on a low-cost and small-size platform capable of driving on a circuit or road in a dynamic environment, interacting with common city objects. The proposed objective has been developed in two different environments; in a simulated environment, where various experiments are carried out in order to check the viability of the proposed solution to then reproduce the same scenario in a real environment, implementing the solution on a real robot.

The goal set has been solved through the use of two neural networks: one for road following, which is combined with a controller that uses the output of said network to send proper linear and angular velocity to the robot, and another neural network which aims to detect the objects present in the environment and react accordingly to them.

As it is a low-cost platform, limitations of the power offered by the board that integrates the robot have been found. Despite these difficulties, it has been possible to solve the proposed problem, mainly by reducing the resolution of the image received by the neural networks and optimizing the operating system. In addition, other areas of application have been proposed in which the developed software could be useful.

Acrónimos

AI *Artificial Intelligence*

ANN *Artificial Neural Network*

AGV *Automated Guided Vehicle*

AMR *Autonomous Mobile Robot*

CPU *Central Processing Unit*

GPU *Graphics Processing Unit*

EO/IR *Electro-Optical and Infrared Sensors*

FIR *Far Infrared*

GPIO *General Purpose Input/Output*

RPM *Revolutions Per Minute*

PWM *Pulse With Modulation*

CW *Clockwise*

CCW *Counter Clockwise*

LIPO *Lithium-Ion Polymer Battery*

USB *Universal Serial Bus*

YOLO *You Only Look Once*

CNN *Convolutional Neural Network*

GUI *Graphical User Interface*

MSE *Mean Squared Error*

mAP *mean Average Precision*

FPS *Frames Per Second*

HSV *Hue Saturation Value*

RGB *Red Green Blue*

RGBD *Red Green Blue Depth*

FP16 *16-bit Floating Point*

FP32 *32-bit Floating Point*

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Inteligencia artificial	1
1.2. Visión artificial	2
1.3. Deep Learning	4
1.4. Coches autónomos	5
1.4.1. AMRs	6
2. Objetivos	8
2.1. Descripción del problema	8
2.2. Requisitos	9
2.3. Metodología	9
2.4. Plan de trabajo	9
3. Plataforma de desarrollo	11
3.1. Hardware	11
3.1.1. <i>NVIDIA Jetson Nano</i>	12
3.1.2. Motores <i>TT</i>	13
3.1.3. Controladora de motores <i>L298N</i>	13
3.1.4. Cámara <i>Xiaomi</i>	15
3.1.5. Batería de 10500mAh	15
3.1.6. Chasis	15
3.2. Software	16
3.2.1. <i>Python</i>	16
3.2.2. <i>Blender</i>	17
3.2.3. <i>Gazebo</i>	17
3.2.4. <i>SDF</i>	18
3.2.5. <i>ROS</i>	18
3.2.6. <i>OpenCV</i>	19
3.2.7. <i>YOLO</i>	20

3.2.8. <i>Darknet</i>	21
3.2.9. <i>LabelIMG</i>	21
3.2.10. <i>PyQt</i>	22
3.2.11. <i>JetRacer</i>	22
4. Sistema de conducción autónoma	24
4.1. Entorno simulado	24
4.1.1. Modelo de la ciudad	25
4.1.2. Modelo del coche autónomo	27
4.1.3. Seguimiento de carril	31
4.1.4. Detección de objetos	35
4.1.5. Interfaz de usuario	37
4.2. Entorno real	38
4.2.1. Elementos del entorno	39
4.3. Redes neuronales en el entorno real	40
4.3.1. Detección de objetos propios	41
4.3.2. Controlador para el seguimiento de carril	46
4.3.3. Transformación del modelo de <i>PyTorch</i> a <i>TensorRT</i>	46
5. Conclusiones	48
5.1. Conclusiones	48
5.2. Líneas futuras	49
Bibliografía	51

Índice de figuras

1.1. <i>PiCamera</i> usada en la placa <i>Raspberry Pi</i>	2
1.2. Sistema de visión nocturna desarrollado por <i>BMW</i>	3
1.3. Cámara <i>RGBD Microsoft Kinect</i> e imagen de profundidad obtenida por esta.	3
1.4. Red neuronal con tres capas internas.	4
1.5. Sistema de conducción autónoma <i>Tesla AutoPilot</i>	5
1.6. Camión autónomo nivel 5 de la marca <i>Volvo</i>	6
1.7. <i>AMRs</i> de <i>Kiva Systems</i> en almacenes de <i>Amazon</i>	7
3.1. Equipos <i>AArch64: Raspberry Pi 4</i> y <i>NVIDIA Jetson Nano</i>	12
3.2. Equipos <i>x86_64: LattePanda Alpha 864s</i> y <i>AMD Zen (CPU)</i> y <i>Navi 23 (GPU)</i> , usado en <i>Tesla Model S</i> [Ros, 2021].	12
3.3. <i>NVIDIA Jetson Nano</i>	13
3.4. Motores <i>TT</i>	14
3.5. Controladora de motores <i>L298N</i>	14
3.6. Batería 10500mAh.	15
3.7. Chasis.	16
3.8. Creación de una animación 3D con <i>Blender</i>	17
3.9. Ciudad simulada en <i>Gazebo</i>	18
3.10. Robot Spot de Boston Dynamics simulado en <i>Gazebo</i>	19
3.11. Objetos detectados por <i>YOLO</i> en una carretera.	20
3.12. Arquitectura <i>YOLOv3</i> con 53 capas convolucionales.	21
3.13. Etiquetado de imágenes mediante la biblioteca <i>LabelIMG</i>	22
3.14. Software de impresión 3D <i>Ultimaker Cura</i>	22
3.15. Interfaz <i>notebook</i> para ajustar controlador P.	23
4.1. Diagrama de clases.	25
4.2. Modelo de la ciudad original y la ciudad modificada en <i>Gazebo</i>	25
4.3. Semáforo y peatón usando <i>plugins</i> para <i>Gazebo</i>	27

4.4. Diseño de las piezas 2D y 3D en <i>FreeCAD</i>	28
4.5. Modelo 3D estático ensamblado en <i>Blender</i>	28
4.6. Diagrama del modelo diseñado con <i>Phobos</i>	30
4.7. Modelo dinámico del robot en <i>Gazebo</i>	31
4.8. Imagen del <i>dataset</i> donde el ángulo de giro necesario es elevado.	32
4.9. Representación del descenso del <i>loss</i> durante el entrenamiento.	34
4.10. Salida de la red neuronal <i>ResNet-18</i> en el simulador <i>Gazebo</i>	34
4.11. Salida de la red neuronal <i>YOLO V3 Tiny</i> en el simulador <i>Gazebo</i>	36
4.12. Detección del semáforo mediante transformación a <i>HSV</i> y filtro de color.	37
4.13. Capturas de la ejecución con dos redes neuronales.	37
4.14. Interfaz de usuario desarrollada para controlar la simulación.	38
4.15. Robot con <i>NVIDIA Jetson Nano</i>	38
4.16. Objetos reales dinámicos y estáticos.	39
4.17. Circuito inicial construido a partir de pistas <i>Scalextric</i>	39
4.18. Circuito con objetos.	40
4.19. Imagen del <i>dataset</i> utilizado entrenado con luz artificial y <i>loss</i> al finalizar el entrenamiento.	41
4.20. Etiquetado de objetos propios con la herramienta <i>LabelIMG</i>	43
4.21. Distribución de las clases de objetos del <i>dataset</i> COCO.	43
4.22. Gráfica de entrenamiento mostrando <i>loss</i> y <i>mAP</i> de la red <i>YOLO V3 Tiny</i>	45
4.23. Visión del robot durante la ejecución en el entorno real.	46
5.1. Posibles usos alternativos del software implementado.	49

Listado de códigos

3.1. Hola mundo en <i>Python 3</i>	16
4.1. Definición de estados y duraciones del semáforo.	26
4.2. Configuración de <i>waypoints</i> , velocidad y distancia a obstáculos del peatón.	26
4.3. Carga del <i>plugin Gazebo ROS Control</i>	29
4.4. Crear cámara simulada en <i>Gazebo</i>	31
4.5. Definición de los controladores de los <i>joints</i> del robot.	32
4.6. Obtención de la salida de la red neuronal <i>ResNet-18</i>	34
4.7. Contenido del mensaje <i>BoundingBox</i>	36
4.8. Formato de etiquetado de objetos utilizado por <i>COCO</i>	42
4.9. Formato de etiquetado de objetos utilizado por <i>YOLO</i>	42
4.10. Contenido del archivo <i>obj.data</i> con las rutas de los archivos necesarios.	44
4.11. Controlador P para el seguimiento de carril.	47
4.12. Conversión del modelo para realizar optimización y aumentar el rendimiento.	47

Índice de cuadros

3.1. Resoluciones disponibles en la cámara <i>Xiaomi</i>	15
4.1. <i>FPS</i> obtenidos en diferentes placas <i>NVIDIA</i>	35
4.2. <i>FPS</i> obtenidos en <i>YOLO V3 Tiny</i> con la tarjeta gráfica <i>NVIDIA MX330</i>	35
4.3. Comparación entre las tarjetas gráficas disponibles para entrenar la red <i>YOLO V3 Tiny</i>	41

Capítulo 1

Introducción

Cada vez tenemos más ejemplos de tareas realizadas por humanos que pueden ser realizadas por máquinas. Un ejemplo de ello lo encontramos en la conducción autónoma. Esta tiene el potencial de cambiar la forma en que nos movemos, aportando seguridad y confort. Si bien es cierto que aún no vemos vehículos circulando sin conductor (también por cuestiones legales), mucha de la tecnología necesaria para hacerlo ya está presente en los vehículos actuales. La conducción autónoma no solo se aplica a los vehículos que transitan las ciudades, sino que también es aplicable a muchos otros ámbitos, por ejemplo entornos industriales, de inspección o incluso de exploración, donde el vehículo se enfrenta a situaciones impredecibles y ante las que debe saber reaccionar correctamente.

1.1. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (o *Artificial Intelligence*, *AI*) es la disciplina que intenta entender y emular el comportamiento humano. Tiene como objetivo dotar a sistemas computacionales, entre los que se encuentran los robots, de cierta inteligencia y de la capacidad de aprender. Existen multitud de ramas que parten de la inteligencia artificial, como por ejemplo, la visión artificial, el aprendizaje automático o el aprendizaje profundo. Estas técnicas permiten tomar decisiones o clasificar datos en base a una información de entrada que, en algunos casos, requiere de un entrenamiento previo mediante un conjunto grande de datos conocidos como *datasets*. A través de esta información, los algoritmos que integran este tipo de técnicas obtienen lo necesario para poder inferir, por ejemplo, los objetos presentes en una imagen.



Figura 1.2: Sistema de visión nocturna desarrollado por *BMW*.

se encuentra un objeto en concreto. Para calcularla, existen diversas soluciones. Por ejemplo, encontramos una solución con una única cámara, basada en la suposición de que todos los objetos se encuentran situados en el suelo en [Vega and Cañas, 2019] o [Dal, 2021]. Para eliminar esta restricción y poder conocer distancias de objetos que no se encuentran situados en el suelo, surgen las *cámaras RGBD*, en las que cada píxel de la imagen proporciona, además del color *RGB*, una tercera componente, la profundidad o *depth*. Una de las primeras cámaras *RGBD* comerciales es la *Kinect*, desarrollada por *Microsoft* para su consola *Xbox 360* (Figura 1.3).

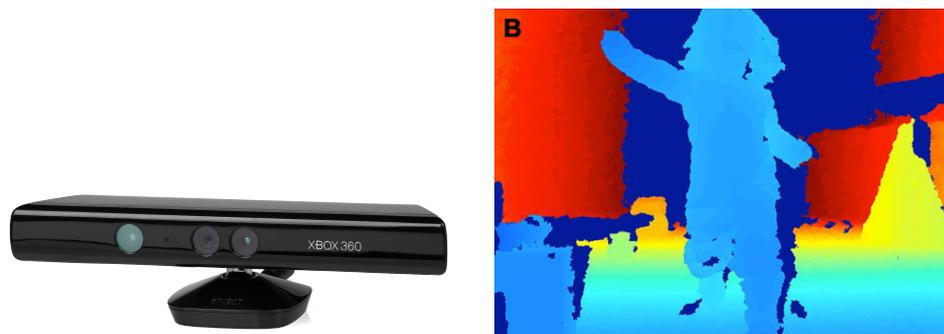


Figura 1.3: Cámara *RGBD Microsoft Kinect* e imagen de profundidad obtenida por esta.

La visión artificial ofrece multitud de posibilidades, más allá de la robótica, ofrece numerosas aplicaciones en campos tan dispares como la medicina, la realidad aumentada, el procesamiento de señales o la agricultura.

1.3. Deep Learning

El Aprendizaje Profundo, se basa en el uso de redes neuronales artificiales (o *Artificial Neural Network*, *ANN*) que parten del aprendizaje automático, *Machine Learning* que a su vez surge de la Inteligencia Artificial. Las redes neuronales están inspiradas en el cerebro humano, donde una neurona se comunica con otra mediante señales. En el caso de su abstracción al mundo de la computación, una red está formada por una capa de entrada, una o más capas internas, y una capa de salida (Figura 1.4)¹. Estas redes neuronales necesitan ser entrenadas mediante el concepto, anteriormente introducido, de *dataset*. A partir de este entrenamiento, la red es capaz de aprender y aumentar su precisión para que el resultado obtenido tenga fiabilidad.

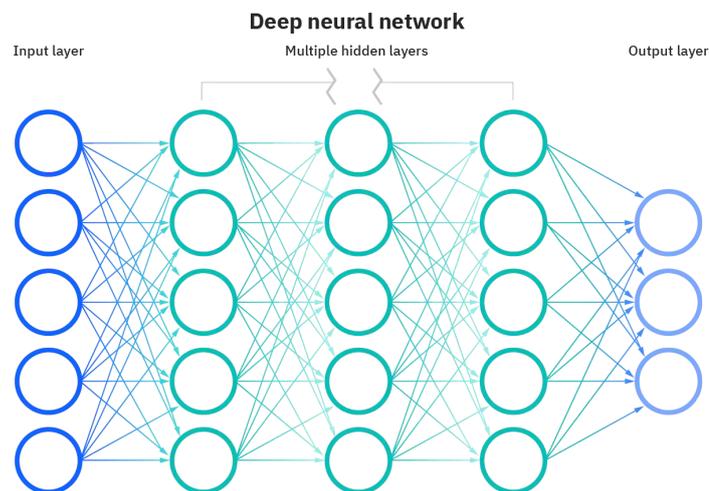


Figura 1.4: Red neuronal con tres capas internas.

Los inicios del *Deep Learning* se remontan al año 1979, cuando *Kunihiko Fukushima* desarrolló una red neuronal de entre 5 y 6 capas llamada *neocognitrón* [Fukushima, 1979], con el objetivo de reconocer caracteres japoneses.

Este tipo de redes neuronales tiene multitud de aplicaciones, pero todas comparten grandes cantidades de datos, en cualquier formato (vídeo, imagen, sonido). Algunas de ellas son: clasificación de objetos, procesamiento natural del lenguaje, *Big Data*, análisis médico, conversión de imágenes en blanco y negro a color etc.

¹<https://www.ibm.com/cloud/learn/neural-networks>

1.4. Coches autónomos

Cuando pensamos en un vehículo autónomo, pensamos en un vehículo que circula por la ciudad (coches, autobuses, furgonetas) sin una persona al volante (Figura 1.6)². Pero, a día de hoy, todavía no está presente en las ciudades aunque cabe esperar que en un corto plazo de tiempo lo esté. El principal inconveniente que actualmente está frenando su implantación es la legislación; a diferencia de, por ejemplo, el entorno de la aviación, donde desde hace décadas el control de la aeronave es automático (a excepción de tareas como el despegue, el aterrizaje o situaciones de emergencia).

Actualmente, coches de última generación como *Tesla* (Figura 1.5), ya incorporan un grado de autonomía elevado en determinadas situaciones, pero siempre con un conductor al volante que debe permanecer atento para poder reaccionar.

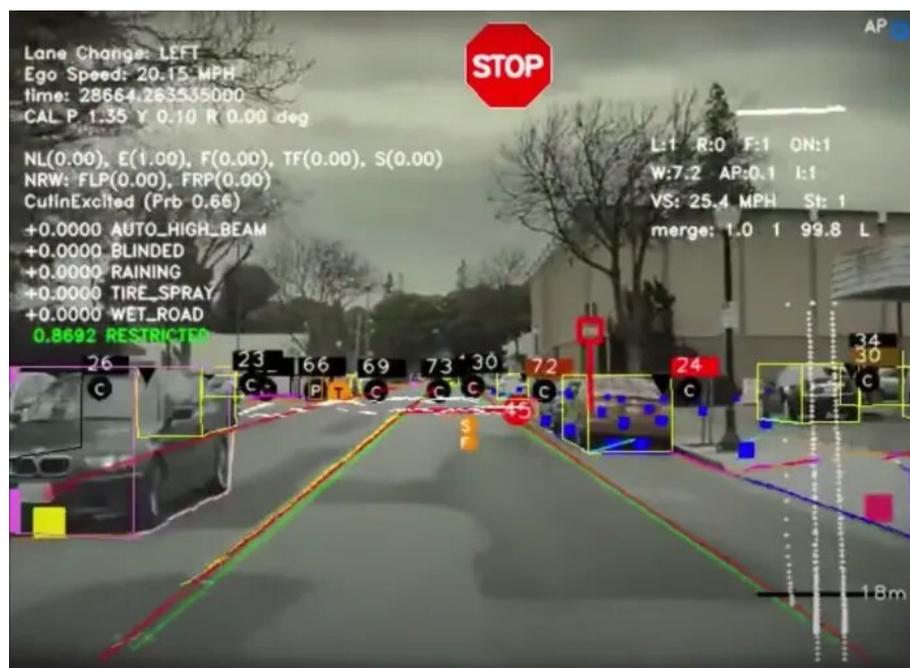


Figura 1.5: Sistema de conducción autónoma *Tesla AutoPilot*.

Atendiendo al estándar *SAE J3016* [SAE, 2018] los niveles de autonomía se pueden dividir en cinco:

1. Sin automatización: avisos y asistencia puntualmente.

²<https://www.volvogroup.com/en/news-and-media/news/2019/jun/news-3336083.html>

2. Asistencia a la conducción: centrado de carril o control de crucero.
3. Automatización parcial: centrado de carril y control de crucero.
4. Automatización condicionada: conducción automática en atascos.
5. Automatización elevada: conducción automática en algunas situaciones.
6. Automatización completa: conducción automática en cualquier situación.



Figura 1.6: Camión autónomo nivel 5 de la marca *Volvo*.

1.4.1. AMRs

Los robots móviles autónomos (o *Autonomous Mobile Robot, AMR*) son aquellos capaces de navegar por entornos dinámicos, conviviendo con humanos a su alrededor y sabiendo sobreponerse a situaciones para las que no habían sido programados explícitamente. Son los sucesores de los vehículos de guiado automático (o *Automated Guided Vehicle, AGV*), los cuales requieren una cierta infraestructura dependiendo del tipo de guiado, ya sea filo-guiados, a través de pintura o a través de cualquier otra técnica que haga que ese vehículo solo pueda funcionar cuando se conoce la infraestructura previa que estará presente en el entorno de trabajo.

Por otro lado, estos *AGVs*³ presentan muchas dificultades para relacionarse con obstáculos o humanos, donde ante un cambio pequeño del entorno, el robot se detendrá por seguridad. A diferencia de estos, los *AMRs* son capaces de realizar multitud de tareas en entornos donde la infraestructura necesaria es casi nula, quitando alguna necesidad de conectividad. Salvo por esa excepción, son robots que pueden ser diseñados para navegar por cualquier tipo de ambiente.

Un ejemplo muy representativo de *AMRs* son los robots de *Kiva Systems*⁴ (Figura 1.7), empresa comprada por *Amazon* en 2012⁵ para automatizar sus almacenes en tareas de logística a nivel interno, maximizando la productividad y el almacenamiento, tanto en profundidad como en altura, y minimizando el coste en personal.



Figura 1.7: *AMRs* de *Kiva Systems* en almacenes de *Amazon*.

El presente trabajo se enmarca dentro del campo de la robótica y la visión artificial. En estas disciplinas se hace uso de todas estas tecnologías con el objetivo de dotar a los robots de una cierta inteligencia. En los próximos capítulos se detallarán los objetivos a cumplir, las plataformas utilizadas y el diseño implementado.

³<https://mobilerobotguide.com/2021/08/06/whats-the-difference-between-an-amr-and-an-agv/>

⁴<https://www.aboutamazon.es/noticias/innovacion/los-robots-en-numeros-datos-y-cifras-sobre-los-robots-en-amazon>

⁵<https://www.eleconomista.es/tecnologia/noticias/3833220/03/12/Amazon-compra-la-empresa-robotica-Kyva-Systems-por-775-millones-de-dolares.html>

Capítulo 2

Objetivos

En este capítulo se detallan los objetivos del trabajo realizado, así como, los requisitos que este ha de cumplir, la metodología utilizada y el plan de trabajo seguido para completarlo.

2.1. Descripción del problema

El objetivo del trabajo es implementar un coche autónomo bajo una plataforma de bajo coste y reducido tamaño capaz de circular por un circuito o carretera en un entorno dinámico, interactuando con objetos propios de una ciudad, como semáforos, señales de stop o peatones. Para ello, se ha dividido el objetivo en general en dos subobjetivos:

- (a) Entorno simulado: utilizando el entorno de simulación *Gazebo* se desarrollará el problema anteriormente descrito con la finalidad de, posteriormente, realizar lo mismo en un entorno real.
- (b) Entorno real: utilizando un robot real diseñado a partir de la placa *NVIDIA Jetson Nano*, se desarrollará el problema anteriormente descrito sobre un circuito construido a partir de pistas de *Scalextric*¹.

Como se dijo anteriormente, en ambos entornos se han de completar dos objetivos:

- (a) Seguimiento de carril: el coche autónomo tendrá que ser capaz de realizar un seguimiento del carril utilizando una red neuronal que indicará el centro del carril al que el robot deberá ceñirse.

¹<https://scalextric.es/>

- (b) Detección de objetos: mientras el robot realiza el seguimiento del carril, debe interactuar con objetos del entorno, esto es, reaccionar cuando ve una señal de stop o un semáforo en rojo deteniéndose apropiadamente.

2.2. Requisitos

El trabajo tendrá una serie de requisitos que deberán ser respetados:

1. El sistema operativo utilizado, para ambos entornos, será *GNU/Linux*, concretamente la distribución *Ubuntu 18.04 LTS*, ya que cuenta con soporte para múltiples arquitecturas y proporciona un gran rendimiento.
2. El entorno simulado requerirá la presencia de una tarjeta gráfica dedicada, ya que es muy recomendable para trabajar con redes neuronales; concretamente de la marca *NVIDIA*, ya que se utilizará la plataforma *CUDA*.
3. El entorno real requerirá un robot con la placa de desarrollo *NVIDIA Jetson Nano*, ya que esta es una de las placas con *GPU* más económicas.
4. El lenguaje de programación utilizado será *Python*, debido a las librerías utilizadas, que se detallarán en el próximo capítulo.

2.3. Metodología

Partiendo de los requisitos y objetivos previamente descritos, se procedió a evaluar el hardware necesario; a continuación, se realizó un análisis de diversas bibliotecas de código con el objetivo de seleccionar las que fuesen compatibles y tuviesen un mejor rendimiento en la plataforma de hardware elegida. El siguiente paso fue el diseño del software necesario y cómo integrarlo con las bibliotecas escogidas. Por último, se realizaron pruebas periódicas tanto en simulador como en un entorno real, con el objetivo de ir afinando el software para conseguir el resultado final.

2.4. Plan de trabajo

El plan de trabajo se ha basado en reuniones semanales o quincenales con el tutor, dependiendo de la carga de trabajo, en las que se iban fijando objetivos específicos y

fijando la estrategia para poder completar el proyecto.

El trabajo realizado se ha ido subiendo a un repositorio de trabajo en *GitHub*². De esta forma se ha podido ir analizando de forma rápida los cambios realizados en el código. También se ha ido desarrollando una *Wiki*³ en *GitHub* a modo de bitácora en la que se iban detallando los avances del proyecto, así como los problemas y las limitaciones que iban surgiendo a medida que se cumplían los objetivos.

²<https://github.com/jmvega/tfg-amariscal>

³<https://github.com/jmvega/tfg-amariscal/wiki>

Capítulo 3

Plataforma de desarrollo

En este capítulo se explica el hardware y software elegido para desarrollar el trabajo y los motivos de dicha elección.

3.1. Hardware

La decisión de qué arquitectura utilizar en un robot es determinante. Es necesario evaluar multitud de factores: consumo de energía, potencia requerida, tamaño y peso, sistema operativo a utilizar, posibilidad de recibir respuesta en *real time*, precio, etc.

Existen multitud de arquitecturas utilizadas en proyectos robóticos *x86*, *x86-64*, *ARMv6*, *ARMv7* o *AArch64*. Pero actualmente hay dos arquitecturas predominantes, *x86-64* y *AArch64*, ambas de 64 *bits*, ya que los 32 *bits* han quedado desfasados para la gran mayoría de aplicaciones, además de que los nuevos sistemas operativos comienzan a no soportarlos [J.Pomeyrol, 2019].

Estas dos arquitecturas tienen grandes diferencias en cuanto al diseño de los procesadores y las instrucciones que utilizan:

- Reduced Instruction Set Computer (*RISC*).
- Complex Instruction Set Computer (*CISC*).

El conjunto de instrucciones utilizado por *AArch64* es *CISC*. Este conjunto se compone de gran cantidad de instrucciones y muchas de ellas complejas para realizar tareas que el conjunto *RISC* puede realizar con varias instrucciones. Este último conjunto es utilizado por la arquitectura *x86-64*. En el mercado actual existen multitud de placas de desarrollo disponibles para equipar a todo tipo de robots, algunas de ellas

se encuentran en las Figuras 3.1 y 3.2.

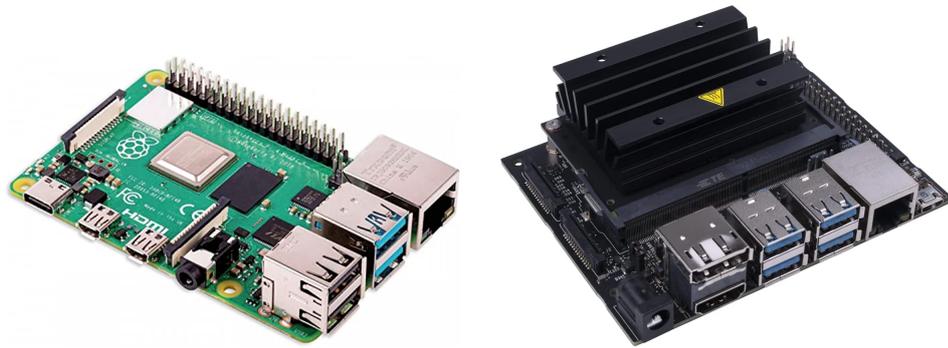


Figura 3.1: Equipos *AArch64*: *Raspberry Pi 4* y *NVIDIA Jetson Nano*.

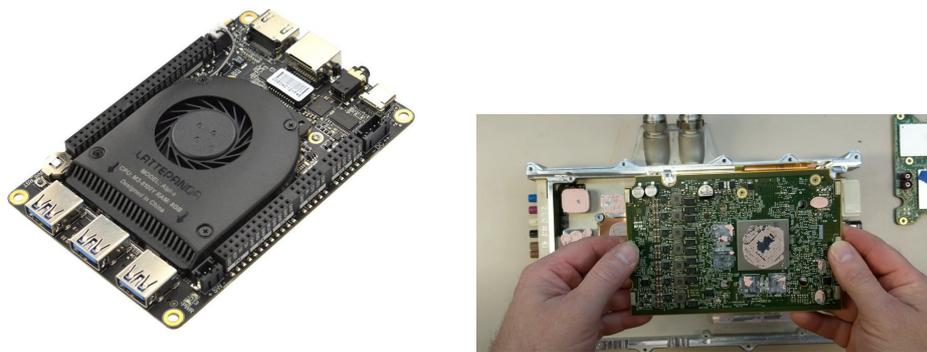


Figura 3.2: Equipos *x86_64*: *LattePanda Alpha 864s* y *AMD Zen (CPU)* y *Navi 23 (GPU)*, usado en Tesla Model S [Ros, 2021].

3.1.1. *NVIDIA Jetson Nano*

La placa de desarrollo *NVIDIA Jetson Nano*¹ (Figura 3.3) es una plataforma de bajo coste con grandes capacidades computacionales para implementar técnicas de inteligencia artificial, gracias a su *GPU* dedicada, *NVIDIA Maxwell*², con 128 *NVIDIA CUDA cores*³; además, dispone de una *CPU Quad-core* basada en la arquitectura *Aarch64* (o *ARM64*), lo que permite ejecutar *GNU/Linux* sin dificultades y ser compatible con numerosas bibliotecas de código. La placa dispone, además, de pines

¹<https://developer.nvidia.com/embedded/jetson-nano>

²<https://developer.nvidia.com/maxwell-compute-architecture>

³<https://developer.nvidia.com/cuda-gpus>

GPIO (*General Purpose Input/Output*), lo que permite de forma muy sencilla conectar todo tipo de sensores y actuadores.

Los requisitos en cuanto a alimentación no son excesivos; requiere un mínimo de 5 voltios (V) y 3 amperios (A), lo que permite que una *powerbank* de reducido tamaño sea capaz de alimentar la placa, si bien es cierto que la batería debe poder ofrecer tres amperios de forma estable, y no solo como intensidad pico. Existen numerosos proyectos en los que esta placa está presente, tales como *JetBot*⁴ o *JetRacer*, que se detallará en la Sección 3.2.11.



Figura 3.3: *NVIDIA Jetson Nano*.

3.1.2. Motores *TT*

Se trata de unos motores⁵ (Figura 3.4) de corriente continua con reductora, utilizados en la multitud de proyectos de robótica de bajo coste^{6,7}. La tensión de alimentación tiene un rango de 3 a 6 voltios y la velocidad mínima en vacío tiene un rango de 90 a 200 revoluciones por minuto (RPM) dependiendo del voltaje, lo que permite conseguir una velocidad reducida para robots de pequeño tamaño.

3.1.3. Controladora de motores *L298N*

Es un módulo⁸ (Figura 3.5) capaz de controlar la dirección y la velocidad de los motores anteriormente citados. La tensión de alimentación requiere de un mínimo de

⁴<https://github.com/NVIDIA-AI-IOT/jetbot>

⁵<https://www.verical.com/datasheet/adafruit-brushless-dc-motors-3777-5912007.pdf>

⁶<https://github.com/grimpp/tt-motor-mounting>

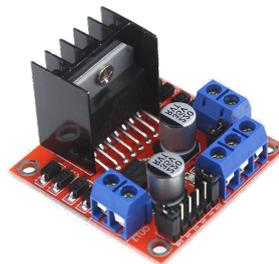
⁷<https://github.com/bhabegger/diy-telepresence-robot>

⁸<https://www.luisllamas.es/arduino-motor-corriente-continua-l298n/>

Figura 3.4: Motores *TT*.

6 voltios, lo que hace imposible alimentarla con la placa *NVIDIA Jetson Nano*, por lo que es necesario una batería externa, concretamente una *LIPO* de 2 celdas (7.4V) y 1200 miliamperios (mAh). Otra posibilidad para utilizar una única batería sería utilizar la salida de 5 voltios (V) que nos ofrece la controladora, sin embargo, dicha salida nunca ofrecerá los 3 amperios (A) requeridos. Este componente permite invertir el sentido de la corriente, lo que proporciona un control para mover los motores en el sentido de las agujas del reloj (*clockwise*) y en el sentido contrario a las agujas del reloj (*counterclockwise*).

La principal limitación de esta placa es que solo permite controlar dos motores, por lo que si se dispone de 4 motores, se podrán conectar a pares dependiendo del comportamiento deseado. El control se realiza a través de la técnica de modulación por ancho de pulso, *Pulse With Modulation (PWM)*⁹, que permite enviar de forma precisa la velocidad deseada a través de una señal digital.

Figura 3.5: Controladora de motores *L298N*.

⁹<https://circuitdigest.com/tutorial/what-is-pwm-pulse-width-modulation>

3.1.4. Cámara *Xiaomi*

Se trata de una cámara USB, que permite recibir la imagen a través de dicho puerto con una tasa de 30 *frames* por segundo (*FPS*). Su resolución es de 1080p¹⁰, pero permite obtener una imagen de menor resolución (Cuadro 3.1) a través de su *driver*.

Resolución
1920x1080
1280x720
640x360

Cuadro 3.1: Resoluciones disponibles en la cámara *Xiaomi*.

3.1.5. Batería de 10500mAh

Es una batería (Figura 3.6) con una capacidad de 10500 miliamperios hora (mAh), el voltaje de funcionamiento es de 5 voltios (V) y su intensidad es de 4.5 amperios (A), por lo que permite alimentar la placa *NVIDIA Jetson Nano*.



Figura 3.6: Batería 10500mAh.

3.1.6. Chasis

Se trata de un chasis de bajo coste muy común en proyectos relacionados con Arduino (Figura 3.7). Dispone de soportes para los Motores *TT*, lo que permite ensamblarlos de forma muy sencilla. El tamaño es suficiente para alojar todos los componentes elegidos utilizando los agujeros predefinidos en el chasis.

¹⁰<https://xiaomiplanets.com/xiaovv-6320s-webcam-5/>



Figura 3.7: Chasis.

3.2. Software

A continuación, se describe el lenguaje de programación y las bibliotecas de código utilizadas.

3.2.1. *Python*

Python es un lenguaje de programación de código abierto, interpretado, orientado a objetos y de alto nivel. En la actualidad es el lenguaje más usado a nivel mundial¹¹. Está considerado como un lenguaje fácil de aprender gracias a su sintaxis simple (Código 3.1), lo que le ha llevado a crecer mucho en popularidad durante los últimos años. Además, al ser interpretado, no es necesario utilizar un compilador, lo que provoca un desarrollo mucho más rápido. *Python* cuenta con una enorme cantidad de bibliotecas y clientes para utilizar software desarrollado en otros lenguajes. Algunas de ellas se describirán a continuación.

```
def sayHello():  
    print("Hello World")
```

Código 3.1: Hola mundo en *Python 3*.

¹¹<https://pypl.github.io/PYPL.html>

3.2.2. *Blender*

*Blender*¹² es una plataforma de código abierto dedicada a la creación, simulación, renderizado y animación de modelos 3D (Figura 3.8) con todo tipo de texturas, sombras, etc. Es un desarrollo de la *Blender Foundation* y está escrito principalmente en *C*. Permite crear diseños de robots desde cero de una forma relativamente rápida y con *add-ons* como *Phobos*, es posible exportar el modelo a *URDF* con el fin de realizar una simulación [von Szadkowski and Reichel, 2020].



Figura 3.8: Creación de una animación 3D con *Blender*.

3.2.3. *Gazebo*

*Ignition Gazebo*¹³ es un simulador 3D de código abierto desarrollado por la *Open Source Robotics Foundation (OSRF)*¹⁴, escrito en *C++*, usado principalmente para simular comportamientos con gran precisión y gráficos de alta calidad en los que intervienen robots en un entorno dinámico. Un ejemplo de ello se puede observar en la Figura 3.9. Utiliza, por defecto, el motor de físicas *ODE*¹⁵, escrito también en *C++*. Permite simular todo tipo de sensores y actuadores. Además, ofrece integración con

¹²<https://www.blender.org/>

¹³<https://github.com/gazebosim/gz-sim>

¹⁴<https://www.openrobotics.org/>

¹⁵<https://bitbucket.org/odedevs/ode/src/master/>

ROS de forma muy sencilla.



Figura 3.9: Ciudad simulada en *Gazebo*.

3.2.4. *SDF*

El formato *SDF* (*Simulation Description Format*)¹⁶ o *SDFFormat* permite describir entornos, objetos dinámicos o robots (Figura 3.10)¹⁷ de una manera sencilla. Está basado en *XML* y escrito en *C++*. El objetivo de este formato es ejecutar comportamientos en un simulador. Originalmente fue desarrollado como parte de *Gazebo* por lo que existen numerosas bibliotecas donde se encuentran modelos o mundos desarrollados en *SDF* para este simulador¹⁸. Cabe destacar también el formato *URDF* que, a diferencia de *SDF*, únicamente puede describir un objeto o robot, pero no el mundo en el que vive¹⁹.

3.2.5. *ROS*

*Robot Operating System (ROS)*²⁰ es un *middleware* robótico, de código abierto, con multitud de bibliotecas y herramientas, desarrollado por la *Open Source Robotics Foundation (OSRF)*²¹, escrito en *C++* y *Python*. Es considerado actualmente el

¹⁶<https://github.com/gazebosim/sdformat>

¹⁷<https://github.com/osrf/subt>

¹⁸<https://github.com/HuyPhamG/simulatedswarm>

¹⁹<https://newscrewdriver.com/2018/07/31/ros-notes-urdf-vs-gazebo-sdf/>

²⁰<https://ros.org/>

²¹<https://www.openrobotics.org/>



Figura 3.10: Robot Spot de Boston Dynamics simulado en *Gazebo*.

estándar en desarrollo software de robótica. Permite desarrollar aplicaciones complejas en las que intervienen diversos procesos llamados nodos²², que se comunican entre ellos mediante *topics*²³ y servicios²⁴. Una de las principales ventajas de utilizar un *middleware* como ROS es la capacidad de abstracción que proporciona, de forma que el usuario únicamente programa sobre una interfaz²⁵ dada, disponible en *C++* y *Python*, sin preocuparse por lo que pasa a bajo nivel.

3.2.6. *OpenCV*

*OpenCV*²⁶ es una librería de visión artificial de código abierto desarrollado por *Intel*²⁷. Está escrita en *C/C++* y cuenta con soporte para aceleración por *GPU* basadas en *CUDA*²⁸ y *OpenCL*²⁹ y procesamiento de imagen en tiempo real. Es usada en todo tipo de aplicaciones en las que interviene la visión por ordenador, tales como: detección de objetos, realidad aumentada o reconocimiento de gestos. Además, está disponible en multitud de lenguajes de programación: *C++*, *Python*, *Java*, etc.

²²<http://wiki.ros.org/Nodes>

²³<http://wiki.ros.org/Topics>

²⁴<http://wiki.ros.org/Services>

²⁵<http://wiki.ros.org/Client%20Libraries>

²⁶<https://github.com/opencv/opencv>

²⁷<https://opencv.org/opencv-platinum-membership/>

²⁸<https://developer.nvidia.com/cuda-zone>

²⁹<https://www.khronos.org/opencl/>

3.2.7. YOLO

Uno de los algoritmos más populares, capaz de detectar y clasificar objetos (Figura 3.11) provenientes de una imagen es *YOLO* (*You Only Look Once*) [Redmon and Farhadi, 2018]. Sus principales ventajas son la gran precisión que ofrece y la posibilidad, con el hardware adecuado, de ejecutar en tiempo real. Este algoritmo hace honor a su nombre y, por tanto, solo realiza una *propagación hacia delante* en cada ejecución.

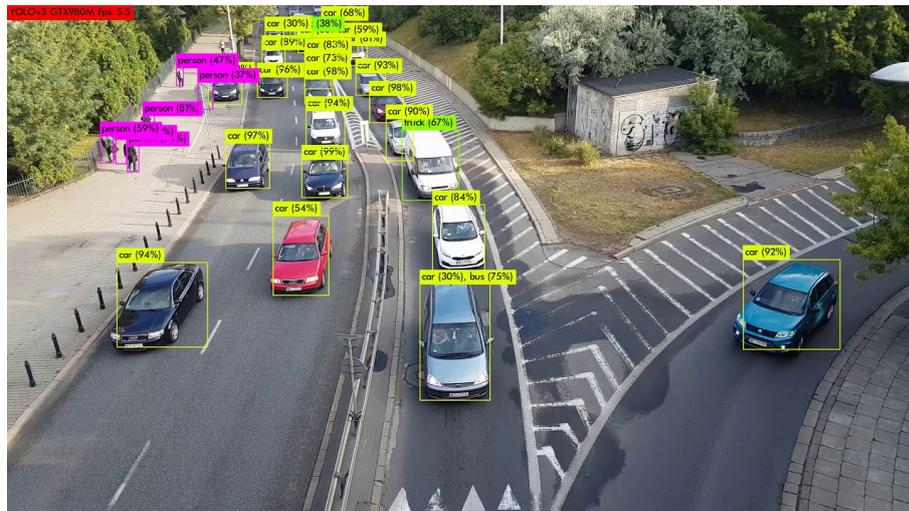


Figura 3.11: Objetos detectados por *YOLO* en una carretera.

Se basa en el uso de redes neuronales convolucionales, (*Convolutional Neural Network, CNN*) (Figura 3.12). Estas se diferencian de una red neuronal tradicional en que la operación de multiplicación de matrices se sustituye por una operación matemática llamada convolución, consistente en mezclar dos fuentes de información para producir una tercera, en este caso dos funciones.

YOLO hace uso, esencialmente, de tres técnicas para conseguir reconocer objetos:

- División de la imagen en celdas. De esta forma se pueden detectar multitud de objetos en una imagen.
- Creación de *bounding boxes*. Estas son cajas que rodean el contorno del objeto detectado y establecen la probabilidad de que el objeto detectado sea correcto.
- Intersección sobre la unión. Consiste en seleccionar el *bounding box* con mayor probabilidad cuando hay varios superpuestos.

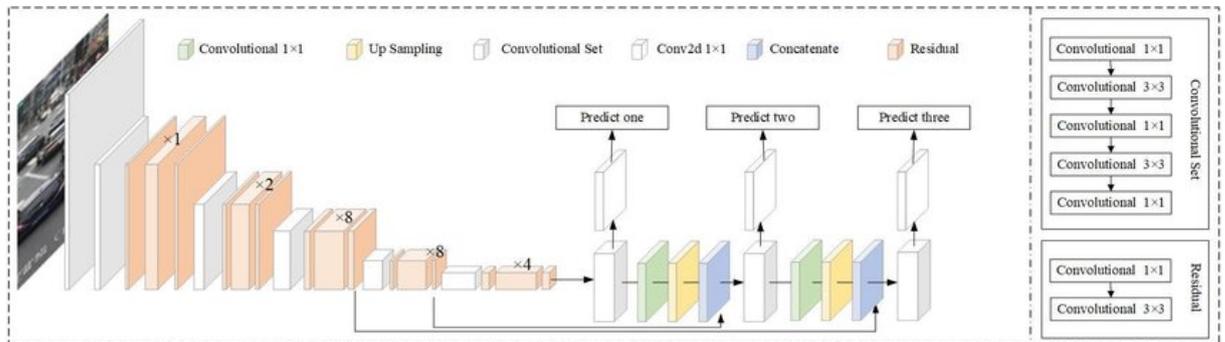


Figura 3.12: Arquitectura *YOLOv3* con 53 capas convolucionales.

Uno de los principales problemas de *YOLO* es la baja de probabilidad de detectar objetos de tamaño reducido, debido principalmente a la baja resolución de la red (está permitido incrementarla pero disminuye su rendimiento) que hace muy difícil su detección. Además, existen versiones reducidas de este algoritmo como *Tiny-YOLO* y *Fast YOLO* capaces de ser ejecutados en equipos de bajo coste y reducido tamaño.

3.2.8. *Darknet*

*Darknet*³⁰ es un *framework* de código abierto que permite ejecutar y entrenar redes neuronales en tiempo real, ya que soporta tanto computación por *CPU* como *GPU*. Está escrito en *C* y *CUDA*. Gracias a estar escrito en un lenguaje considerado de bajo nivel, ofrece un rendimiento aceptable en plataformas de bajo coste como *NVIDIA Jetson Nano*.

3.2.9. *LabelIMG*

*LabelIMG*³¹ es una herramienta gráfica de código abierto que permite etiquetar objetos presentes en una imagen a través de la creación de cajas o *bounding boxes*, tal y como se observa en la Figura 3.13. Resulta muy útil para el entrenamiento de redes neuronales en las que se necesita una archivo de texto asociado a cada imagen donde se indique las coordenadas de cada objeto.

³⁰<https://pjreddie.com/darknet/>

³¹<https://github.com/tzutalin/labelImg>

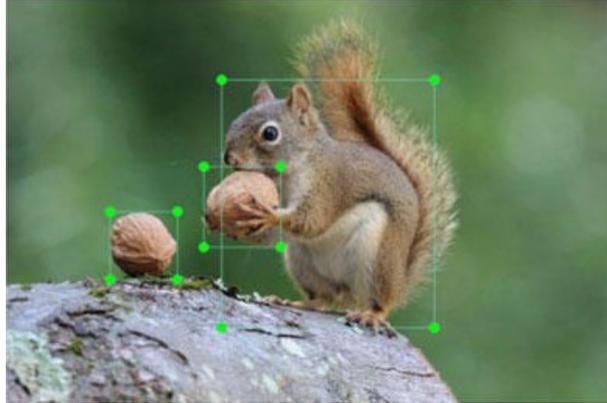


Figura 3.13: Etiquetado de imágenes mediante la biblioteca *LabelIMG*.

3.2.10. *PyQt*

*PyQt*³² es una plataforma de código abierto que permite crear interfaces gráficas (*GUI*) con el *framework Qt* utilizando *Python*, lo que simplifica mucho el desarrollo. Existen multitud de aplicaciones, desde un navegador³³ controlado únicamente con el teclado al estilo *VIM*³⁴, hasta un software de impresión 3D como *Cura* (Figura 3.14).

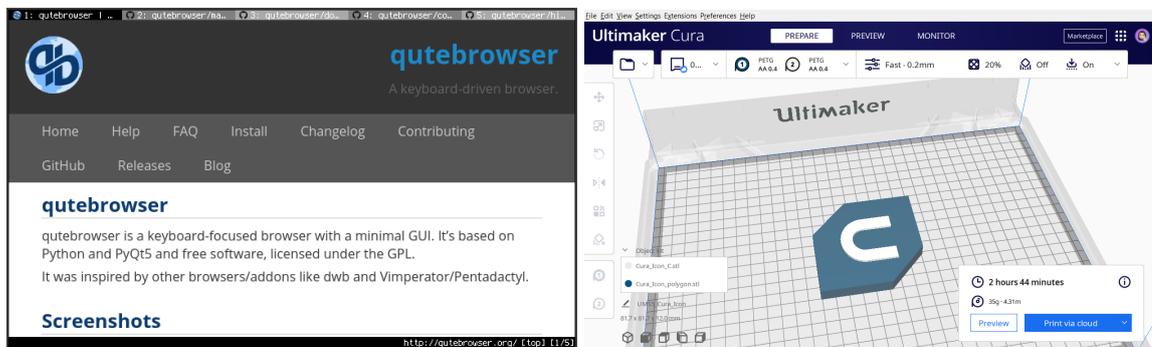


Figura 3.14: Software de impresión 3D *Ultimaker Cura*.

3.2.11. *JetRacer*

La biblioteca *JetRacer*³⁵ permite entrenar una red neuronal para seguir un circuito o una ruta determinada. Utiliza *notebooks* de *Jupyter* para poder reducir la complejidad

³²<https://pythonpyqt.com/what-is-pyqt/>

³³<https://github.com/qutebrowser/qutebrowser>

³⁴<https://github.com/vim/vim>

³⁵<https://github.com/NVIDIA-AI-IOT/jetracer>

en el entrenamiento de la red y en el ajuste del controlador, tal y como representa la Figura 3.15. A su vez, esta librería utiliza otras tres cruciales para poder implementar su software:

- PyTorch³⁶: es una librería de código abierto con multitud de herramientas para implementar algoritmos de *Deep Learning* basada en *Python* [Today, 2021]. Es un desarrollo del *Facebook's AI Research Lab*. Soporta aceleración por *GPU*, lo que es esencial para poder ejecutar redes neuronales. Junto a *Tensorflow* y *Keras*, son los tres *frameworks* de referencia en lo que a *Deep Learning* se refiere.
- *PyTorch to TensorRT*³⁷: permite convertir modelos de *PyTorch* a modelos optimizados aprovechando los tensores de las gráficas dedicadas y realizando inferencia utilizando operaciones con *FP16* y *FP32*.
- *Torchvision*³⁸: contiene multitud de *datasets*, modelos preentrenados y algoritmos relacionados con el procesamiento de imagen.

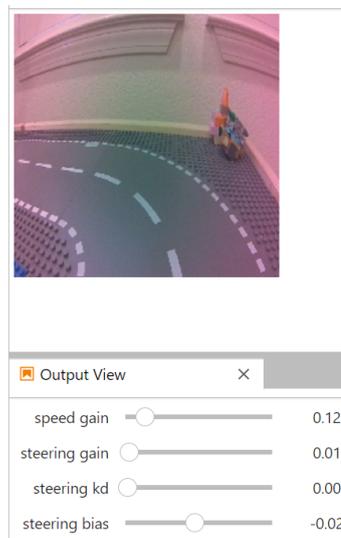


Figura 3.15: Interfaz *notebook* para ajustar controlador P.

³⁶<https://github.com/pytorch/pytorch>

³⁷<https://github.com/NVIDIA-AI-IOT/torch2trt>

³⁸<https://github.com/pytorch/vision>

Capítulo 4

Sistema de conducción autónoma

En este capítulo se describe el trabajo realizado y los experimentos llevados a cabo para validar el desarrollo.

El trabajo, como se explicó en el Capítulo 2, se ha dividido en dos fases: primero se realiza una simulación del coche autónomo en una ciudad simplificada para, a continuación, reproducir ese mismo escenario en un entorno real. En la siguiente sección se detalla el diseño del software implementado de forma común (con ligeras diferencias) en los dos entornos.

El diseño del software se ha realizado a partir de un diagrama de clases, utilizando la herramienta *UMLET*¹, que permite crear clases, dependencias entre ellas, y los atributos y funciones que contiene. El presente diseño, representado en la Figura 4.1, contiene una clase principal llamada *AutonomousVehicle*, que tiene instancias de la clase *LaneFollower*, la cual implementa el seguimiento de carril. La clase *JetRacer*, que implementa el controlador del vehículo y la comunicación con los motores del mismo. También contiene una instancia de la clase *ObjectDetector*, que implementa la detección de objetos y hace uso del flujo de vídeo proveniente de un *topic* de *ROS*.

4.1. Entorno simulado

Para poder probar el comportamiento deseado en un entorno simulado es necesario disponer de dos elementos: un modelo del coche autónomo, y un mundo dinámico con el que el vehículo interactuará. Todo ello se ejecuta dentro de un simulador, en este caso, como se explicó anteriormente, en *Gazebo*.

¹<https://www.umlet.com/>

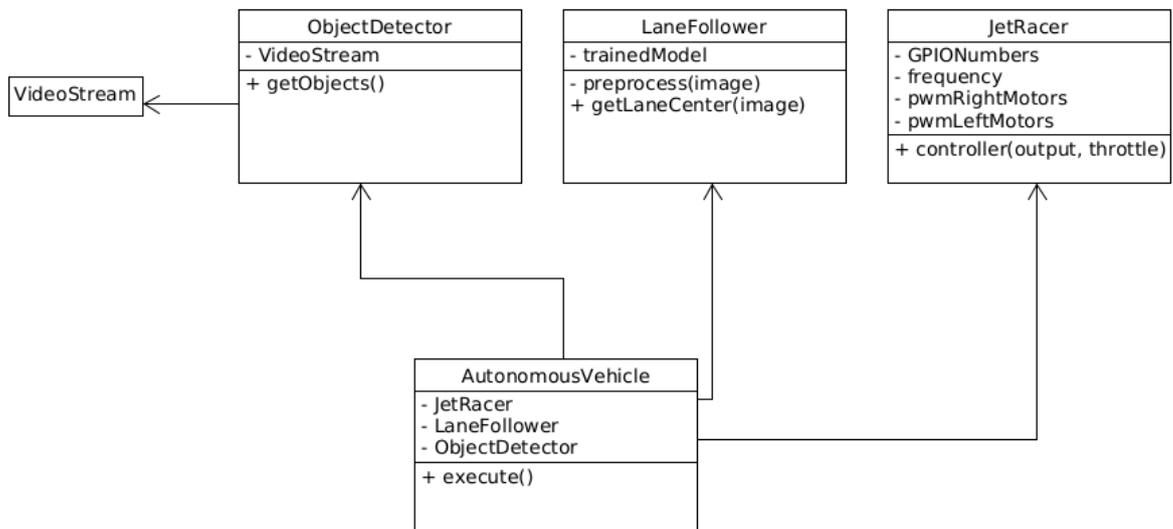


Figura 4.1: Diagrama de clases.

4.1.1. Modelo de la ciudad

Existen numerosos mundos diseñados para *Gazebo* disponibles en repositorios de *GitHub*^{2, 3}. En el caso que se plantea en este trabajo, es necesario una ciudad, pero no de grandes dimensiones, por lo que, partiendo de una ciudad⁴ de grandes dimensiones se reduce su tamaño para, posteriormente, poder reproducir ese mismo escenario en el mundo real. En la Figura 4.2 se observan ambas ciudades.

Figura 4.2: Modelo de la ciudad original y la ciudad modificada en *Gazebo*.

El modelo de esta ciudad es estático, es decir, no contiene elementos dinámicos, por lo que es necesario añadir dos tipos de elementos: un semáforo y un peatón que cruce

²https://github.com/chaolmu/gazebo_models_worlds_collection

³<https://github.com/mlherd/Dataset-of-Gazebo-Worlds-Models-and-Maps>

⁴https://github.com/chaolmu/gazebo_models_worlds_collection/blob/master/worlds/small_city.world

por un paso de peatones. Para ello, es necesario añadir dos *plugins* para *Gazebo*. El primero de estos se obtiene usando un modelo *SDF* que integra el *plugin* de cambio de color en el semáforo⁵. Dicho *plugin* tiene asociado un fichero de configuración en formato *YAML* (Código 4.1), en el que se especifica la secuencia de estados del semáforo y su duración en el tiempo.

```

light_sequence:
- { color: "green", duration: 10, flashing: false }
- { color: "yellow", duration: 1, flashing: false }
- { color: "red", duration: 50, flashing: false }

```

Código 4.1: Definición de estados y duraciones del semáforo.

El segundo *plugin* proporciona movimiento a un modelo de un humano (que se denomina actor). Este está disponible en otro repositorio⁶ de *GitHub*, y permite que el humano se desplace en el mundo de forma realista. Este *plugin* se puede configurar para especificar la ruta de puntos o *waypoints* que el peatón ha de seguir, así como su velocidad o la distancia mínima a la que debe situarse respecto a un obstáculo. Dicha configuración se realiza directamente en el fichero *SDF*, como muestra el Código 4.2.

```

<actor name="actor">
  [...]
  <plugin name="trajectory" filename="libTrajectoryActorPlugin.so">
    <target>
      2.4028 -6.9143 1.1 1.570796 -0.0 3.141593
    </target>
    <target>
      2.4028 6.6816 1.1 1.570796 -0.0 3.141593
    </target>
    <velocity>0.75</velocity>
    <obstacle_margin>1.5</obstacle_margin>
    <obstacle></obstacle>
  </plugin>
</actor>

```

Código 4.2: Configuración de *waypoints*, velocidad y distancia a obstáculos del peatón.

Ambos modelos se sitúan en una paso de peatones, creado a partir de láminas blancas, produciendo el resultado de la Figura 4.3.

⁵https://github.com/robustify/gazebo_traffic_light

⁶<https://github.com/BruceChanJianLe/gazebo-plugin-autonomous-actor>

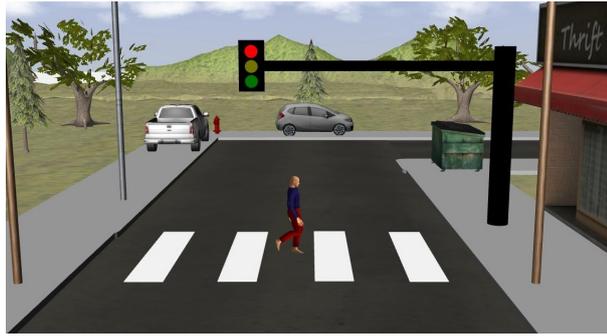


Figura 4.3: Semáforo y peatón usando *plugins* para *Gazebo*.

4.1.2. Modelo del coche autónomo

El primer paso para desarrollar un modelo es diseñar las piezas a utilizar; para ello, como se explicó en el Capítulo 2, se utilizará *FreeCAD*. El segundo paso es ensamblar el robot con *Blender* utilizando el *add-on Phobos* para definir los *links* y *joints* del robot con el objetivo de dotar al robot de movimiento, generando un fichero *URDF*. Por último, es necesario modificar el *URDF* para añadir cámaras y controladores para los motores que serán usados en el simulador *Gazebo*.

Diseño de las piezas en *FreeCAD*

A través de la herramienta *Sketcher*⁷, disponible en *FreeCAD*, es posible realizar un diseño de piezas en 2D con restricciones de horizontalidad, verticalidad, igualdad entre rectas, medidas, ángulos, etc. Y después convertir dicha pieza en 3D proporcionando un volumen a la pieza. Utilizando dicha herramienta se diseña el chasis y las ruedas del vehículo tomando las medidas reales, lo que da como resultado el diseño de las piezas en 2D de la Figura 4.4.

A continuación se proporciona un grosor al chasis de 2mm y a las ruedas de 26mm, obteniendo el modelo 3D de la Figura 4.4.

El siguiente paso es exportar las piezas diseñadas a formato *STL*, para poder ser utilizadas en *Blender*.

⁷https://wiki.freecadweb.org/Sketcher_Workbench

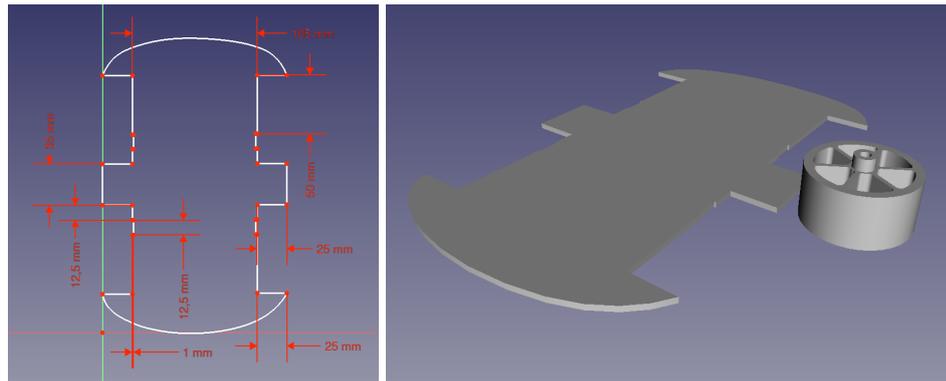


Figura 4.4: Diseño de las piezas 2D y 3D en *FreeCAD*.

Ensamblado del robot en *Blender*

Una vez importadas las piezas diseñadas en *FreeCAD*, se crean dos unidades del chasis y cuatro ruedas, a continuación se mueven y rotan en el espacio para situarlas correctamente. Con el objetivo de dotar de mayor realismo al modelo, se importan modelos de los motores⁸ y la placa⁹ utilizados. Finalmente, se diseñan dos piezas para emular la batería y la cámara del robot. Con todo ello se conforma el modelo estático del robot (Figura 4.5).

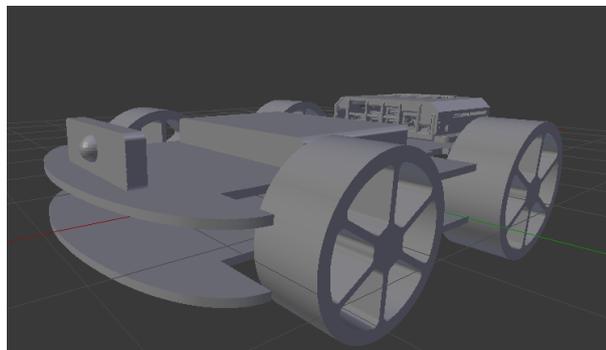


Figura 4.5: Modelo 3D estático ensamblado en *Blender*.

Este modelo es estático, es decir, no es posible simular un movimiento. Para ello es necesario un *add-on* para *Blender*, como *Phobos* que -como se explicó anteriormente- permite crear *links* y *joints* y definir una jerarquía entre ellos.

⁸<https://grabcad.com/library/tt-motor-1>

⁹https://github.com/57Bravo/jetson_nano_enc

En primer lugar, es necesario definir los elementos visuales que compondrán el modelo; en este caso, serán todas las piezas del robot, que serán del tipo *mesh*, ya que no son objetos primitivos como cajas o esferas.

A continuación, se define un *link* principal que será el cuerpo del robot; de este *link* dependerán las cuatro ruedas del vehículo. Con el objetivo de simular colisiones, se crea un modelo de colisión de cada una de las piezas y un modelo inercial, que estará relacionado con el peso simulado de cada pieza.

Por último, se definen los *joints* de cada rueda. A través de esta funcionalidad se puede aplicar fuerza o velocidad a las ruedas del robot. Existen diferentes tipos de *joints* en *Phobos*: *fixed*, *revolute*, *continuous*, *prismatic*, etc. En este caso, son necesarios *joints* de tipo *continuous*, ya que las ruedas realizan un giro sin un límite fijado, y no un movimiento transversal.

Una vez definidos todos los elementos del modelo y su jerarquía, en el menú lateral de *Blender* se encontrará el diagrama del modelo (Figura 4.6).

El siguiente paso es exportar el modelo a formato *URDF* que, como se explicó anteriormente, es el aceptado por *Gazebo* para simular modelos de robots. Las mallas, que componen el modelo visual y de colisiones, se exportan en formato *DAE*, y se cargan desde el modelo *URDF*.

Adición de plugins para *Gazebo*

Con el objetivo de mover el robot utilizando el *middleware ROS*, es necesario cargar el *plugin Gazebo ROS Control* mediante el Código 4.3.

```
<gazebo>
  <plugin name="gazebo_ros_control" filename="libgazebo_ros_control.so">
    <robotNamespace>/autonomous_vehicle</robotNamespace>
  </plugin>
</gazebo>
```

Código 4.3: Carga del *plugin Gazebo ROS Control*.

Otro elemento a añadir en el fichero *URDF* es la existencia de dos cámaras: una

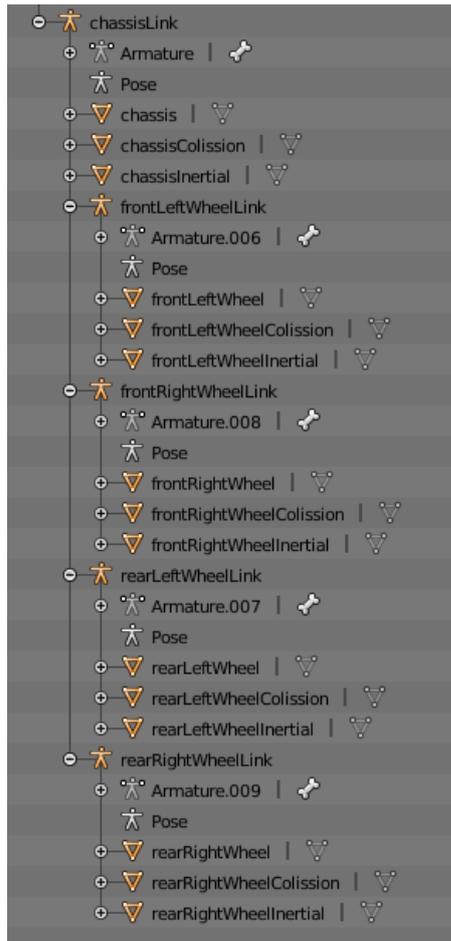


Figura 4.6: Diagrama del modelo diseñado con *Phobos*.

cámara *onboard* y otra situada encima del robot que proporcionará una visión de la ruta realizada. Dichas cámaras simuladas publicarán su imagen en un *topic* de *ROS* con una resolución y un formato fijado mediante el Código 4.4.

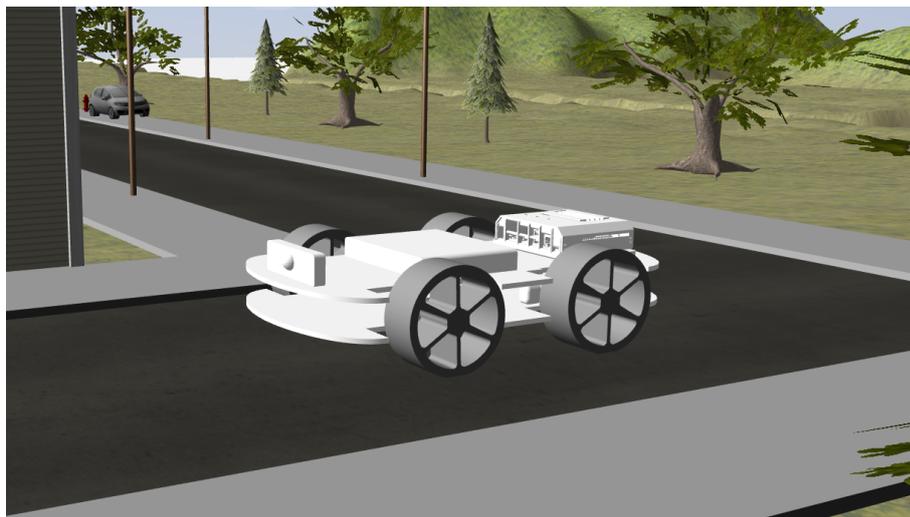
Para mover el robot simulado también será necesario un fichero *YAML* en el que se especifiquen los controladores de los *joints* y el nombre de los *topics* en los que se publicarán los mensajes mediante el Código 4.5.

Con todo ello, se implementa un *launcher* que lanza el modelo dinámico del robot y se muestra en la ciudad simulada, tal y como se representa en la Figura 4.7.

```

<gazebo reference="onboardCameraLink">
  <sensor name='cam_sensor' type='camera'>
    [...]
    <camera name='onboardCameraLink'>
      <horizontal_fov>1.570000</horizontal_fov>
      <image>
        <width>320</width>
        <height>240</height>
        <format>R8G8B8</format>
      </image>
      [...]
    </camera>
    [...]
  </sensor>
</gazebo>

```

Código 4.4: Crear cámara simulada en *Gazebo*.Figura 4.7: Modelo dinámico del robot en *Gazebo*.

4.1.3. Seguimiento de carril

Como se explicó en el Capítulo 2, la biblioteca elegida para realizar el seguimiento de carril es *JetRacer*, tal y como se expuso en la Sección 3.2.11. Dicha biblioteca se basa en la utilización de una red *ResNet-18* preentrenada, consistente en una red neuronal convolucional de 18 capas con bloques residuales que permiten incrementar el número de capas sin perder rendimiento ni precisión. Sobre esta red se entrena con un *dataset* de un reducido número de imágenes. Esta proporciona diversos *notebooks*¹⁰ de *Jupyter* que hacen más sencilla la obtención del *dataset*, el entrenamiento y el ajuste del

¹⁰<https://github.com/NVIDIA-AI-IOT/jetracer/tree/master/notebooks>

```

autonomous_vehicle:
joint_state_controller:
  type: joint_state_controller/JointStateController
  publish_rate: 10
front_right_wheel_velocity_controller:
  type: velocity_controllers/JointVelocityController
  joint: frontRightWheelJoint
front_left_wheel_velocity_controller:
  type: velocity_controllers/JointVelocityController
  joint: frontLeftWheelJoint
rear_right_wheel_velocity_controller:
  type: velocity_controllers/JointVelocityController
  joint: rearRightWheelJoint
rear_left_wheel_velocity_controller:
  type: velocity_controllers/JointVelocityController
  joint: rearLeftWheelJoint

```

Código 4.5: Definición de los controladores de los *joints* del robot.

controlador.

El primer paso es la obtención del *dataset* para posteriormente entrenar la red. Para ello, es necesario asociar cada imagen con el centro del carril, definido a partir de una coordenada en el eje x y otra en eje y. La librería utiliza un *widget* para *Jupyter* llamado *Jupyter Clickable Image Widget*¹¹, lo que permite que al hacer click sobre la imagen recibida a partir de un flujo de vídeo, esta se guarde con un nombre atendiendo al siguiente formato: *x-y-identificador-unico.jpg*. Es importante entrenar también con imágenes donde el ángulo del giro del robot sea elevado, tal y como muestra la Figura 4.8 ya que de esa forma el robot sabrá reaccionar ante situaciones difíciles.



Figura 4.8: Imagen del *dataset* donde el ángulo de giro necesario es elevado.

¹¹https://github.com/jaybdub/jupyter_clickable_image_widget

Para mover el robot dentro del simulador es necesario utilizar los controladores de los motores anteriormente desarrollados y, para mayor comodidad, se realizó un control manual a través de una interfaz con *PyQT*, que se detallará en la Sección 4.1.5.

Una vez obtenido el *dataset* se descarga el modelo preentrenado *ResNet-18*, utilizando para ello la librería *Torchvision*, y se realiza una conversión para aprovechar los núcleos de la tarjeta gráfica mediante la plataforma *CUDA* a través de la función `to(device)`, donde `device` es `torch.device('cuda')`.

El siguiente paso es el entrenamiento de la red. Para ello, en cada *epoch* se calcula el error cuadrático medio (*Mean Squared Error, MSE loss*) entre una de las imágenes del *dataset* y la salida actual de la red. Una vez calculado este *loss* se realiza la propagación hacia atrás (o *backpropagation*), consistente en la propagación de los errores desde la capa de salida hasta la primera capa. Además, se realiza una optimización de los pesos a través del algoritmo *Adam* [Kingma and Ba, 2014], el cual es un método de optimización estocástica basado en el cálculo de las tasas individuales adaptables de entrenamiento, (*individual adaptive learning rates*) a partir de estimaciones del primer y segundo momento del gradiente.

Para realizar el entrenamiento hay que fijar un número de *epochs*, que será el momento en el que el entrenamiento finalizará. En cada *epoch* el error va bajando hasta llegar a un valor cercano a 0; dependiendo del número de imágenes del *dataset*, el tiempo invertido en realizar una *epoch* será mayor o menor. En el caso del entrenamiento realizado, en 7 *epochs* el *loss* alcanzó el valor de 0.0068, tal y como se muestra en la Figura 4.9.

Tanto el entrenamiento como la ejecución de la red neuronal recibe imágenes de una baja resolución, 240 píxeles, ya que está diseñada para funcionar en placas de bajas prestaciones. Tras realizar el entrenamiento se genera un modelo *.pth*. Para poder obtener la salida de la red es necesario pasar como argumento al modelo el resultado de la función `preprocess(image)`, que devuelve un tensor a partir de una imagen en formato `numpy.ndarray`, tal y como se observa en el Código 4.6. Tras obtener la salida es posible representar el centro del carril con el resultado de la Figura 4.10.

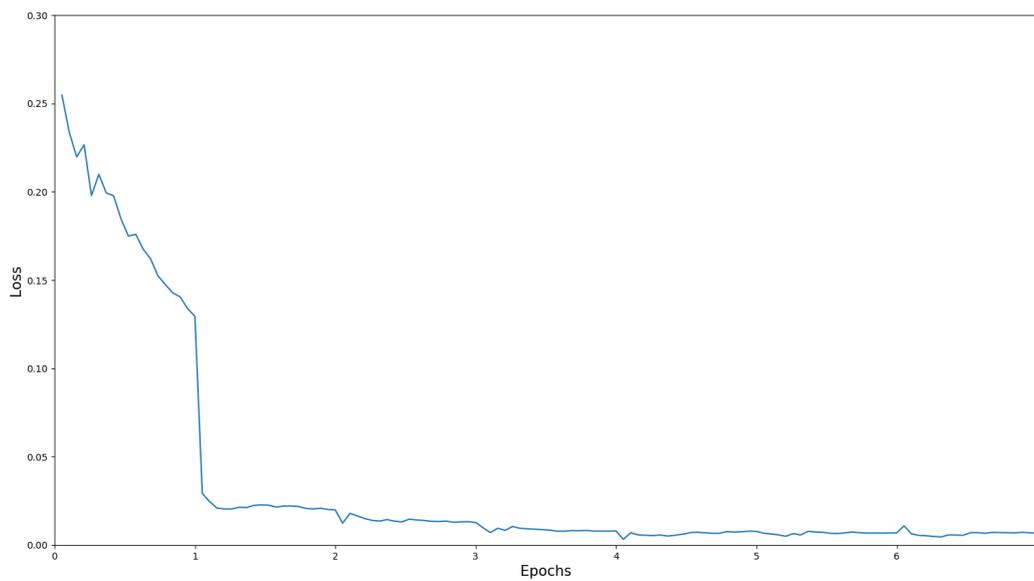


Figura 4.9: Representación del descenso del *loss* durante el entrenamiento.

```
image = camera.read()
preprocessed = preprocess(image)
output = model(preprocessed).detach().cpu().numpy().flatten()
```

Código 4.6: Obtención de la salida de la red neuronal *ResNet-18*.



Figura 4.10: Salida de la red neuronal *ResNet-18* en el simulador *Gazebo*.

En el caso del simulador, y al ser una plataforma de pruebas, el objetivo principal es entrenar la red y probar su efectividad en un entorno simulado, y no desarrollar un controlador a partir de la salida de la red, por lo que el seguimiento del carril se realizará mediante un autómata que recorrerá la ciudad, de forma que se pueda observar el comportamiento de la red neuronal.

4.1.4. Detección de objetos

La detección de objetos se ha llevado a cabo mediante una red neuronal convolucional llamada *YOLO V3 Tiny*, debido a su gran rendimiento en placas de reducida potencia. La versión *Tiny-YOLO* reduce el número de capas y precisión de detección pero aumenta la tasa de *FPS*, por lo que es muy conveniente su uso en dispositivos como *NVIDIA Jetson Nano*. Existen distintas versiones de *Tiny-YOLO*; la tercera versión cuenta con 15 capas convolucionales¹², a diferencia de la cuarta que cuenta con 29 capas¹³. En el Cuadro 4.1 se puede observar una comparación entre ambas versiones de la red con una resolución de 416 píxeles [Ayoub and Schneider-Kamp, 2021], que arroja como resultado un mejor rendimiento en la tercera versión, si bien es cierto que atendiendo al artículo de *YOLO V4* [Bochkovskiy et al., 2020] la precisión de la red ha sido incrementada en un 10% en decremento de la tasa de *FPS*.

Placa	YOLO V3 Tiny	YOLO V4 Tiny
NVIDIA Jetson Nano	15	7.8
NVIDIA Jetson TX2	19	11.5
NVIDIA AGX Xavier	32	22

Cuadro 4.1: *FPS* obtenidos en diferentes placas *NVIDIA*

La ejecución de la simulación se ha realizado utilizando una tarjeta gráfica *NVIDIA MX330*. Se trata de una tarjeta de gama baja y consumo reducido diseñada para portátiles. En cuanto a la decisión de la resolución de la imagen con la que trabaja la red neuronal se ha realizado una comparación disponible en el Cuadro 4.2.

Resolución	FPS
416 x 416	41.1
608 x 608	21.6
832 x 832	12.3

Cuadro 4.2: *FPS* obtenidos en *YOLO V3 Tiny* con la tarjeta gráfica *NVIDIA MX330*

Se ha utilizado la red *YOLO V3 Tiny* sobre *Darknet ROS*¹⁴. Se trata de un paquete que implementa *Darknet* utilizando el *framework ROS*. Su funcionamiento se basa en

¹²<https://github.com/pjreddie/darknet/blob/master/cfg/yolov3-tiny.cfg>

¹³<https://github.com/AlexeyAB/darknet/blob/master/cfg/yolov4-tiny.cfg>

¹⁴https://github.com/leggedrobotics/darknet_ros

la recepción de la imagen a través de un *topic* fijado en el fichero de configuración *ros.yaml* y la publicación de objetos detectados mediante *bounding boxes* en un *topic* llamado */darknet_ros/bounding_boxes* en el que se publican mensajes con los datos del Código 4.7. De esa forma se puede extraer las coordenadas del *bounding box*, el objeto detectado y su probabilidad. Existe un fichero *YAML* en el que se especifican los objetos a detectar y en el que es necesario especificar límite o *threshold* debajo del cual el objeto detectado será descartado. En el caso del entorno simulado, los colores son fijos y los objetos son muy genéricos, por lo que el *threshold* se pudo subir hasta 0.8. De esta forma se evitan falsos positivos y se consigue una detección mucho más fiable, y así se pueden detectar de forma plausible objetos como semáforos, personas o coches (Figura 4.11).

```
float64 probability
int64 xmin
int64 ymin
int64 xmax
int64 ymax
int16 id
string Class
```

Código 4.7: Contenido del mensaje *BoundingBox*.



Figura 4.11: Salida de la red neuronal *YOLO V3 Tiny* en el simulador *Gazebo*.

En el caso de la detección del semáforo, es necesario tratar la imagen para detectar el color. Para ello, se extrae la imagen del *bounding box* mediante sus coordenadas, contenidas en el mensaje (Código 4.7), se transforma al espectro *HSV* con el objetivo de posteriormente realizar un filtro de color. Al aplicar la máscara sobre una imagen en *HSV*, y no en *RGB*, obtenemos una detección de mayor fiabilidad (Figura 4.12).

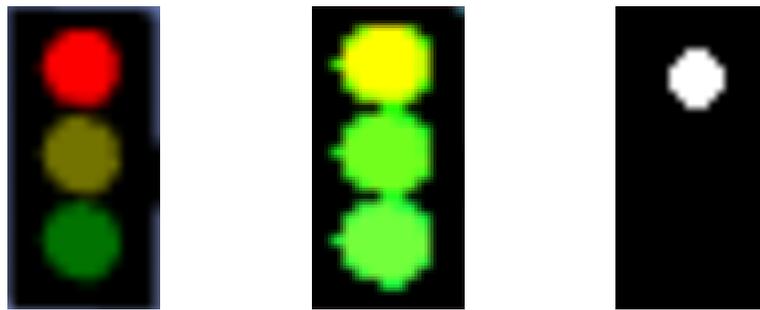


Figura 4.12: Detección del semáforo mediante transformación a *HSV* y filtro de color.

El robot se detiene al detectar el semáforo en rojo y, en el momento que cambie a verde, reanuda la marcha. En el caso de detectar una señal de stop, se parará durante 5 segundos. Todo ello se puede observar en capturas de la ejecución representadas en la Figura 4.13.



Figura 4.13: Capturas de la ejecución con dos redes neuronales.

4.1.5. Interfaz de usuario

Con el objetivo de realizar un control sencillo de la simulación, se ha realizado una interfaz gráfica desarrollada con la biblioteca *PyQT*. Dicha interfaz dispone de un manipulador que permite realizar un control manual del robot. Incluye también un botón para iniciar la simulación y, otro, para reiniciarla, volviendo el robot al punto inicial, así como un botón para activar las dos cámaras. Dispone de una cámara alojada en el propio robot llamada *onboard*, y otra que se desplaza cuando el robot avanza, de

modo que aporta una visión del recorrido que realiza el robot. La interfaz descrita se puede observar en la Figura 4.14.

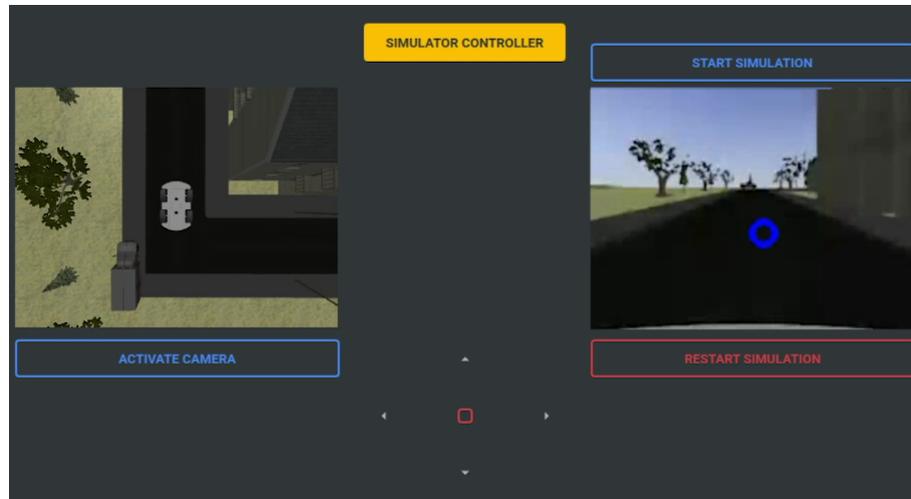


Figura 4.14: Interfaz de usuario desarrollada para controlar la simulación.

4.2. Entorno real

En esta sección se exponen los elementos utilizados para componer un entorno real en el que el robot, representado en la Figura 4.15, equipado con una cámara como sensor principal, circula reaccionando ante objetos estáticos y dinámicos, así como las particularidades del sistema a la hora de realizar la transición desde el entorno simulado al real.



Figura 4.15: Robot con *NVIDIA Jetson Nano*.

4.2.1. Elementos del entorno

El entorno real se compone de diversos objetos: un circuito elaborado con pistas *Scalextric*, sobre el que se sitúan objetos, como un semáforo dinámico que cambia de color en un modo automático cada cierto tiempo, una señal de stop, y un peatón. Dichos objetos se pueden observar en la Figura 4.16.



Figura 4.16: Objetos reales dinámicos y estáticos.

Al comienzo del desarrollo se construyó un circuito inicial, representado en la Figura 4.17, en el que se entrenó la red neuronal de seguimiento de carril. Posteriormente, se fue agrandando en el espacio, introduciendo rectas más largas para poder interactuar mejor con los objetos.



Figura 4.17: Circuito inicial construido a partir de pistas *Scalextric*.

Tras ubicar todos los objetos alrededor del circuito, el resultado final se puede apreciar en la Figura 4.18.



Figura 4.18: Circuito con objetos.

4.3. Redes neuronales en el entorno real

El entrenamiento de la red neuronal *ResNet-18* se realiza de igual forma que en el entorno simulado, la principal diferencia a tener en cuenta es la luz ambiental y los colores, que a diferencia del simulador, cambian dependiendo de cómo incida la luz (Figura 4.23). Por ello, es interesante comprobar el comportamiento de la red neuronal cuando hay cambios de luz. Además, existen multitud de diferencias entre la luz artificial y la luz natural; cuando se trabaja con luz natural es necesario tener en cuenta la incidencia que los rayos del sol pueden hacer sobre la lente de la cámara. Por ello, se decidió entrenar la red con luz artificial, con imágenes como la que representa la Figura 4.19, obteniendo el valor de 0.0034 como *loss*. La librería *JetRacer* recomienda entrenar la red con un mínimo de 50 imágenes¹⁵, por lo que se decidió entrenar con 100 imágenes para que el tiempo de entrenamiento no fuese demasiado elevado y no provocara un aumento muy grande de temperatura en la placa *NVIDIA Jetson Nano* que, al no disponer de disipador activo, alcanza temperaturas muy elevadas.

Una vez probada la red neuronal *YOLO V3 Tiny* utilizada en el entorno simulado, se comprobó que era necesario bajar en gran medida el límite o *threshold* de detección hasta 0.3 para poder detectar los objetos elegidos, a diferencia del entorno de

¹⁵<https://github.com/NVIDIA-AI-IOT/jetracer/blob/master/docs/examples.md>

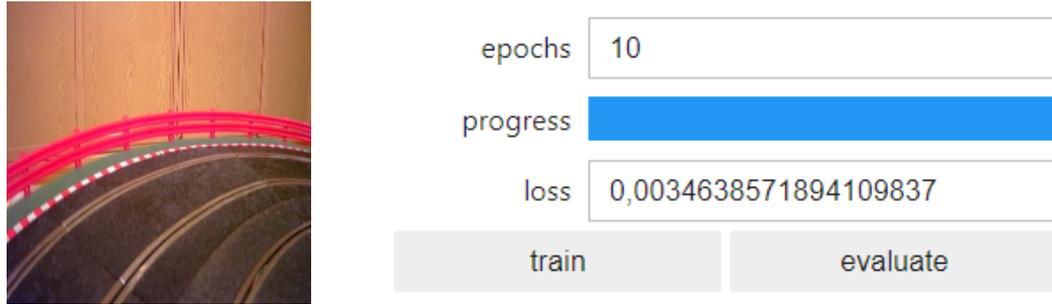


Figura 4.19: Imagen del *dataset* utilizado entrenado con luz artificial y *loss* al finalizar el entrenamiento.

simulación, en el que dicho límite se fijó a 0.8. Esto provocaba falsos positivos y por tanto una detección poco fiable. Dicha circunstancia puede ser debida, entre otros motivos, a unos objetos reales algo distintos respecto a los que la red fue entrenada o una luz ambiental baja. Por ello, se decidió entrenar la red con los objetos utilizados en el entorno real. Para ello, es necesario una tarjeta gráfica potente. Por lo que se realizó una comparativa entre las tarjetas gráficas disponibles para realizar el entrenamiento en el menor tiempo posible. Dicha comparativa está representada en el Cuadro 4.3.

Placa	Arquitectura	C.C*	GPU Cores	RAM
NVIDIA Jetson Nano	Maxwell	5.3	128	4 GB
NVIDIA MX330	Pascal	6.1	384	2 GB

C.C*: capacidad de cómputo.

Cuadro 4.3: Comparación entre las tarjetas gráficas disponibles para entrenar la red *YOLO V3 Tiny*.

4.3.1. Detección de objetos propios

Aquí el objetivo es entrenar la red *YOLO V3 Tiny* para poder detectar objetos propios o mejorar la probabilidad de detección de objetos ya detectados por la red.

Para ello, es pertinente saber qué *dataset* se ha utilizado para generar los pesos actualmente usados. Atendiendo a la página oficial de *YOLO*¹⁶, el *dataset* utilizado es *COCO*. Por lo que será necesario obtener las imágenes y sus ficheros de etiquetado donde se asocian los objetos presentes en las imágenes. Existe un repositorio¹⁷ que permite la extracción, a partir del *dataset* mencionado, de las clases de objetos deseadas.

¹⁶<https://pjreddie.com/darknet/yolo/>

¹⁷<https://github.com/KaranJagtiani/YOLO-Coco-Dataset-Custom-Classes-Extractor>

El formato del archivo de etiquetado de los objetos es muy relevante. El formato por defecto de *COCO* es el contenido en el Código 4.8¹⁸. Y el utilizado en *YOLO* es el contenido en el Código 4.9¹⁹. Por lo que es necesario realizar la conversión de un formato a otro. Este proceso también lo realiza el programa contenido en el repositorio anteriormente mencionado.

```

annotation{
  "id": int,
  "image_id": int,
  "category_id": int,
  "segmentation": RLE or [polygon],
  "area": float,
  "bbox": [x,y,width,height],
  "iscrowd": 0 or 1,
}

categories[
  {
    "id": int,
    "name": str,
    "supercategory": str,
  }
]

```

Código 4.8: Formato de etiquetado de objetos utilizado por *COCO*.

```
<object-class> <x_center> <y_center> <width> <height>
```

Código 4.9: Formato de etiquetado de objetos utilizado por *YOLO*.

Como se mencionó en el Capítulo 2, se ha utilizado la librería *LabelIMG* para realizar el etiquetado de los objetos y generar el archivo en formato compatible con *YOLO*. En la Figura 4.20 se representa el etiquetado de uno de los objetos reales con dicha librería. Este proceso se ha realizado con 600 imágenes que son las que componen el *dataset* de objetos propios. Dichas imágenes se han tomado en diferentes ubicaciones y condiciones de luz ambiental. Un gran porcentaje de ellas han sido tomadas en el propio circuito.

El gráfico representado en la Figura 4.21 [Padilla et al., 2021], muestra el número de *bounding boxes* de cada tipo de objeto. Se puede observar que la clase persona está

¹⁸<https://cocodataset.org/#format-data>

¹⁹<https://github.com/AlexeyAB/darknet#how-to-train-to-detect-your-custom-objects>



Figura 4.20: Etiquetado de objetos propios con la herramienta *LabelIMG*.

presente en las imágenes seis veces más que cualquier otro tipo de objeto. Esto se debe a que existen multitud de personas con distinto aspecto y, por ello, es necesario una cantidad elevada de imágenes para obtener una detección fiable. Esto es determinante a la hora del entrenamiento, ya que al ser tan elevado el número de imágenes, el tiempo de entrenamiento será considerablemente grande.

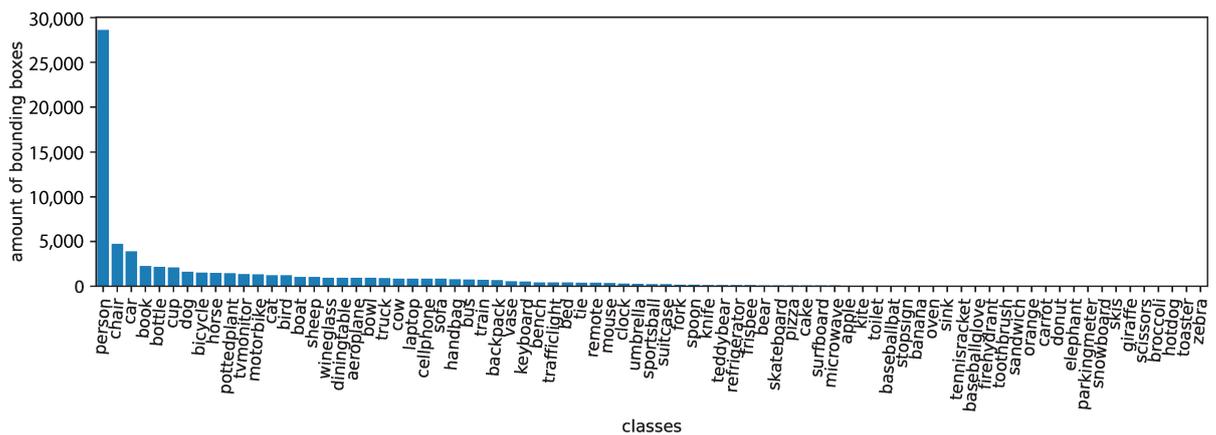


Figura 4.21: Distribución de las clases de objetos del *dataset COCO*.

Para proceder al entrenamiento, además del *dataset* y sus ficheros de etiquetado, es necesario utilizar el *framework Darknet*²⁰ y hacer uso del comando `partial` para

²⁰<https://github.com/pjreddie/darknet>

obtener los pesos preentrenados, sobre los cuales se entrenará la red con el *dataset* elegido.

También es necesario modificar una serie de archivos, entre los que se encuentra el *cfg* que contiene los parámetros de la red. Las principales modificaciones a realizar son las siguientes:

- El número de *batch* deberá ser 64.
- El número de *subdivisions* deberá ser 2.
- El número de *max_batches* deberá ser el número de clases multiplicado por 2000. Y este número no debe ser inferior al número total de imágenes.
- El número de *steps* deberá ser fijado al 80 % y al 90 % de *max_batches*.
- La anchura y altura de la imagen con la que entrena la red deberá ser como mínimo 416. En el caso de querer detectar objetos muy pequeños dicho parámetro deberá ser modificado a 608 o 832.
- En cada parámetro [*yolo*] el número de clases de objetos a detectar deberá ser fijado y el número de *filters* deberá fijarse atendiendo a la siguiente fórmula:
 $(classes + 5) \times 3$.

Se deberán crear los ficheros *train.txt* y *valid.txt*, donde deben estar las rutas absolutas a cada fichero de etiquetado. Y otro fichero llamado *obj.data* que contenga las rutas de los archivos anteriormente descritos. Dicho contenido está presente en el Código 4.10.

```
classes = 9
train = data/train.txt
valid = data/valid.txt
names = data/obj.names
backup = backup/
```

Código 4.10: Contenido del archivo *obj.data* con las rutas de los archivos necesarios.

Otro factor importante es el porcentaje de imágenes con el que no se entrena la red pero sí es utilizado para comprobar la validez de la misma. Estas imágenes componen

el *dataset* de validación, y debe estar compuesto por entre un 10 % y un 15 %²¹ de las imágenes totales del *dataset*.

Durante el entrenamiento, se irá mostrando una gráfica que indica el progreso, representada en la Figura 4.22. En dicha gráfica se muestra el *current avg loss* de la red; se puede observar que al finalizar el entrenamiento es de 0.449. Atendiendo a la guía²² utilizada para entrenar la red, el *loss* deberá estar entre 0.05 -en el caso de un *dataset* pequeño y simple- a 3.0, en el caso de un *dataset* grande y difícil, como es el caso de la clase persona.

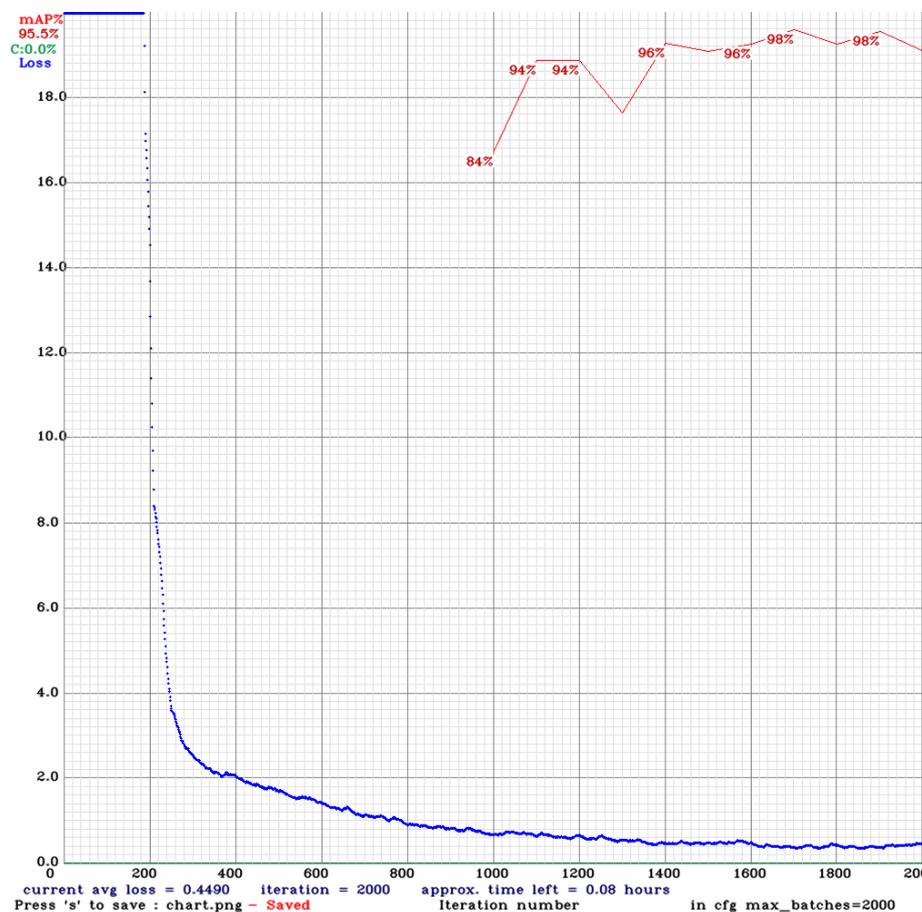


Figura 4.22: Gráfica de entrenamiento mostrando *loss* y *mAP* de la red YOLO V3 Tiny.

En la Figura 4.22 también se muestra el *mAP* (*mean Average Precision*), valor que alcanza el 98 %. Esto es una métrica de precisión que se calcula cada 4 *epochs* (a

²¹https://www.coderun.ca/programming/2020-01-04_neural_network_training/

²²<https://github.com/AlexeyAB/darknet#how-to-train-to-detect-your-custom-objects>

partir de 1000 iteraciones) usando el *dataset* de validación. Una *epoch* es un número de iteraciones atendiendo a la siguiente fórmula: $número_imágenes_entrenamiento / batch$. En el caso de que este valor (expresado en porcentaje en la gráfica) se decrementara y el *loss* siguiese bajando, la red se estaría sobreajustando. Es lo que se conoce como *overfitting*. Este efecto es producido por un sobreentrenamiento de la red y provoca pérdidas de precisión en datos nuevos para la red como los que se encuentran en el *dataset* de validación. Por ello, es muy importante detener el entrenamiento antes de que este efecto se produzca o, alternativamente, guardar los mejores pesos de la red, tal y como hace el *framework Darknet*.

Tras la realización de una serie de pruebas de entrenamiento combinando el *dataset* de *COCO* y el *dataset* de objetos propios, se decidió entrenar únicamente con este último debido al gran volumen de datos que compone la clase persona lo que provoca un tiempo de entrenamiento demasiado elevado para el hardware disponible.

4.3.2. Controlador para el seguimiento de carril

Una vez obtenida la salida de la red neuronal que indica el centro del carril, es necesario elaborar un controlador que comande velocidades lineales y angulares al robot. Para ello, se ha realizado un controlador proporcional (P) con una serie de constantes para lograr un comportamiento adecuado. Dicho controlador se muestra en el Código 4.11.

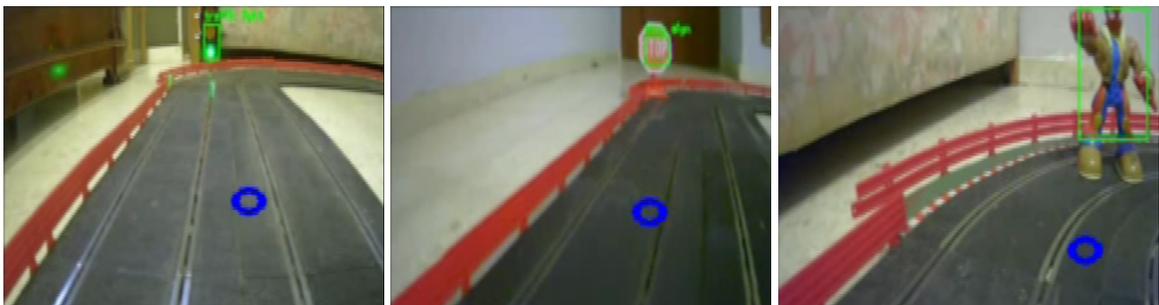


Figura 4.23: Visión del robot durante la ejecución en el entorno real.

4.3.3. Transformación del modelo de *PyTorch* a *TensorRT*

Como se expuso en el Capítulo 3, existe una librería llamada *PyTorch to TensorRT* capaz de convertir modelos de *PyTorch* a modelos optimizados aprovechando los

```

def controller(self, output, throttle):
    self.throttleMotor = throttle
    if output > self.FORWARD_RANGE:
        rightSpeed = self.STEERING_OFFSET + abs(output *
            self.STEERING_GAIN)
        if rightSpeed < self.MIN_SPEED:
            rightSpeed = self.MIN_SPEED
        leftSpeed = self.TURNING_SPEED
        self.goRight()
    elif output < -self.FORWARD_RANGE:
        leftSpeed = self.STEERING_OFFSET + abs(output *
            self.STEERING_GAIN)
        if leftSpeed < self.MIN_SPEED:
            leftSpeed = self.MIN_SPEED
        rightSpeed = self.TURNING_SPEED
        self.goLeft()
    else:
        self.goForward()
        leftSpeed = self.throttleMotor
        rightSpeed = self.throttleMotor

    self.setSpeed(leftSpeed, rightSpeed)

```

Código 4.11: Controlador P para el seguimiento de carril.

tensores de las gráficas dedicadas. Si bien la placa *NVIDIA Jetson Nano* no dispone de una *GPU* con tensores²³, sí permite realizar inferencia utilizando operaciones con *FP16*, lo que aumenta el rendimiento en gran medida. Esta conversión se realiza de forma muy sencilla llamando a la función `torch2trt()`, tal y como se representa en el Código 4.12.

```

data = torch.zeros((1, 3, 224, 224)).cuda().half()
model_trt = torch2trt(model, [data], fp16_mode=True)
torch.save(model_trt.state_dict(), 'model_tensor.pth')

```

Código 4.12: Conversión del modelo para realizar optimización y aumentar el rendimiento.

²³<https://connecttech.com/jetson/jetson-module-comparison/>

Capítulo 5

Conclusiones

En este capítulo se realiza un resumen de los problemas resueltos y las soluciones utilizadas, así como los experimentos realizados para validar los resultados. Por último, se citan una serie de posibles usos alternativos del software utilizado.

5.1. Conclusiones

El objetivo principal de este trabajo era implementar un coche autónomo bajo una plataforma de bajo coste y reducido tamaño, capaz de circular por un circuito o carretera en un entorno dinámico interactuando con objetos propios de una ciudad, como semáforos, señales de stop o peatones. Dicho objetivo debía ser llevado a cabo en dos entornos distintos; en un entorno simulado, utilizando el simulador *Gazebo*¹, y en un entorno real, ensamblando un robot donde se utiliza como cerebro una placa de desarrollo *NVIDIA Jetson Nano*² y, como sensor principal, una cámara *USB*.

Dichos objetivos se han cumplido satisfactoriamente; para ello se han utilizado dos redes neuronales. Por un lado, para realizar el seguimiento de carril, se ha hecho uso de la librería *JetRacer*³. Dicha librería implementa una red residual, concretamente la red preentrenada *ResNet-18*, que mediante un entrenamiento previo a partir de un *dataset* propio, proporciona como salida de la red, el centro del carril o carretera. Dicha salida se utiliza como entrada en un controlador implementado para poder seguir recto o girar en caso de enfrentarse a una curva. Cabe destacar que este método no tiene como requisito un mapa del entorno, por lo que resulta útil cuando no se dispone del mismo o se quiere seguir una ruta de forma más precisa.

Por otro lado, se ha utilizado la red *YOLO V3 Tiny* mediante el *framework*

¹<https://github.com/gazebo/gz-sim>

²<https://developer.nvidia.com/embedded/jetson-nano>

³<https://github.com/NVIDIA-AI-IOT/jetracer>

*Darknet*⁴ y su implementación en *ROS*, *Darknet ROS*, para la detección de objetos. En el caso del entorno real, la red mencionada ha sido entrenada a través de un *dataset* propio con los objetos reales, con el objetivo de ofrecer una detección de mayor fiabilidad. Todo ello ha sido combinado en dos paquetes *ROS*, diferenciando entorno simulado y real.

La principal limitación del sistema es la potencia de la placa utilizada. Al necesitar dos redes neuronales, y para obtener un rendimiento aceptable, es necesario trabajar con una resolución considerablemente baja. Por otra parte, al disponer de una sola cámara, esta debe tener un determinado ángulo de inclinación hacia abajo para poder visualizar correctamente el circuito, lo que provoca un campo de visión reducido que limita la detección de objetos de gran altura.

5.2. Líneas futuras

Tal y como se expuso en el Capítulo 1, existen multitud de casos donde se utilizan vehículos autónomos, y no únicamente en el ámbito de la conducción. Por lo que la solución implementada podría ser aplicable a otros usos. Por ejemplo, en el ámbito de la inspección, la red neuronal de seguimiento de carril podría ser utilizada para navegar a lo largo de un túnel, como el de la Figura 5.1, en el que buscan artefactos explosivos a través de la red de detección de objetos.

Otra posible utilidad sería la exploración de bosques o montañas para prevenir incendios, de modo que el robot debería seguir la senda o camino en busca de fuego o realizando tareas de prevención, haciendo uso de la detección de objetos para poder alertar correctamente.

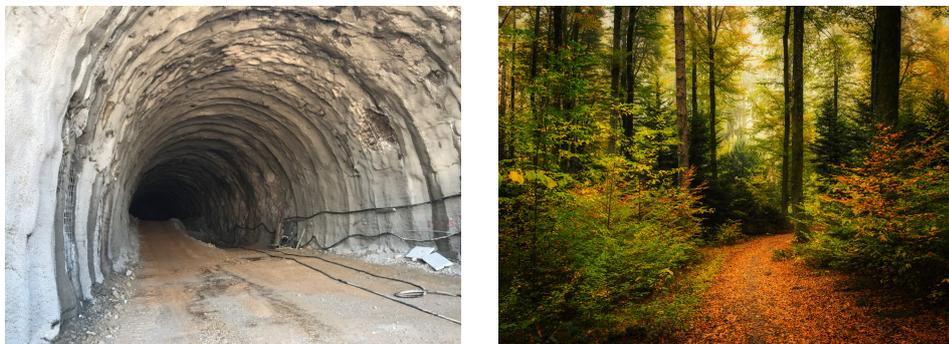


Figura 5.1: Posibles usos alternativos del software implementado.

⁴<https://pjreddie.com/darknet/>

Todo ello son ámbitos de aplicación que no hacen más que proporcionar una intuición acerca del potencial de las redes neuronales que, mediante un entrenamiento a través de un conjunto grande y completo de datos, permiten adaptarse a multitud de situaciones.

Bibliografía

- [Ayoub and Schneider-Kamp, 2021] Ayoub, N. and Schneider-Kamp, P. (2021). Real-time on-board deep learning fault detection for autonomous uav inspections. *Electronics*, 10:1091.
- [Bochkovskiy et al., 2020] Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., and Liao, H.-Y. M. (2020). Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection.
- [Dal, 2021] Dal, A. (2021). Distance(webcam) estimation with single-camera opencv-python.
- [Fukushima, 1979] Fukushima, K. (1979). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *NHK Broadcasting Science Research Laboratories*.
- [J.Pomeyrol, 2019] J.Pomeyrol (2019). Canonical concreta el soporte de 32-bit para ubuntu 20.04 lts. Muy Linux.
- [Kingma and Ba, 2014] Kingma, D. P. and Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization.
- [Padilla et al., 2021] Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L., and da Silva, E. A. B. (2021). A comparative analysis of object detection metrics with a companion open-source toolkit. 10(3).
- [Raiciu, 2009] Raiciu, T. (2009). How night vision works. *autoevolution.com*.
- [Redmon and Farhadi, 2018] Redmon, J. and Farhadi, A. (2018). Yolov3: An incremental improvement. *arXiv*.
- [Ros, 2021] Ros, I. (2021). Tesla monta cpus zen de amd y gpus rdna 2 en sus coches.
- [Russell and Norvig, 2010] Russell, S. and Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall, 3 edition.

- [SAE, 2018] SAE, I. (2018). Sae j3016 levels of driving automation. *SAE J3016*.
- [Today, 2021] Today, C. (2021). Why tesla using pytorch for autopilot. *Corporates Today*.
- [Vega and Cañas, 2019] Vega, J. and Cañas, J. (2019). Open vision system for low-cost Robotics education. *Electronics*, 8:1295–1315.
- [von Szadkowski and Reichel, 2020] von Szadkowski, K. and Reichel, S. (2020). Phobos: A tool for creating complex robot models. *Journal of Open Source Software*, 5(45):1326.