



UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ

**AGENTE INTELIGENTE BASADO EN
APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA
LA LOCOMOCIÓN ADAPTATIVA EN
ENTORNOS 3D SIMULADOS CON
UNITY**

Autores:

Omaña Davila, Cesar Luis

Costamagna Veloz, Antonio Andrés

Urb. Yuma II, calle N° 3. Municipio San Diego
Teléfono: (0241) 8714240 (master) – Fax: (0241) 8712394



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE COMPUTACIÓN

**AGENTE INTELIGENTE BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA
LOCOMOCIÓN ADAPTATIVA EN ENTORNOS 3D SIMULADOS CON UNITY**

Proyecto del Trabajo de Grado para optar al título de
INGENIERO DE COMPUTACIÓN

Autores:

Omaña Davila, Cesar Luis.

C.I.: 29.621.011

Costamagna Veloz, Antonio Andrés.

C.I.:30.662.291

Tutora:

Jiménez De Peralta, Oneida Emilia

C.I.: 10.227.464

San Diego, octubre de 2023



UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ
COORDINACIÓN DE PASANTÍA Y TRABAJO DE GRADO

ACTA DE APROBACIÓN

INFORME FINAL DE PASANTÍA

TRABAJO DE GRADO

El jurado designado por la Facultad de _____ para la evaluación del Informe Final de Pasantía o Trabajo de Grado titulado:

Agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity.

Realizado por el (la) Br. Antonio Costamagna.

C.I. N° 30.662.291 cursante de la carrera de Computación

hace constar después de analizar su contenido y oída la exposición oral, considera que el Informe Final o Trabajo de Grado ha obtenido la calificación de:

APROBADO

NO APROBADO

El Jurado

[Signature]
Tutor Académico (Coordinador)
Nombre: Ornela Jimenez
C.I.: 10227464.

[Signature]
Jurado
Nombre: José Frauda
C.I.: 11096284

[Signature]
Jurado
Nombre: SUSAN LEON
C.I.: 14049987

Fecha: 08/04/2024





UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ
COORDINACIÓN DE PASANTÍA Y TRABAJO DE GRADO

ACTA DE APROBACIÓN

INFORME FINAL DE PASANTÍA

TRABAJO DE GRADO

El jurado designado por la Facultad de ingeniería para la evaluación del Informe Final de Pasantía o Trabajo de Grado titulado:

Agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity.

Realizado por el (la) Br. Cesar Omaña

C.I. N° 29.621.011 cursante de la carrera de ingeniería de Computación

hace constar después de analizar su contenido y oída la exposición oral,

considera que el Informe Final o Trabajo de Grado ha obtenido la calificación de:

APROBADO

NO APROBADO

Tutor Académico (Coordinador)
Nombre: Eneide Jimenez
C.I.: 10227464

El Jurado

Jurado
Nombre: José Frauda
C.I.: 11096294



Jurado
Nombre: SUSAN LEON
C.I.: 14049987

Fecha: 08/04/2024



UNIVERSIDAD
JOSÉ ANTONIO PÁEZ

REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA

UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ

FACULTAD DE INGENIERÍA

FI-C-008-2023-2CR-TG

San Diego, 01 de diciembre de 2023

Ciudadano(s):
COSTAMAGNA VELOZ, ANTONIO ANDRÉS
C.I.: 30662291
OMANA DÁVILA, CÉSAR LUIS
C.I.: 29.621.011

Presente. -

Cumplo con informarle que la comisión de Trabajo de Grado y Pasantías de la Facultad de Ingeniería, en su reunión N° 15-2023 de fecha 2/11/2023, aprobó el proyecto de grado titulado:

**AGENTE INTELIGENTE BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO
PARA LA LOCOMOCIÓN ADAPTATIVA EN ENTORNOS 3D
SIMULADOS CON UNITY.**

Presentado por usted(es) como requisito para optar al título de Ingeniero de Computación.

Se ratifica la designación del Tutor Académico que lo asesorará en el desarrollo de este proyecto a la profesora Jiménez López, Oneida Emilia, titular de la cédula de identidad V-10227464.



Atentamente,

Dra. Laura Atorora Sáenz Palencia
Decana de la Facultad de Ingeniería

c.c. Coordinación de Pasantía y Trabajo de Grado de la Facultad de Ingeniería

ÍNDICE GENERAL

CONTENIDO	pp.
RESUMEN	ix
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO	
I EL PROBLEMA	
1.1 Planteamiento del Problema.....	3
1.2 Formulación del Problema.....	5
1.3 Objetivos de la Investigación.....	5
1.3.1 Objetivo General.....	5
1.3.2 Objetivos Específicos.....	5
1.4 Justificación.....	5
1.5 Alcance	6
1.6. Limitaciones.....	7
II MARCO TEÓRICO	
2.1 Antecedentes.....	8
2.2. Teoría Central de la investigación.....	10
2.3 Bases Teóricas.....	10
2.3.1. Aprendizaje automático	10
2.3.2. Aprendizaje profundo	11
2.3.3. Agente inteligente	12
2.3.4. Locomoción adaptativa	12
2.3.5. Redes neuronales	13
2.3.6. Unity	14
2.3.7. Unity ML-Agents	15
2.3.8. Metodología XP	15
2.4 Bases Legales.....	16

2.4.1. Constitución de la República Bolivariana de Venezuela (1999)	16
2.4.2. Ley Orgánica de Ciencia, Tecnología e Innovación (LOCTI)	17
2.5 Definición de Términos Básicos.....	17

III MARCO METODOLÓGICO

3.1. Paradigma de la investigación.....	18
3.2 Tipo de Investigación.....	18
3.3 Diseño de la Investigación.....	19
3.4 Nivel de la Investigación.....	19
3.5. Población y Muestra.....	20
3.6. Técnicas e Instrumentos de recolección de datos.....	20
3.7. Técnicas de análisis de resultados.....	21
3.8. Confiabilidad y/o Validez de los instrumentos.....	21
3.9. Fases Metodológicas.....	22
3.10. Cuadro de Operacionalización de Variables.....	24

IV RESULTADOS

4.1 Fase I: Diagnóstico del estado actual de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático	25
4.2 Fase II: Determinación los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema	28
4.3 Fase III: Diseño del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.	29
4.4 Fase IV: Programación de la inteligencia artificial para la locomoción adaptativa, a partir de los requerimientos y módulos necesarios	37
4.5 Fase V: Realización de las pruebas de los requerimientos del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.	38

V CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones.....	44
5.2. Recomendaciones.....	44
REFERENCIAS.....	46

LISTA DE FIGURAS

DESCRIPCIÓN

FIGURA		pp.
1	Modelo de Entorno de aprendizaje en Unity ML-Agents	30
2	Modelo 3D del agente inteligente	31
3	Modelo 3D del elemento Checkpoints	31
4	Modelo 3D del elemento Walls	32
5	Sensor Raycast del Agente	33
6	Red Neuronal de CarAgent	34
7	Representación del primer circuito de entrenamiento del agente inteligente	35
8	Representación del segundo circuito de entrenamiento del agente	35
9	Circuito San Diego	36
10	Circuito San Diego	36
11	Circuito San Diego	37
12	Entrenamiento	39
13	Segundo entrenamiento	40
14	Prueba 1 “Checkpoints Complete” significan los intentos completados	41
15	Prueba 2 “Checkpoints Complete” significan los intentos completados y “Bumped the wall” los intentos en los cuales fallo al completar el circuito	42
16	Prueba 3 “Checkpoints Complete” significan los intentos completados y “Bumped the wall” los intentos en los cuales fallo al completar el circuito	43

ÍNDICE DE GRÁFICOS

GRÁFICO	DESCRIPCIÓN	pp.
1	Primer entrenamiento	38
2	Segundo entrenamiento	40

ÍNDICE DE TABLAS

GRÁFICO	DESCRIPCIÓN	pp.
1	Respuestas pregunta nro 1.	25
2	Respuestas pregunta nro 2.	26
3	Respuestas pregunta nro 3.	26
4	Respuestas pregunta nro 4.	26
5	Respuestas pregunta nro 5.	27
6	Respuestas pregunta nro 6.	27
7	Respuestas pregunta nro 7.	28
8	Prueba 1	41
9	Prueba 2	42
10	Prueba 3	43



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE COMPUTACIÓN

**AGENTE INTELIGENTE BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA
LOCOMOCIÓN ADAPTATIVA EN ENTORNOS 3D SIMULADOS CON UNITY**

Autores: Cesar Luis Omaña Davila
Antonio Andrés Costamagna Veloz
Tutora: Oneida Emilia Jiménez De
Peralta
Fecha: octubre 2023

RESUMEN

El presente proyecto tiene como objetivo desarrollar un agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity, con la finalidad de crear un agente capaz de adaptarse a diversos entornos simulados, a través del entrenamiento de una red neuronal mediante el aprendizaje profundo por refuerzo. Para esto se utilizó un motor gráfico Unity el cual permite la utilización de inteligencia artificial, y se desarrolló a partir de la metodología XP, una metodología ágil que facilitó el proceso de desarrollo. Este estudio se enmarcó dentro del modelo de proyecto especial, utilizando para éste diversas técnicas para la recopilación de datos, incluyendo la entrevista estructurada, la observación directa y la revisión documental, permitió obtener información valiosa sobre el agente inteligente. La investigación se situó dentro de la línea de investigación "Desarrollo de Nuevas Tecnologías en Procesos Productivos", enfatizando la importancia de la innovación tecnológica en Venezuela, específicamente en el Estado Carabobo.

Palabras claves: Inteligencia artificial, Aprendizaje automático, Unity, Metodología.

INTRODUCCIÓN

La locomoción adaptativa es una tarea compleja que requiere un alto grado de inteligencia y flexibilidad. En un entorno 3D simulado, un agente inteligente debe ser capaz de adaptarse a una variedad de condiciones, incluyendo el terreno, los obstáculos y los objetivos. Esto requiere la capacidad de percibir el entorno, planificar una trayectoria y controlar los movimientos del agente. Los agentes inteligentes basados en aprendizaje automático tienen el potencial de resolver el problema de la locomoción adaptativa de manera más segura y eficiente que los métodos actuales también pueden aprender de los datos de entrenamiento para desarrollar una comprensión del entorno y una capacidad de planificación y control flexibles.

El presente proyecto tiene como objetivo desarrollar un agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity. El agente inteligente se entrenó en un conjunto de datos de entornos 3D simulados, y será capaz de caminar de forma segura y eficiente en diferentes entornos, incluso aquellos que son complejos o peligrosos. El agente se desarrolló utilizando una arquitectura de red neuronal basada en entornos de aprendizaje en Unity. La red neuronal se entrenó en un conjunto de datos de entornos 3D simulados que se generarán utilizando Unity. El conjunto de datos incluyó una variedad de entornos, incluyendo entornos simples y otros más complejos.

El agente inteligente tiene un impacto positivo en una variedad de aplicaciones, incluyendo la realidad virtual y aumentada, la robótica y el entretenimiento. En realidad virtual y aumentada, el agente inteligente podría permitir a los usuarios interactuar con entornos virtuales de una manera más natural y segura. En robótica, puede ser utilizado para mejorar la eficiencia y la seguridad de los robots. En entretenimiento, el agente inteligente puede ser utilizado para crear experiencias de juego más inmersivas y desafiantes. El presente proyecto de investigación se estructura en cuatro capítulos principales, detallados de la siguiente manera:

Capítulo I - El problema: En este primer capítulo, se describe el problema que se aborda a través del proyecto y se establece el objetivo general: "Desarrollar un agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity.". Además, se detallan los objetivos específicos del estudio y se justifica su relevancia.

Capítulo II - Marco Teórico: Este capítulo se centra en los antecedentes, las bases teóricas, las bases legales y las definiciones de términos clave que sustentan el proyecto. Incluye una revisión

documental y un análisis de estudios previos relacionados con la inteligencia artificial, el aprendizaje automático, y el aprendizaje profundo.

Capítulo III - Marco Metodológico: En este capítulo se presenta el diseño de la investigación, incluyendo el tipo de estudio, nivel, población, muestra, y las técnicas e instrumentos para la recolección de datos. También se describen las técnicas de análisis de datos y las fases metodológicas que se seguirán en el desarrollo del proyecto. Entre las técnicas de recolección de datos se incluyen la encuesta, la observación directa y la revisión documental.

Capítulo IV - Recursos: En este capítulo se describen los recursos necesarios para la realización del estudio. Se detallan los recursos humanos, institucionales y materiales. Además, se presenta un cronograma de actividades, proporcionando un plan de tiempo para la ejecución del estudio.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

1.1.Planteamiento del problema

La crisis del transporte público en Venezuela es una realidad que afecta a diario la vida de millones de personas. Congestión vehicular, falta de mantenimiento, unidades obsoletas y deficiencia en el servicio son solo algunos de los problemas que aquejan a este sector. En este contexto, la implementación de nuevas tecnologías se presenta como una oportunidad para mejorar la eficiencia, la seguridad y la accesibilidad del transporte público en el país. Lo anteriormente mencionado se puede explicar de la siguiente manera ya que, según Padron y Janeth:

En cuanto al transporte público, su análisis y valoración resulta sustancial en Venezuela ya que este posee un carácter marcadamente débil, pues se constata la existencia en el país de una escasa integración de este con otros modos de transporte, a la vez que la ausencia de una movilidad sostenible. (2021, p. 1)

La falta de integración entre los diferentes modos de transporte y la insuficiencia de infraestructura vial generarían un mayor congestionamiento en las ciudades, especialmente en las horas pico. Esto se traduciría en un aumento del tiempo de viaje, mayor consumo de combustible y mayor contaminación del aire.

La locomoción adaptativa es una de estas tecnologías emergentes con gran potencial. Permite que los vehículos ajusten su comportamiento en tiempo real a las condiciones del entorno, optimizando la planificación de rutas, la gestión del tráfico y la interacción con los usuarios. Ya que, según Li, Y., Díaz, M., Morantes, S., & Dorati, Y. (2018) “Un vehículo autónomo es aquel capaz de imitar las capacidades humanas de manejo en secuencia y control, mientras percibe el entorno que le rodea. Para la toma de decisiones se apoya en plataformas y sensores electrónicos.” (p. 1)

Sobre los beneficios Li, Y., Díaz, M., Morantes, S., & Dorati, Y. (2018) expresan que “Los vehículos autónomos tienen el potencial de reducir drásticamente los choques. Se cree que el error del conductor es la razón principal detrás de más del 90% de todos los accidentes” (p. 37) y en cuanto a la eficiencia, se puede esperar una reducción de los tiempos de viaje, una mayor fluidez del tráfico y un mejor aprovechamiento de la infraestructura vial. Finalmente, en términos de accesibilidad, se espera una mayor cobertura del servicio, una mejor atención a las personas con discapacidad y una mayor comodidad para los usuarios en general.

Para que la locomoción adaptativa sea una realidad en Venezuela, se requiere de un proceso gradual que considere varios aspectos. En primer lugar, es necesario desarrollar la tecnología adaptándola a las condiciones específicas del país, incluyendo el desarrollo de algoritmos y software especializados. En segundo lugar, se debe adecuar la infraestructura, implementando sensores, cámaras y sistemas de comunicación en las vías públicas y en los vehículos. En tercer lugar, se debe capacitar al personal, formando técnicos y operadores en el manejo de la nueva tecnología. Finalmente, se debe crear un marco regulatorio que regule la operación de la locomoción adaptativa en el país ya que enunciado por Li, Y., Díaz, M., Morantes, S., & Dorati, Y. (2018) “Como en toda innovación, uno de los factores faltantes es el marco legal y sus reglamentos correspondientes, y, es precisamente ello, lo que ha dilatado el lanzamiento de los coches sin conductor” (p. 38)

La implementación de la locomoción adaptativa en Venezuela no solo mejoraría el transporte público, sino que también generaría beneficios para la economía del país. Se espera la creación de empleos en el sector tecnológico y en la construcción y mantenimiento de la infraestructura. Además, se espera una reducción del costo del transporte tanto para las empresas como para los ciudadanos.

La locomoción adaptativa es una oportunidad que no se puede dejar pasar. La implementación de esta tecnología no solo mejorará el transporte público, sino que también tendrá un impacto positivo en la economía del país. Es hora de que Venezuela se ponga al día con las últimas tecnologías y aproveche al máximo su potencial. Ciudades como Copenhague en Dinamarca poseen un metro el cual es completamente automático y también en Italia los metros de Turín, Milán y Roma. Así como estos hay muchos mas sistemas automatizados en el mundo.

En Londres se está utilizando para optimizar la planificación de rutas, la gestión del tráfico y la asignación de recursos. Un ejemplo es el sistema de "predicción de demanda" de Transport for London, que utiliza algoritmos de aprendizaje automático para ajustar la frecuencia de los buses en tiempo real. La implementación de esta tecnología, con un enfoque planificado y gradual, no solo mejoraría la calidad de vida de los ciudadanos, sino que también aportaría beneficios económicos a las ciudades.

En resumen, este trabajo represento un paso adelante en Venezuela en el desarrollo de agentes inteligentes capaces de moverse de manera efectiva en entornos 3D simulados. El enfoque

tiene el potencial de ser utilizado en una variedad de aplicaciones, incluyendo robótica, inteligencia artificial y ciencias de la computación.

1.2. Formulación del Problema

En base a lo anteriormente planteado, nace la siguiente interrogante: ¿Cómo se puede mejorar la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity?

1.3. Objetivos de la investigación

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity.

1.3.2. Objetivos específicos

- Diagnosticar el estado actual de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático
- Determinar los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema.
- Diseñar un agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.
- Programar la inteligencia artificial para la locomoción adaptativa, a partir de los requerimientos y módulos necesarios.
- Realizar las pruebas de los requerimientos del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.

1.4. Justificación de la investigación

La presente investigación encontró su justificación por su refuerzo para desarrollar un agente inteligente basado en aprendizaje automático capaz de moverse de manera efectiva en entornos 3D simulados con Unity. El enfoque se basa en el uso de una red neuronal como función de valor para representar el valor de cada estado en el entorno. La red neuronal se entrena utilizando un algoritmo de aprendizaje por refuerzo para aprender a moverse de manera efectiva hacia el objetivo.

El éxito de este proyecto podría tener un impacto significativo en el desarrollo de agentes inteligentes capaces de moverse de manera efectiva en entornos 3D. El enfoque podría ser utilizado en una variedad de aplicaciones, como la robótica (Vehículos autónomos, robots industriales, robots de servicio), también en la inteligencia artificial (Sistemas de navegación, sistemas de control, sistemas de reconocimiento) y en las ciencias de la computación (Simulación, modelado, aprendizaje automático)

Además, el proyecto podría ayudar a avanzar en el conocimiento de la locomoción en entornos complejos. Al estudiar cómo las redes neuronales aprenden a moverse en estos entornos, los investigadores podrían obtener información sobre cómo los animales y los humanos se mueven en el mundo real. Algunos beneficios del proyecto son la mejora de la eficiencia y la eficacia de los agentes inteligentes, que pueden adaptarse a entornos cambiantes pueden ser más eficientes y eficaces en la realización de tareas. Así como la ampliación del rango de aplicaciones de los agentes inteligentes, que pueden adaptarse a entornos cambiantes pueden ser utilizados en una gama más amplia de aplicaciones.

También cabe destacar que con el desarrollo de esta investigación se obtendrá una solución innovadora y accesible que aprovecha las capacidades de la inteligencia artificial para el desarrollo de nuevas tecnologías en procesos productivos y recolección de datos. Esto es importante en muchos casos, como en el desarrollo de vehículos autónomos que puedan navegar por calles llenas de tráfico o en el desarrollo de robots que puedan operar en entornos peligrosos o inestables. Esta investigación no solo busca abordar una recolección de datos sobre el aprendizaje automático en distintos tipos de modelos en 3D, sino que también tiene el potencial de ser un catalizador para la creación de soluciones tecnológicas más inclusivas en el futuro.

1.5. Alcance

El proyecto fue enfocado en desarrollar un agente inteligente mediante el aprendizaje automático para el desarrollo de nuevas tecnologías. Se evaluó utilizando un conjunto de datos 3D simulados. El conjunto de datos incluirá una variedad de entornos, los cuales presentarán obstáculos, diferentes superficies y varios objetivos. El entorno simulado está limitado a zonas del área de San Diego para que el agente aprenda a moverse en estas mediante obstáculos diferentes.

1.6. Limitaciones

No obstante, se encuentran ciertas limitaciones que se tomaron en cuenta previo a la realización del proyecto.

- El entorno simulado puede ser demasiado complejo, lo que puede dificultar el aprendizaje del agente dependiendo de los obstáculos que este posea. Además, el entorno simulado puede no ser representativo de la realidad, lo que puede limitar la capacidad del agente para generalizar a nuevos entornos.
- El hardware utilizado para ejecutar el agente puede no ser lo suficientemente potente, lo que puede limitar la capacidad del agente para aprender y ejecutar acciones en tiempo real.

- El algoritmo de aprendizaje puede no ser lo suficientemente robusto o eficiente, lo que puede ralentizar el aprendizaje del agente o impedir que aprenda completamente. Además, el algoritmo de aprendizaje puede ser sensible a los parámetros de configuración, lo que puede dificultar la selección de los parámetros óptimos.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

Los antecedentes son definidos como “los estudios previos y tesis de grado relacionadas con el problema planteado, es decir, investigaciones realizadas anteriormente y que guardan alguna vinculación con el problema en estudio” (Arias, 2012, p.14). A continuación, se presentan cinco (5) trabajos de grado, dos (2) de tipo nacional, y tres (3) de tipo internacional que sirven de apoyo para el desarrollo de la presente investigación:

Suárez y Ariza (2023) en su trabajo titulado **“Aplicación web de atención médica primaria para el diagnóstico de enfermedades pediátricas mediante un modelo deep learning”** realizado en la Universidad José Antonio Páez, San Diego, Carabobo, Venezuela para optar al título de “Ingeniero en computación” tuvo por objetivo “Desarrollar una aplicación web de atención médica primaria para el diagnóstico temprano de enfermedades pediátricas mediante un modelo Deep Learning”. Consiguiendo desarrollar la aplicación que proporciona una predicción y es una herramienta que puede servir de soporte para un diagnóstico más rápido. El aporte principal de dicha investigación toma lugar en que ofrece una fundamentación teórica y metodológica sobre herramientas y formas de la investigación de datos dentro del Deep Learning y redes neuronales. Así como también, una referencia de diseño de modelo de red neuronal y el uso de la metodología XP para desarrollar el modelo deep learning.

Por otra parte, la investigación llevada a cabo por Torres (2022) para optar por el título de Ingeniero en Computación en la Universidad José Antonio Páez, Venezuela, titulada **“Desarrollo de un modelo de Deep Learning para la automatización de los procesos de detección de tumores cerebrales”** se enfocó en acelerar y mejorar la velocidad y la precisión con la que se detectan y localizan tumores malignos a través de resonancias magnéticas del cerebro y ayudar en la detección temprana de tumores. Para ello, se realizaron encuestas en clínicas y hospitales para lograr recolectar información detallada que ayudó con la elaboración y ejecución del proyecto investigativo. También, se entrenaron 2 tipos de modelos de Deep Learning, uno que detectaba si el tumor existía o no, que funcionaba como filtro a partir de las resonancias magnéticas. Y una segunda red, la cual estuvo basada en un modelo con arquitectura RESUNET para localizar exactamente y segmentar la imagen con la región a la que corresponde la presencia de ese tumor.

Su aporte a la presente investigación es la metodología empleada para diseñar la red neuronal apta y las pruebas realizadas para verificar el funcionamiento del sistema y veracidad de los resultados.

Así mismo, Barrientos, Ortiz, Vera y Escalona (2021), en su trabajo titulado **“Deep Learning aplicado para la detección de hemorragias y tumores cerebrales”** realizado en la Universidad Finis Terrae, Providencia, Chile, para optar al título de Ingeniero en Sistema tuvo como objetivo construir un modelo de deep learning para la predicción de imágenes cerebrales que permitía obtener un diagnóstico previo, pero no definitivo, en virtud de disminuir el tiempo del proceso. Con el modelo definitivo, los resultados superaron el 80% de precisión en las predicciones y descubrieron que separar patologías (hemorragias y tumores) fue crucial para el resultado. El aporte más significativo de este trabajo consistió en que ofrece una fundamentación teórica y metodológica sobre herramientas y formas de la investigación de datos dentro del Deep Learning.

Por otro lado, Suárez L. Daniel (2020) en su trabajo titulado **“Deep Learning en videojuegos”** realizado en la Universidad de La Laguna en San Cristóbal de La Laguna, España, Para optar por el título: “Grado en Ingeniería Informática” tuvo por objetivo realizar y aplicar algoritmos de aprendizaje por refuerzo a un juego propio de tanques desarrollado en Unity. Demostrando cómo se puede obtener una inteligencia artificial capaz de jugar de manera adecuada, con un comportamiento realista. El aporte más significativo de este trabajo consistió en que ofrece una fundamentación teórica sobre el motor gráfico Unity, a su vez de cómo pueden ser los agentes inteligentes utilizados en este campo.

Finalmente, el trabajo de Leivi (2019), titulado **“Análisis de la implementación de Machine Learning en el diagnóstico por imágenes”** realizado en la Universidad de San Andrés, Argentina, para optar al título de Maestría en Gestión de Servicios Tecnológicos y de Telecomunicaciones tuvo por objetivo realizar un análisis de los principales beneficios asociados a la implementación de Machine Learning en el Diagnóstico por Imágenes. Demostrando una marcada tendencia que indica que las herramientas basadas en machine learning para el diagnóstico por imágenes son más precisas que el análisis e informe que podría realizar un especialista con mayor experiencia en la materia. El aporte más significativo con la presente investigación son las fuentes entre la que se destaca abundante bibliografía, una serie de entrevistas realizadas a expertos, la observación del trabajo del profesional y la concurrencia a eventos.

2.2. Teoría Central de la Investigación

Por definición, la Inteligencia Artificial o IA, y en inglés Artificial Intelligence o AI, es una tecnología con capacidad de hacer pensar por sí sola una máquina. La tecnología que emplea una máquina artificial e inteligente está desarrollada por medio de una serie de algoritmos que le proporcionan la capacidad de interpretación, decisión y resolución de problemas de forma autónoma ante las señales que recibe.

Según John McCarthy (1955) el primer hombre en acuñar dicho término, la Inteligencia Artificial era: “la ciencia y la ingeniería de crear máquinas inteligentes, especialmente programadas por computación inteligente”.

Las definiciones actuales de inteligencia artificial se encuentran autores como Rich y Knight (1994), quienes definen en forma general la IA como la capacidad que tienen las máquinas para realizar tareas que en el momento son realizadas por seres humanos; Nebendah (1988) y Delgado (1998), la definen cómo el campo de estudio que se enfoca en la explicación y emulación de la conducta inteligente en función de procesos computacionales basadas en la experiencia y el conocimiento continuo del ambiente.

El aprendizaje automático, incluido dentro de la ciencia de datos, lo define Arthur Samuel (1954) como “el campo de estudio que proporciona a los ordenadores la capacidad de aprender sin estar explícitamente programados”. Esta disciplina, también conocida como “aprendizaje de máquinas” es un campo de estudio de la inteligencia artificial que, a partir de bases de datos, pone en marcha algoritmos, para obtener análisis predictivos con fines precisos y establece correlaciones entre varios sucesos.

Sobre estas bases, la inteligencia artificial se ha convertido en una teoría de investigación central en muchos campos científicos gracias a su capacidad para mejorar los sistemas existentes y desarrollar nuevas tecnologías. Esto es especialmente importante en campos como la robótica, la cibernética, la analítica empresarial y la informática, donde se utilizan técnicas de aprendizaje automático para mejorar el rendimiento y la eficiencia de los sistemas existentes

2.3. Bases Teóricas

2.3.1. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático es un campo de la inteligencia artificial que se ocupa de la creación de algoritmos que pueden aprender de los datos sin ser explícitamente programados. Este campo ha experimentado un gran crecimiento en los últimos años, debido al aumento de la disponibilidad

de datos y al desarrollo de nuevas técnicas de aprendizaje automático. Según Arthur Samuel (1959), define el aprendizaje automático como "el campo de estudio que proporciona a los ordenadores la capacidad de aprender sin estar explícitamente programados"

Existen diferentes tipos de aprendizaje automático, que se clasifican según la forma en que los algoritmos aprenden de los datos. Los principales tipos de aprendizaje automático son:

Aprendizaje supervisado: En el aprendizaje supervisado, los algoritmos se entrenan con un conjunto de datos etiquetados, que contienen datos de entrada y los resultados deseados. Los algoritmos aprenden a asociar los datos de entrada con los resultados deseados.

Aprendizaje no supervisado: En el aprendizaje no supervisado, los algoritmos se entrenan con un conjunto de datos no etiquetados. Los algoritmos aprenden a encontrar patrones en los datos sin la ayuda de datos de entrada etiquetados.

Aprendizaje semi supervisado: Los algoritmos se entrenan con un conjunto de datos que contiene una combinación de datos etiquetados y no etiquetados. Los algoritmos aprenden a asociar los datos etiquetados con los resultados deseados, y luego utilizan este conocimiento para aprender de los datos no etiquetados.

Aprendizaje por refuerzo: En el aprendizaje por refuerzo, los algoritmos aprenden a realizar una tarea a través de una serie de recompensas y castigos. Los algoritmos van aprendiendo a tomar las decisiones que les permiten obtener las recompensas deseadas.

El aprendizaje automático tiene el potencial de revolucionar una amplia gama de industrias. Por ejemplo, el aprendizaje automático se utiliza para desarrollar coches autónomos, mejorar el diagnóstico médico y crear nuevas formas de entretenimiento.

2.3.2. Aprendizaje profundo

El aprendizaje profundo, en inglés (Deep learning) es un subcampo del aprendizaje automático (machine learning), el cual se concentra en el aprendizaje mediante capas sucesivas de representación. El concepto de profundidad (depth), no hace referencia a la profundidad del entendimiento obtenido, sino a la cantidad de capas o niveles de representación que contribuyen a la red (Chollet, 2017). Adicionalmente, el deep learning está basado en el algoritmo de las redes neuronales, las cuales, bajo distintas arquitecturas, han demostrado tener un buen rendimiento en campos como visión por computadora, reconocimiento de voz, procesamiento de lenguaje natural, entre otros.

Una definición formal fue introducida por McCulloch y Pitts (1943) aunque utilizaremos la definición más moderna mostrada por Petersen & Voigtlaender (2018). En consecuencia, y aunque se utiliza una función arbitraria (conocida como función de activación), popularmente se utilizan las funciones adoptadas del escrito de Petersen, Raslan, e Voigtlaender (2020) como son ReLU, parametric ReLU y Sigmoid, entre otras. En pocas palabras, el adjetivo “deep” en deep learning se refiere al uso de múltiples capas, esto es cuando el número L en la representación anterior es grande, donde cada una de estas extrae una representación de alto nivel de las características intrínsecas en la data. Para hacer esto, la transformación implementada por una capa es parametrizada por sus pesos donde entendemos como aprendizaje el hecho de obtener un conjunto de pesos para todas las capas de la red, de tal manera que dicha red podrá mapear ejemplos (entradas) a sus “targets” asociados. Para poder realizar esta tarea, se debe medir la diferencia entre las salidas obtenidas y las esperadas, dicha diferencia se alcanza mediante la función de pérdida o “loss function” en inglés. La función de pérdida toma las predicciones de la red y los targets esperados y calcula un valor de distancia entre éstos. Finalmente, este valor es utilizado para ajustar los pesos de las capas con el fin de disminuir el valor conseguido por la función de pérdida.

2.3.3. Aprendizaje por refuerzo

El aprendizaje por refuerzo (Reinforcement Learning o “RL”) es una técnica de machine learning (ML) que entrena al software para que tome decisiones a fin de lograr los mejores resultados. Imita el proceso de aprendizaje por ensayo y error que los humanos utilizan para lograr sus objetivos. Según Sutton y Barto (2018) Considerados los padres del APR, introdujeron el concepto de “función de valor” para evaluar la calidad de las políticas (conjuntos de reglas que determinan las acciones de un agente). Lo definen como “El aprendizaje por refuerzo es aprender a través de la interacción para maximizar una señal numérica de recompensa”. Las acciones de software que trabajan para alcanzar su objetivo se refuerzan, mientras que las que se apartan del objetivo se ignoran. El aprendizaje por refuerzo se basa en el proceso de decisión de Markov, un modelo matemático de la toma de decisiones que utiliza intervalos de tiempo discretos. En cada paso, el agente lleva a cabo una nueva acción que da como resultado un nuevo estado del entorno.

Los algoritmos de RL utilizan un paradigma de recompensa y castigo al procesar los datos. Aprenden de las consecuencias de cada acción y descubren por sí mismos las mejores rutas de procesamiento para lograr los resultados finales. Los algoritmos también son capaces de funcionar

con gratificación aplazada. El RL es un potente método que ayuda a los sistemas de inteligencia artificial (IA) a lograr resultados óptimos en entornos variados.

2.3.4. Agente inteligente

Hípola y Vargas-Quesada (1999) definen agente inteligente “como una entidad software que, basándose en su propio conocimiento, realiza un conjunto de operaciones destinadas a satisfacer las necesidades de un usuario o de otro programa, bien por iniciativa propia o porque alguno de éstos se lo requiere.” Otra definición que se ajusta al concepto de agentes inteligentes es la dada por Jiménez y Ramos (2000) para los que un agente inteligente es: “Pieza de software que ejecuta una tarea dada utilizando información recolectada del ambiente, para actuar de manera apropiada hasta completar la tarea de manera exitosa. El software debe ser capaz de auto-ajustarse basándose en los cambios que ocurren en su ambiente de forma tal que un cambio en las circunstancias producirá un resultado esperado.”

2.3.5. Locomoción adaptativa

Se refiere a la evolución que tendrá el agente inteligente para desplazarse de manera más eficiente y efectiva en su entorno. Esta adaptación puede implicar cambios en la forma, la estructura o la función del sistema locomotor. Según Richard Dawkins, (1976) en su libro "El gen egoísta", define que la locomoción adaptativa es un resultado de la selección natural. Los organismos que pueden moverse de manera más eficiente tienen más probabilidades de sobrevivir y reproducirse, y por lo tanto, sus genes se transmiten a la siguiente generación. En el ámbito de la ingeniería, la locomoción adaptativa se ha aplicado para desarrollar robots que puedan moverse de manera eficiente en una variedad de entornos. Por ejemplo, los robots que se utilizan para explorar el espacio deben ser capaces de moverse en entornos de gravedad cero y con poco oxígeno.

2.3.6. Redes neuronales

Para que un Agente inteligente ejecute instrucciones y aprenda a procesar los datos en su entorno, se utilizan redes neuronales. Las redes neuronales, definen Ponce, Torres, Quezada, Silva y Zapata (2014), “son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el cerebro para realizar las tareas de pensar y tomar decisiones” (p.177). Están diseñadas para procesar información de manera similar a como lo hace el cerebro, mediante la utilización de una gran cantidad de nodos interconectados que realizan cálculos y transmiten información a través de señales eléctricas. Una vez que una red neuronal artificial ha sido

entrenada, puede ser utilizada para realizar una variedad de tareas, como la clasificación de imágenes, la predicción de valores numéricos, la generación de texto y mucho más.

Para el desarrollo de un agente inteligente, las redes neuronales son un componente crucial para el aprendizaje de este. Con la ayuda de las redes neuronales, el agente inteligente puede analizar los datos y el comportamiento del entorno al que estará expuesto, lo que le permite adaptar su respuesta y acciones para interactuar de la manera correcta con dicho entorno. Esto significa que el agente inteligente puede ejecutar mejores acciones, a medida que el modelo de aprendizaje automático se ajusta y mejora con cada interacción.

2.3.7. Unity

Es un motor gráfico multiplataforma desarrollado por Unity Technologies que permite el desarrollo de videojuegos y otros contenidos interactivos, como visualizaciones arquitectónicas o animaciones 3D en tiempo real.

Según la documentación oficial de Unity (2023) Unity es un software que permite a los desarrolladores crear y ejecutar videojuegos y otros contenidos interactivos. Es un motor gráfico, lo que significa que se encarga de generar los gráficos que se ven en pantalla. Unity también incluye un motor de física, un sistema de iluminación y un sistema de partículas, que permiten crear entornos realistas y atractivos.

Unity ofrece una amplia gama de características que facilitan el desarrollo de videojuegos y otros contenidos interactivos. Algunas de estas características incluyen:

Motor de física: Unity incluye un motor de física integrado que permite crear entornos realistas y atractivos.

Sistema de iluminación: Unity ofrece un sistema de iluminación avanzado que permite crear efectos de iluminación realistas.

Sistema de partículas: Unity ofrece un sistema de partículas integrado que permite crear efectos visuales complejos, como fuego, humo y explosiones.

Motor de sonido: Unity incluye un motor de sonido integrado que permite crear efectos de sonido realistas.

Editor de escenas: El editor de escenas de Unity permite crear y editar escenas 3D.

Editor de scripts: El editor de scripts de Unity permite escribir scripts C# para controlar el comportamiento de los objetos en el juego.

Editor de audio: El editor de audio de Unity permite crear y editar archivos de audio.

2.3.8. Unity ML-Agents

El Kit de herramientas Unity Machine Learning Agents es un framework de código abierto para Unity que permite que los juegos y simulaciones sirvan de entorno de aprendizaje para el entrenamiento de agentes inteligentes. Según la documentación oficial de Unity (2023) "Es una plataforma de aprendizaje automático que facilita la creación de agentes inteligentes en Unity. Con Unity ML-Agents, puedes entrenar a tus agentes utilizando una variedad de algoritmos de aprendizaje por refuerzo, y luego implementarlos en tus juegos y aplicaciones." Con la llegada de este kit de herramientas, Unity pasa a ser un entorno de gran accesibilidad tanto para investigadores como para usuarios más casuales, y notándose su impacto en la comunidad de Unity con la aparición de proyectos muy interesantes, como adaptaciones de entornos de OpenAI Gym.

Este lanzamiento forma parte de la iniciativa de Unity por hacer que su plataforma se convierta en el entorno de referencia para la investigación en Inteligencia Artificial, y junto a la potencia creativa del editor queda un entorno de desarrollo muy potente, con posibilidad de editar los escenarios a voluntad con distintas opciones físicas sin dejar de lado la configuración de los agentes y la posibilidad de cargar algoritmos de diseño propio.

La principal mejora que trae este kit a la plataforma es la conexión de Unity con una API de Python, y es que con esto se permite el uso, sin librerías de terceros, de la que posiblemente sea la librería más importante en este campo, TensorFlow, una versión abierta del código utilizado por Google para su investigación con Google Brain. A través de Tensorflow se programan y ejecutan la mayoría de algoritmos de aprendizaje automático, y Unity los trae a su plataforma haciendo uso de una conexión mediante protocolos gRPC para controlar desde Python la simulación que tiene lugar en el motor Unity. Esta conexión viene acompañada de un kit de desarrollo de software con el que poder convertir cualquier escena construida en el editor en un entorno de aprendizaje, existiendo tres componentes esenciales: Agente, Cerebro y Academia

2.3.9. Metodología XP

La metodología XP (Extreme Programming) es una metodología de desarrollo de software ágil en la que, como explica Kuz, Falco y Giandini (2018):

Los gerentes, los clientes y los desarrolladores son socios iguales en un equipo colaborativo, lo que promueve la autoorganización alrededor del problema. Brinda un entorno sencillo con reglas simples basadas en valores y principios, lo que facilita a los

equipos ser altamente productivos. Además de la sencillez; mejora un proyecto de software en la comunicación, la retroalimentación, el respeto y el valor.

Esta metodología se apoya en una serie de prácticas, como la programación en parejas, la revisión constante de código, la integración continua y la entrega frecuente de software funcional. Además, se enfoca en la satisfacción del cliente y en garantizar que el software sea entregado de manera eficiente, eficaz y con la calidad adecuada. También se caracteriza por una fuerte orientación hacia la calidad del software y el uso de pruebas de software automatizadas para garantizar que el software sea robusto y libre de errores.

La metodología ágil XP. Esta es una excelente opción, ya que permite una colaboración constante entre los desarrolladores y los usuarios. Además, el enfoque iterativo de la metodología permite realizar pruebas automatizadas durante todo el proceso de desarrollo, lo que ayuda a detectar y corregir errores más rápidamente.

2.4.Bases legales

Las bases legales de una investigación representan el fundamento jurídico que otorga legitimidad y coherencia a la investigación en cuestión. Estas bases son de vital importancia ya que refuerzan la integridad del estudio y se aseguran de que se ajuste a las normas y regulaciones pertinentes en el ámbito jurídico. En la presente investigación para el desarrollo de un agente inteligente basado en aprendizaje automático para la locomoción adaptativa en entornos 3D simulados con Unity, las bases legales se derivaron de la revisión fundamental de diversos documentos legales venezolanos que van desde la Constitución hasta la Ley Orgánica de Ciencia, Tecnología e Innovación, los cuales incluyen leyes y regulaciones pertinentes al interés de la ciencia y la innovación para el desarrollo.

Constitución de la República Bolivariana de Venezuela (1999)

Artículo 110. El Estado reconocerá el interés público de la ciencia, la tecnología, el conocimiento, la innovación y sus aplicaciones y los servicios de información necesarios por ser instrumentos fundamentales para el desarrollo económico, social y político del país, así como para la seguridad y soberanía nacional. Para el fomento y desarrollo de esas actividades, el Estado destinará recursos suficientes y creará el sistema nacional de ciencia y tecnología de acuerdo con la ley. El sector privado deberá aportar recursos para los mismos. El Estado garantizará el cumplimiento de los principios éticos y legales que deben regir las actividades de investigación científica, humanística y tecnológica. La ley determinará los modos y medios para dar cumplimiento a esta garantía.

Ley Orgánica de Ciencia, Tecnología e Innovación (LOCTI)

Artículo 1. La presente Ley tiene por objeto dirigir la generación de una ciencia,

tecnología, innovación y sus aplicaciones con base en el ejercicio pleno de la soberanía nacional, la democracia participativa y protagónica, la justicia y la igualdad social y el respeto al ambiente y la diversidad cultural, mediante la aplicación de conocimientos populares y académicos. A tales fines, el Estado venezolano formulará, a través de la Autoridad Nacional con competencia en Ciencia, Tecnología, Innovación y sus aplicaciones, enmarcado en el Plan Nacional de Desarrollo Económico-Social, las políticas públicas dirigidas a la solución de problemas concretos de la sociedad, por medio de la articulación e integración de los sujetos que realizan actividades de ciencia, tecnología, innovación y sus aplicaciones como condición necesaria para el fortalecimiento del Poder Popular.

2.5. Definición de términos

Algoritmo: Conjunto de instrucciones bien definidas y ordenadas que se utilizan para resolver un problema o realizar una tarea.

C#: (C-Sharp) lenguaje de programación desarrollado por Microsoft que se ejecuta en .NET Framework. Se utiliza para desarrollar aplicaciones web, aplicaciones de escritorio, aplicaciones móviles, juegos y mucho más.

Python: Python es un lenguaje de programación de alto nivel y de propósito general. Su filosofía de diseño enfatiza la legibilidad del código con el uso de sangría significativa.

Dato informático: Representación simbólica ya sea numérica o alfabética, cuyo valor está listo para ser procesado por un ordenador y mostrarlo a un usuario en modo de información.

Motor gráfico: software usado por aplicaciones y programas para dibujar gráficos en la pantalla de un ordenador

Locomoción: Desplazamiento de un lugar a otro.

Entornos 3D: Entornos inmersivos, interactivos, personalizables, accesibles y programables, con numerosas potencialidades para prácticas e investigaciones educativas.

Aprendizaje reforzado: Implica dar a la IA un objetivo que no está definido con una métrica específica, sino que se requiere encontrar una solución o mejorar la eficiencia. En lugar de encontrar una respuesta específica, la IA ejecutará varias hipótesis e informará los resultados para evaluar y ajustar las siguientes suposiciones.

Transferencia de aprendizaje: Este término se refiere a cómo la IA puede almacenar el conocimiento adquirido al resolver un problema y utilizarlo luego para solucionar otra situación, distinta pero relacionada con el primer caso.

Agente reactivo basado en modelos: Este tipo de agente permite simular su acción de respuesta y sus diversas interacciones en un entorno preparado. De esta forma se estudia su comportamiento y sus efectos en el espacio de actuación

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

3.1. Paradigma de la investigación

Un paradigma de la investigación, definen Palella y Martins (2003), “es una manera de representar objetivamente un conocimiento, un modelo al cual se llega para convalidar una manera de percibir la realidad, utilizando un lenguaje y una forma particular de ver las cosas” (p.39). Es un conjunto de creencias, valores, técnicas y metodologías que determinan el enfoque y la orientación fundamental de la investigación. Establece cómo se lleva a cabo la investigación, cómo se recopilan y analizan los datos, y cómo se interpretan y comunican los resultados.

Bajo esta premisa, el presente proyecto se basó en el paradigma de enfoque cuantitativo, el cual “se caracteriza por privilegiar el dato como esencia sustancial de su argumentación” (Palella y Martins, 2003, p.39). Este enfoque, en el contexto de un agente inteligente para la locomoción adaptativa, es clave para medir objetivamente el rendimiento y el aprendizaje de la inteligencia artificial mediante la recopilación y análisis de datos numéricos. Esta metodología permite evaluar la efectividad del agente inteligente, al analizar estadísticamente si existe una mejora significativa en el rendimiento del mismo a raíz de su uso. Este paradigma, además, se enfoca en el positivismo, el cual Pelekais, Finol, Neuman y Parada. (2015) describen de la siguiente manera:

El dato es la expresión concreta que simboliza una realidad: asume la objetividad como única vía para alcanzar el conocimiento; la finalidad de la investigación es explicar, predecir, controlar los fenómenos, verificar teorías el investigador asume un punto de vista externo, impersonal; los criterios de calidad son: validez, confiabilidad, objetividad, experimentación, estadística; los instrumentos mayormente utilizados son cuestionarios con preguntas cerradas de hechos o de opinión, test, pruebas objetivas, y el análisis de los datos se efectúan a través de estadísticas descriptivas e inferencial: el enmarcado en el paradigma cuantitativo se denomina empírico-analítico-positivista. (p.23)

3.2. Tipo de investigación

El proyecto es de tipo especial ya que de acuerdo con la Universidad Pedagógica Experimental Libertador (2002, p.14):

Trabajos que lleven a creaciones tangibles, susceptibles de ser utilizadas como soluciones a problemas demostrados, o que respondan a necesidades e intereses de tipo cultural. Se incluyen en esta categoría los trabajos de elaboración de libros de texto y de materiales de apoyo educativo, el desarrollo de software, prototipos y de productos tecnológicos en general, así como también los de creación literaria y artística.

Además, la universidad añade que los proyectos especiales deben demostrar la necesidad de su creación, su fundamento teórico, su metodología y su resultado concreto. Las tesis doctorales solo aceptan proyectos especiales que cumplan con estos requisitos y que, además, sean originales, innovadores y aporten un nuevo conocimiento al campo de estudio.

3.3. Diseño de la investigación

Palella y Martins (2003), definen el diseño de la investigación como “la estrategia que adopta el investigador para responder al problema, dificultad o inconveniente planteado en el estudio” (p.95). En base a esto, el presente proyecto se apoyó en la investigación documental, con el objetivo de obtener suficientes datos que permitan el correcto desarrollo de este. Según Arias (2012, p.21), la investigación documental “es aquella que se basa en la obtención y análisis de datos provenientes de materiales impresos u otros tipos de documentos”.

La investigación de documental en este proyecto es crucial para entender la interacción del agente virtual y los entornos 3D simulados. Esta investigación permite examinar el uso del agente y las respuestas del mismo. Los datos recogidos proporcionan una visión real y directa de cómo se utiliza el agente, lo que puede ser beneficioso para mejorar su diseño, funcionalidad y efectividad en el aprendizaje de este mismo. Además, por la implicación del análisis de documentos y materiales para la recopilación de información relevante que mejore tanto de la misma investigación como del proyecto.

3.4. Nivel de la investigación

Se refiere al grado, naturaleza o profundidad de conocimiento que se posee sobre el objeto, fenómeno o hecho a ser investigado. Arias (2012, p.19) expresa que, según su nivel, la investigación se puede clasificar en exploratoria, descriptiva y explicativa; cada uno empleando estrategias adecuadas para llevar a cabo el desarrollo de la investigación. Esto se toma en cuenta en base al problema planteado y a los objetivos a alcanzar mediante el proyecto de investigación realizado.

Para el desarrollo del presente proyecto se realizó una investigación descriptiva. Está por definición busca describir propiedades, características y aspectos importantes de un fenómeno a estudiar. En palabras de Arias (2012, p.19), “consiste en la caracterización de un hecho, fenómeno o suceso con establecer su estructura o comportamiento.”; en un estudio descriptivo se selecciona una serie de cuestiones denominadas variables y se recolecta información sobre cada una de ellas. La relevancia de que el proyecto presente un nivel descriptivo radica en su propósito de

caracterizar y detallar las propiedades, características y aspectos relevantes de la investigación, en este caso, el agente inteligente. Esto contribuye en la comprensión de cómo funciona el agente inteligente, cómo interactúa con los entornos y cómo impacta en su aprendizaje y rendimiento.

3.5.Población y muestra

Según Palella y Martins (2003), la población “es el conjunto de unidades de las que se desea obtener información y sobre las que se van a generar conclusiones” (p.115), mientras que la muestra “no es más que la escogencia de una parte representativa de una población, cuyas características reproduce de la manera más exacta posible” (p.116). Es importante determinar el tamaño poblacional y muestral necesario para obtener resultados precisos y significativos. Si no se realiza este paso correctamente, el estudio puede fallar al no contar con suficientes participantes para obtener información útil y fiable, lo que puede llevar a la incapacidad de identificar diferencias significativas entre los grupos. es **“AGENTE INTELIGENTE BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA LOCOMOCIÓN ADAPTATIVA EN ENTORNOS 3D SIMULADOS CON UNITY”**,

En el contexto de esta investigación, la población está conformada por los agentes inteligentes, mientras que la muestra abarca a los agentes inteligentes reactivos basados en modelos. Este tipo de agente inteligente permite simular su acción de respuesta y sus diversas interacciones en un entorno preparado. De esta forma se estudia su comportamiento y sus efectos en el espacio de actuación.

3.6.Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Pelekais et al. (2015) conceptualizan las técnicas de recolección de datos como "procedimientos utilizados por el investigador para recabar información" (p.118). Estas técnicas son elementos cruciales en cualquier investigación, debido a que posibilitan la recopilación de datos útiles y la verificación de su validez. Por otra parte, los mismos autores definen los instrumentos de recolección de datos como aquellos recursos y medios utilizados, independientemente de su formato, para adquirir, registrar o almacenar información. Estos instrumentos son esenciales para obtener los datos necesarios que permitan una exploración profunda y significativa del tema en estudio.

Para la realización del presente trabajo se empleó como técnica de recolección de datos la entrevista estructurada definida por Arias (2006), como: “más que un simple interrogatorio, es una técnica basada en un diálogo o conversación “cara a cara”, entre el entrevistador y el entrevistado

acerca de un tema previamente determinado, de tal manera que el entrevistador pueda obtener la información requerida” (p. 73). Para esta investigación se entrevistaron 3 personas con conocimientos avanzados sobre las inteligencias artificiales en el área de Carabobo. Por lo tanto, al contar con entrevistados que poseen dicho conocimiento y personas que están experimentados de la información necesaria, y siguiendo lo que dice Bavaresco (2013) sobre el guion de entrevista (Ver apéndice A): “Formulario debidamente preparado y estrictamente normalizado sobre la base de preguntas que llevan un orden fijo, inamovible. Se suministra por igual a varias personas que conozcan del tema u otras que han vivido ante variables establecidas en la investigación.” (p. 113), para la recolección de dicha información necesaria, se obtiene una gran herramienta de recolección de datos debido a la capacidad que se tiene de dar base a la investigación a partir de sus respuestas.

También se utilizaron como técnicas la observación directa, la cual ocurre “cuando el investigador se pone en contacto personalmente con el hecho o fenómeno que trata de investigar.” (Palella y Martins, 2003, p.129); y la revisión documental, que los mismos autores describen como el proceso en el que el investigador adquiere conocimientos sobre un hecho o fenómeno específico a través de las observaciones previamente realizadas por otras personas y la consulta de materiales previamente publicados o generados, como libros, revistas e informes. Los antecedentes del estudio se obtuvieron a través de una revisión documental exhaustiva, la cual abarca información contextual y fundamental relacionada con el tema de investigación.

3.7. Técnicas de análisis de resultados

Para el presente trabajo se optó por usar la matriz FODA como técnica de análisis de resultados, sobre el cual Stacey (1993) explica “es una lista de las fortalezas y debilidades de una organización analizando sus recursos y capacidades, así como una lista de las amenazas y oportunidades que se identifica con el análisis de su entorno.”

3.8. Validez del instrumento

Con respecto a la validez del instrumento, Hernández, Fernández y Baptista (2006), señalan que, un instrumento (o técnica) es válido si mide lo que en realidad pretende medir. La validez es una condición de los resultados y no del instrumento en sí (p. 107). Además, la validez puede efectuarse a juicio de expertos; es decir, con personas de gran experiencia en investigación o largo tiempo de servicio y conocedores del área inherente al problema estudiado. Por lo tanto, para conseguirla validez de los instrumentos aplicados en el presente estudio, se consultó la opinión de

tres (03) profesionales en el área de Metodología, con amplia experiencia en la elaboración de cuestionarios y entrevistas. (ver apéndice B)

3.9.Fases Metodológicas

El presente trabajo de investigación se llevó a cabo siguiendo una serie de pasos, los cuales fueron establecidos con orden lógico, conformados por:

Fase I: Diagnóstico del estado actual de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático

Se procedió a realizar un diagnóstico exhaustivo de la investigación y el desarrollo de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático en Carabobo. En el cual se identificarán las principales publicaciones sobre agentes inteligentes basados en aprendizaje automático, y se analizaron las tendencias actuales en el campo también se tendrá que entrevistar a investigadores y desarrolladores de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático, para recopilar información sobre las principales aplicaciones y desafíos. Con lo anterior dicho se recopilaron datos sobre agentes inteligentes basados en aprendizaje automático, y se analizaron estos para identificar tendencias y oportunidades.

Fase II: Determinación los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema

Luego de obtener el diagnóstico previamente mencionado, se llevó a cabo la determinación de los requisitos funcionales y no funcionales para el desarrollo del agente Los requisitos funcionales se enfocarán en las funcionalidades que el sistema deberá proporcionar, es decir, qué tareas específicas debe ser capaz de realizar el agente inteligente. Por otro lado, los requisitos no funcionales tratarán aspectos como la seguridad, la fiabilidad, el rendimiento y la facilidad de uso, entre otros. Esta fase es de vital importancia ya que permitió delinear de manera precisa las características y capacidades que deberá tener el proyecto para satisfacer las necesidades de este mismo.

Fase III: Diseño del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.

Esta fase tiene como propósito diseñar un agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity. Para ello, se realizó un análisis del problema con el cual se definió el problema que se va a resolver y se identificaron los requisitos del agente inteligente. Luego se definió la arquitectura del agente inteligente con lo que se pautaron

las características y funcionalidades del mismo. Por último, se creó el prototipo del agente para validar el diseño.

Fase IV: Programación de la inteligencia artificial para la locomoción adaptativa, a partir de los requerimientos y módulos necesarios.

El propósito de esta fase fue programar la inteligencia artificial para la locomoción adaptativa, a partir de los requerimientos y módulos necesarios. Ya que se implementaron los módulos necesarios para la locomoción adaptativa, como un sensor de profundidad, un algoritmo de control y una red neuronal. Luego se programó la inteligencia artificial para que utilice los módulos implementados en el paso anterior y por último se probó el agente para verificar que funcione en diferentes entornos 3D

Fase V: Realización de las pruebas de los requerimientos del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.

En la última fase se realizaron las pruebas al agente inteligente las cuales se dividieron en dos categorías las cuales son las pruebas funcionales y las no funcionales. Las pruebas funcionales se centraron en verificar que el agente inteligente es capaz de realizar las tareas especificadas en los requisitos. Las pruebas no funcionales se centraron en verificar que el agente inteligente cumple con los requisitos de rendimiento, seguridad y usabilidad. Los resultados de las pruebas se analizaron para verificar que el agente cumple con los requisitos. Si las pruebas no se aprueban, se realizarán cambios en el mismo para que cumpla con los requisitos.

3.10. Cuadro de Operacionalización de Variables

Objetivo General	AGENTE INTELIGENTE BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA LOCOMOCIÓN ADAPTATIVA EN ENTORNOS 3D SIMULADOS CON UNITY				
Objetivos específicos	Variable	Dimensión	Indicadores	Ítem	Fuente de información
Determinar los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema.	Tiempo	Eficiencia	Tiempo del agente para adaptarse a distintos entornos	1	
	Funcionamiento del agente	Utilidad	Capacidad del agente para adaptarse a distintos entornos	2	
			Capacidad del agente en realizar tareas determinadas	3	
	Aplicación en la vida real	Implementación en dispositivos	Capacidad del agente para aplicarlo en distintos ámbitos	4	
Diagnosticar el estado actual de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático	Softwares similares	Existencia de software similares que optimicen el desarrollo del agente	Características de los agentes inteligentes existentes.	6,7	Entrevista Estructurada abierta.
	Demanda	Demanda de inteligencias artificiales en distintos servicios	Cantidad de sistemas que podrían emplear esta tecnología	5	

Fuente: Omaña, Costamagna (2023)

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

El presente capítulo, expone los resultados obtenidos tras la implementación y evaluación de las técnicas especificadas en el Marco Metodológico. Es crucial mencionar que cada fase, desde la concepción hasta la ejecución del asistente virtual, fue meticulosamente planificada y llevada a cabo con el fin de lograr un sistema óptimo y eficiente.

4.1.Fase I: Diagnóstico del estado actual de agentes inteligentes basados en aprendizaje automático

Mediante la elaboración de un guion para la entrevista y la aplicación de todos los métodos y técnicas mencionadas con anterioridad, se obtuvo una visión general de cómo se maneja todo el conjunto de información tanto de los expertos en el área en cuestión como en otras herramientas similares, entendiendo mejor como se realiza el procesamiento de datos y definiendo los parámetros necesarios para el mismo. Aunado a esto, con esta información se extrajeron todos los datos necesarios para definir los requisitos funcionales y no funcionales del agente inteligente.

1. ¿Cuántos tiempos cree que el agente inteligente debería tomar para aprender a moverse?

Tabla 1. Respuestas pregunta nro 1.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Es difícil decir unos tiempos ya que es ensayo y error ya que hay un punto en la curva en el cual ya el agente inteligente aprende, pero normalmente en práctica aprende de unas 1000 a unas 10000 iteraciones y en tiempo sería una noche como de 8 horas.
2	No hay una respuesta única o exacta a esta pregunta, ya que cada paso puede variar según las condiciones específicas. Si pudieran ser minutos excelente pero pudieran ser horas.
3	La cantidad de iteraciones depende de la complejidad del entorno, el algoritmo de aprendizaje y los datos de entrenamiento

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: En base a la información proporcionada no podemos dar unos tiempos exactos para que el agente inteligente termine de aprender ya que depende del hardware y el terreno que se busque simular.

2. ¿En qué entornos podría implementarse el agente inteligente?

Tabla 2. Respuestas pregunta nro 2.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Normalmente se aplica en entornos de difícil acceso como terrenos rocosos.
2	VRML, OpenGL, 3DIVAs y DirectX.
3	Juegos, simulaciones y realidad aumentada

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: En base a las respuestas proporcionadas por los expertos en inteligencia artificial que fueron entrevistados se puede ver que el agente inteligente se puede implementar en distintos entornos que posean difícil acceso, terrenos rocosos y en algunos terrenos digitales simulados con VRML, OpenGL, 3DIVAs y DirectX.

3. ¿Qué tareas debería realizar el agente inteligente?

Tabla 3. Respuestas pregunta nro 3.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Avanzar, detenerse, reconocimiento de terreno y los cruces.
2	Aprender a moverse óptimamente, adaptarse a cambios y aprender a competir en algunos casos.
3	Navegación básica, planificación de rutas y seguimientos de rutas

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: Algunas tareas arrojadas por los resultados de la entrevista realizada a cada uno de los entrevistados se puede ver que se busca principalmente que aprenda a moverse óptimamente, que se adapte a los cambios y en algunos casos pueda competir ya que aprendiendo esto al mismo tiempo el agente inteligente podrá avanzar, detenerse, reconocerá los distintos terrenos y aprenderá a cruzar dependiendo de la situación.

4. ¿Qué ámbitos podrían utilizar un agente inteligente?

Tabla 4. Respuestas pregunta nro 4.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Principalmente en la robótica y secundariamente en los videojuegos

2	En entornos educativos o caminerías para circulación interna de galpones industriales.
3	En la robótica como en los drones, en vehículos y en juegos

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: Según las respuestas de los entrevistados se puede determinar que se puede utilizar ampliamente en la robótica ya que es muy común y también se puede utilizar en el ámbito de los videojuegos. Al mismo tiempo que también se puede utilizar en entornos educativos con robots más pequeños.

5. ¿Qué dispositivos en su ámbito podrían utilizar esta tecnología?

Tabla 5. Respuestas pregunta nro 5.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Esta limitado a la capacidad de procesamiento donde se implemente, pero los dispositivos están libres a la imaginación dependiendo de las simulaciones. Puede ir de un Arduino a una Raspberry y también un Jetson Nano
2	Microbots que exploren laberintos y aspiradoras automáticas
3	En entornos de realidad virtual desde la computadora y entornos de realidad aumentada

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: En base a las respuestas proporcionadas por los informantes claves analizamos que se limita a la capacidad del hardware donde se busque implementar, pero si se tiene el correcto se podría utilizar en Arduinos, Raspberry y Jetson Nano. Posteriormente podría utilizarse para explorar laberintos o diseñar una aspiradora automática. Otra implementación sería en un mundo digital mediante la realidad virtual o aumentada

6. ¿Qué tecnologías similares conoce con respecto a los agentes inteligentes?

Tabla 6. Respuestas pregunta nro 6.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Principalmente unity para las simulaciones y para hardware Raspberry ya que es muy común para prototipos y los carros tesla.

2	Sistemas embebidos y robots industriales
3	Los sistemas de control basados en comportamientos

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: En base a las respuestas proporcionadas por los expertos en inteligencias artificiales se puede saber que para las simulaciones es común utilizar unity y a nivel de implementación en la vida real lo más común es utilizar un Raspberry y a nivel comercial ya existen los vehículos Tesla, también están los sistemas de control basados en comportamientos, los robots industriales y los sistemas embebidos.

7. ¿Cuáles de estas tecnologías se utilizan en Venezuela?

Tabla 7. Respuestas pregunta nro 7.

INFORMANTE CLAVE N°	RESPUESTAS
1	Estas tecnologías en Venezuela aún están en proceso y aun no se les da un uso útil en la sociedad.
2	Las mencionadas anteriormente.
3	En Venezuela, el uso de tecnologías relacionadas con agentes inteligentes aún se encuentra en una etapa temprana, con algunos proyectos de investigación y desarrollo en universidades, empresas e instituciones.

Fuente: Costamagna, Omaña (2024)

Breve Análisis: Según la información aportada por el informante clave número 1 y 3 se puede describir que ciertamente en el país existe tecnología que no se ha aprovechado en toda su potencialidad es por ellos que es necesario trabajar en la integración de las nuevas tecnologías en el desarrollo de procesos industriales, empresas comerciales, instituciones gubernamentales que puedan ofrecer un mejor resultado de sus procesos de la mano de la tecnología avanzada en este caso la robótica y la inteligencia artificial.

4.2. Fase II: Determinación los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema

Se realizó el análisis requerido de la información obtenida a través de las respectivas herramientas de recolección de datos, las cuales fueron definidas con anterioridad. Adicional, se tomaron en consideración las observaciones adicionales que se produjeron en el proceso de la entrevista, con la finalidad de definir lo mejor posible las bases fundamentales de la

plataforma colaborativa, que son los requerimientos funcionales y no funcionales. A continuación, se presentarán en forma de lista los requerimientos:

Requerimientos Funcionales:

- **Percepción:** El agente debe ser capaz de percibir su entorno a través de sensores, como cámaras, micrófonos o sensores de proximidad.
- **Interpretación:** El agente debe ser capaz de interpretar la información que recibe de sus sensores para comprender el estado del entorno.
- **Razonamiento:** El agente debe ser capaz de razonar sobre la información que ha interpretado para tomar decisiones y planificar acciones.
- **Aprendizaje:** El agente debe ser capaz de aprender de su experiencia para mejorar su capacidad de percepción, interpretación, razonamiento y acción.
- **Actuación:** El agente debe ser capaz de actuar en su entorno para lograr sus objetivos.

Requerimientos No Funcionales:

- **Robustez:** El agente debe ser capaz de funcionar correctamente en entornos impredecibles y cambiantes.
- **Eficiencia:** El agente debe ser capaz de utilizar sus recursos de forma eficiente para lograr sus objetivos.
- **Escalabilidad:** El agente debe ser capaz de adaptarse a entornos y tareas de diferentes tamaños y complejidades.

4.3. Fase III: Diseño del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.

Una vez completada la fase de análisis y determinados los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema, se procedió a diseñar el entorno de aprendizaje para el agente en Unity, esto incluye los obstáculos, la elección de los modelos 3d a utilizar en las simulaciones y el diseño en si del agente inteligente, seguidamente se realizó el modelado del controlador del agente, así como el modelado del funcionamiento de las herramientas utilizadas, como tensorflow

Diseño del Entorno de aprendizaje: En cualquier entorno de Unity ML-Agents se encuentran tres tipos básicos de objetos, estos son los agentes, el cerebro y la academia. Se entiende como agente a cada unidad capaz de percibir su entorno, procesar esas percepciones y actuar en consecuencia. Cada uno de ellos actúa de manera independiente al resto, es decir, cuenta con sus propias observaciones, acciones y recompensas. Cada acción que realiza el agente está siempre

decidida por el cerebro al que está vinculado. El cerebro define los estados y las acciones que se han de tomar, por lo tanto, como se mencionó con anterioridad, es el encargado de tomar las decisiones de las acciones a realizar para la lista de agentes que estén vinculados al mismo. El último objeto esencial de cada entorno es la academia. Este se trata de el objeto más importante de todos ya que en cierta medida es una representación del mismo entorno, por lo que es único en cada entorno. Su principal función es la comunicación entre Unity y la API de Python de la librería machine learning a utilizar (por defecto Tensorflow), esta comunicación se realiza mediante un módulo conocido como comunicador externo. En la siguiente figura se pueden apreciar de manera más visual todo lo comentado con anterioridad.

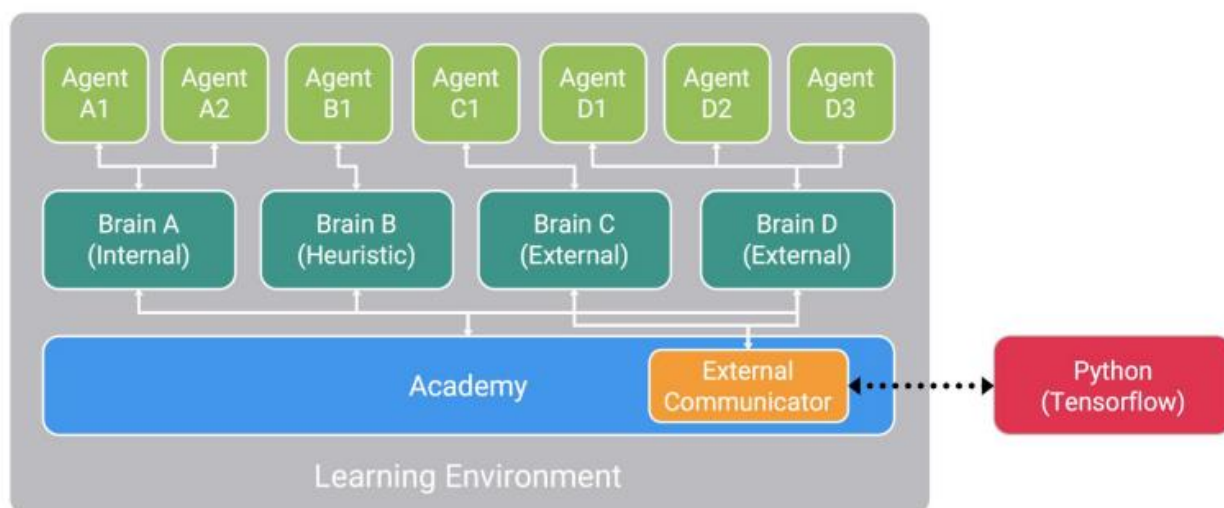


Figura.1 Modelo de Entorno de aprendizaje en Unity ML-Agents **Fuente:** Unity ML-Agents Documentation (2017)

Descripción del Entorno de aprendizaje: Se trata de la simulación de un vehículo en el cual el objetivo principal es terminar un determinado circuito, el cual se logra mediante un controlador de vehículo que consta de la función de acelerar, retroceder y cruzar. Para un humano sería una tarea relativamente sencilla, sin embargo, una IA para completarla, necesita de ciclos de entrenamiento en los cuales, mediante ensayo y error, el uso de algoritmos y elementos del entorno de aprendizaje, puede aprender a completar los objetivos.

Representación 3D del agente inteligente: Para la representación del agente inteligente, en este caso un vehículo automóvil, es un modelo 3d del automóvil Audi R8 tal como se muestra en la siguiente figura.



Figura.2 Modelo 3D del agente inteligente CarAgent **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Diseño de los elementos Checkpoints y Walls: Estos elementos son parte crucial de este entorno ya que el agente utiliza estos elementos para su aprendizaje, los puntos de control “Checkpoints” tienen como finalidad ser puntos en los cuales el agente debe dirigirse, y “wall” tienen la finalidad de ser puntos en los cuales el agente debe alejarse. En la siguiente figura se muestra el diseño de estos, elementos.

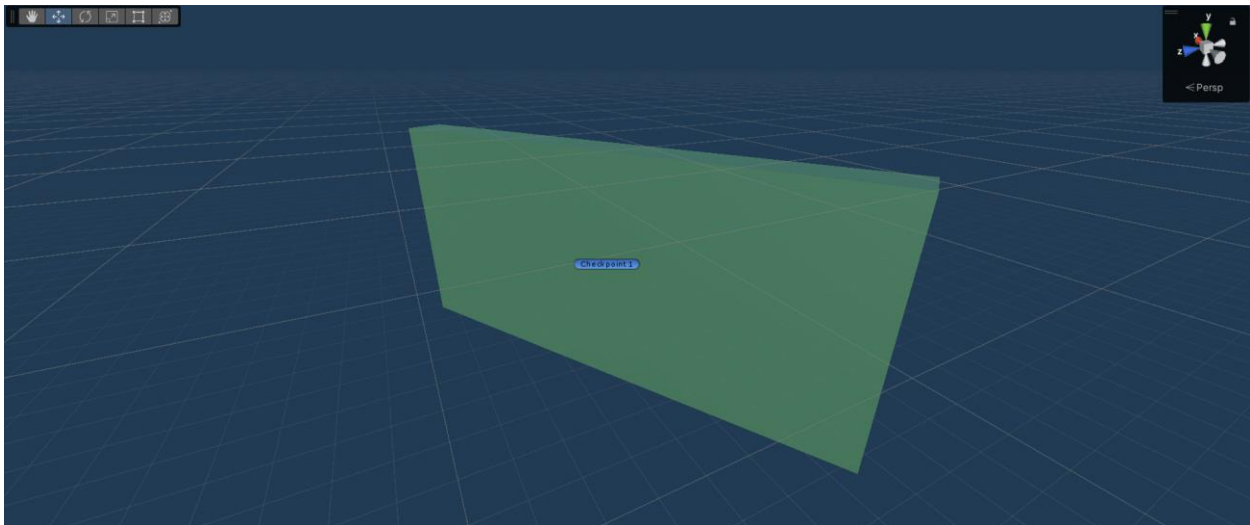


Figura.3 Modelo 3D del elemento Checkpoints **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

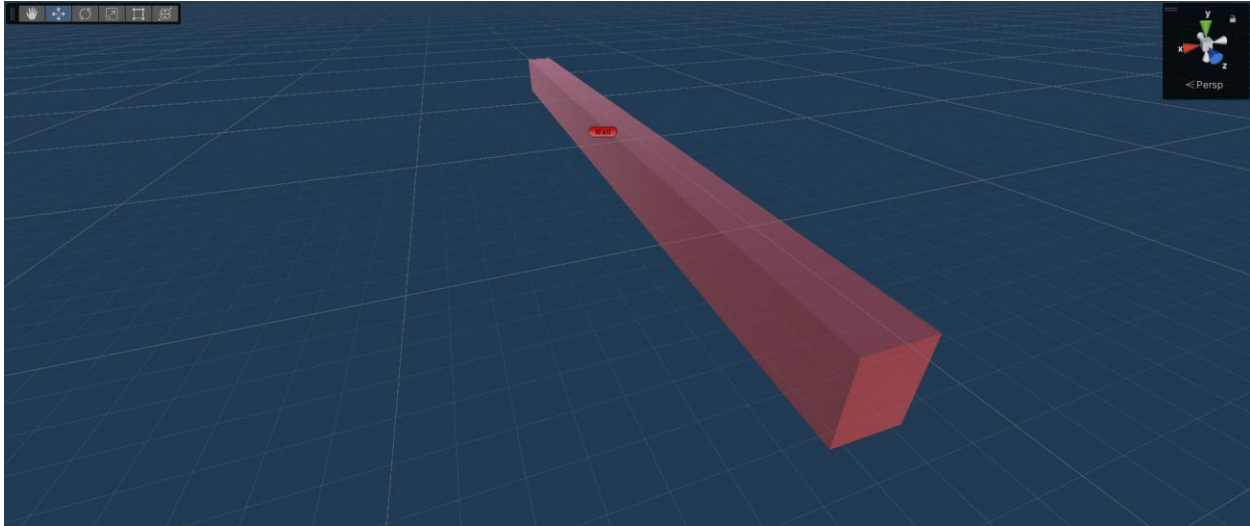


Figura.4 Modelo 3D del elemento Walls **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Comportamiento del agente

En cuanto al entrenamiento del comportamiento de CarAgent, es necesario definir tres entidades en el entorno del aprendizaje

Observaciones: Aquello que se percibe del entorno. Se trata de las entradas de la red neuronal que se mencionó anteriormente. Estas observaciones son numéricas y visuales. Son numéricas en el sentido en el que se miden los atributos que se encuentran en el entorno, de forma discreta o continua. Son visuales ya que representan lo único que "ve" el agente en su entorno, desconociendo cualquier información que no le sea provista. En el caso de CarAgent sus observaciones las obtiene a través de un sensor el cual detecta a los elementos Checkpoints y Walls.

Sensor Raycast del agente: Las observaciones que obtiene un agente del entorno son cruciales para obtener un buen desempeño, no han de ser ni excesivas, puesto que esto puede ralentizar el entrenamiento, ni escasas, puesto que el agente no sería capaz de aprender la tarea que tiene asignado.

En el caso de CarAgent cuenta con una visión mediante raycast, es decir, dispara rayos en varias direcciones con los que detecta colisiones, se le programo a CarAgent 2 observaciones: los puntos de control "checkpoints", y las paredes "Walls", de esta manera es capaz de descubrir en que posición se encuentra ubicado, así como saber en qué dirección debe dirigirse y de cuál alejarse. En la siguiente figura se muestra el sensor Raycast

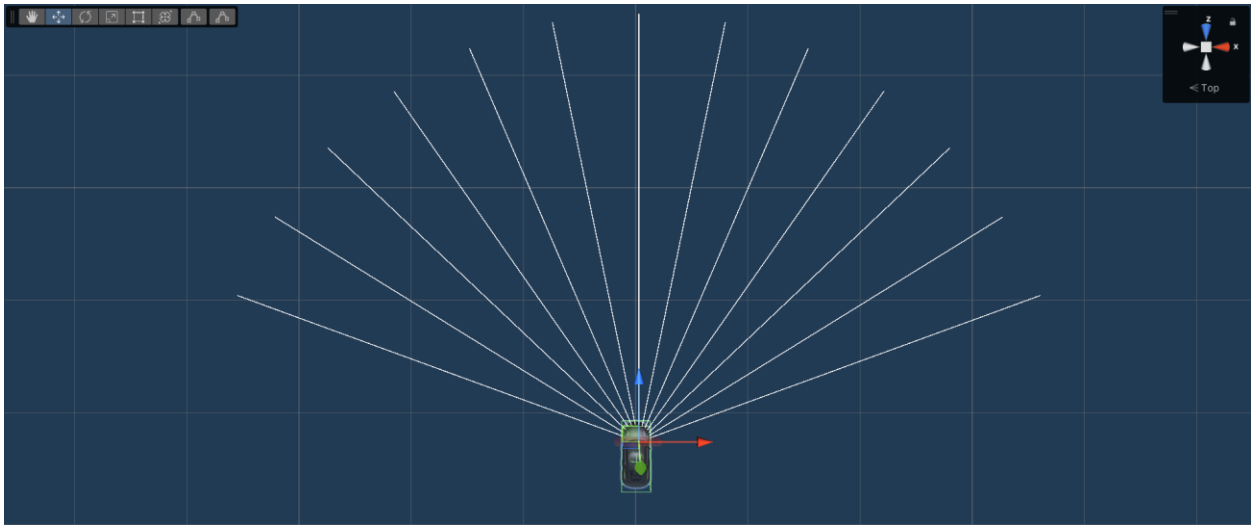


Figura.5 Sensor Raycast del Agente **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Acciones: Aquellas que realiza el agente. Se corresponden con las salidas de la red neuronal. Al igual que las observaciones, pueden ser discretas o continuas dependiendo de la complejidad del entorno. CarAgent, Utiliza el controlador de vehículo descrito anteriormente para efectuar las acciones avanzar, retroceder y cruzar

Recompensas: Indicadores al agente de cómo de bueno es su comportamiento. Se otorgan al realizar acciones de una manera determinada. Las recompensas de mayor peso serán las que definan los objetivos del agente (ganar y no perder) y las recompensas menores guiarán en cierta medida su comportamiento.

Recompensas del agente:

- Si se acaba el tiempo: -1
- Si colisiona contra una pared: -1
- Por avanzar por cada Checkpoint: +0.5
- Por cada observación: -0.001 (para inducir al agente a conducir más rápido)

Estas tres entidades definen el aprendizaje reforzado. Durante el entrenamiento el agente tratará de maximizar la recompensa que obtiene a través de sus acciones. Este comportamiento se denomina política, la forma óptima de transformar las observaciones en acciones. En la siguiente figura se observa como la red neuronal procesa las entradas y las salidas ya mencionadas

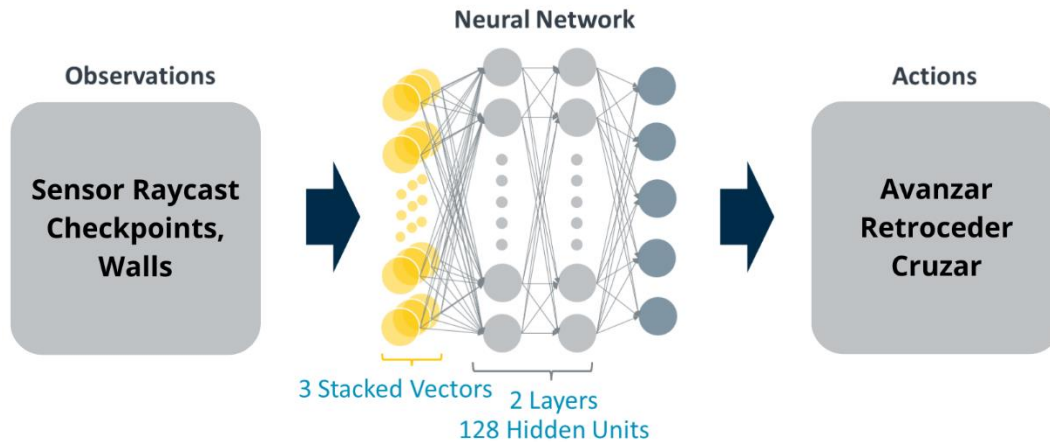


Figura.6 Red Neuronal de CarAgent **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

- Vectores apilados (Stacked Vectors): el número de fotogramas de datos de entrada alimentados al modelo NN a la vez, Unity utiliza en sus espacios 3d 3 vectores x y z, por ello las observaciones de entrada son 3 vectores.
- Número de capas (Layers): el número de capas intermedias en el modelo NN.
- Unidades ocultas (Hidden Units): el número de neuronas por capa.

Representación del primer circuito: Para el primer entorno simulado, el cual es el primer entorno de aprendizaje para el agente inteligente, debe ser relativamente sencillo, debido a que la red neuronal al no estar entrenada, necesita un entorno sencillo en el cual se le facilite el aprendizaje, una vez este entrenada se puede proceder a entrenarla en un entorno más complejo, por lo que en este caso se diseñó una carretera simple en línea recta con 7 Checkpoints y los objetos necesarios para la ejecución del circuito.

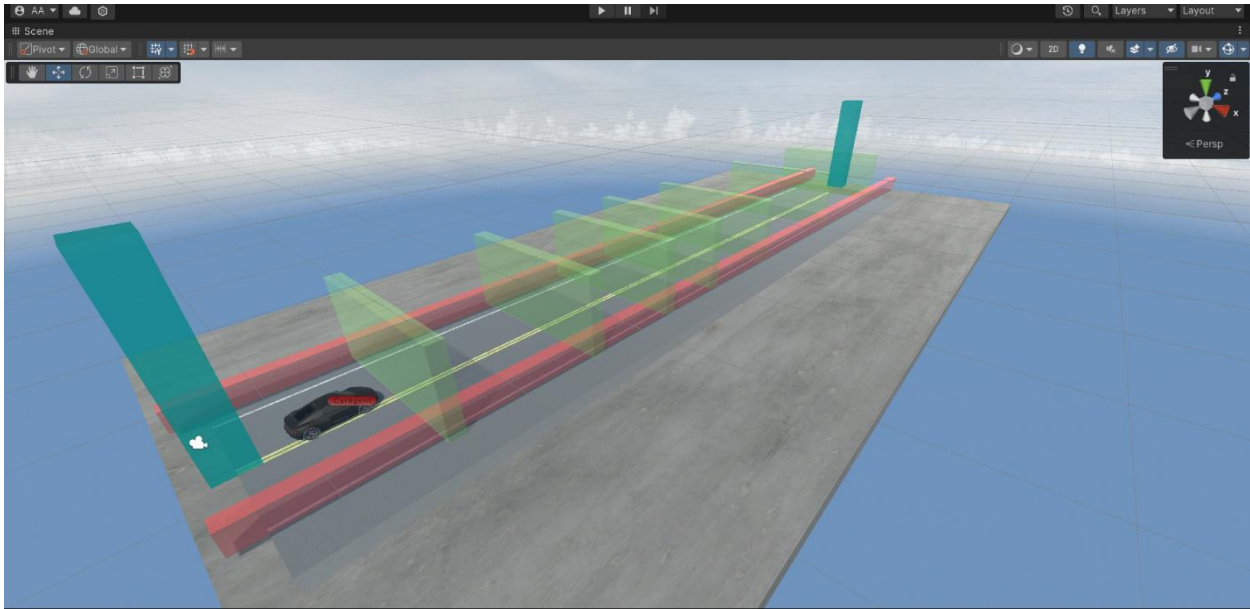


Figura.7 Representación del primer circuito de entrenamiento del agente inteligente **Fuente:**
Costamagna, Omaña (2024)

Representación del segundo circuito: Para el segundo entorno se diseño una expansión del primero esta vez agregando curvas para que el agente pueda aprender a cruzar correctamente y contando con 17 Checkpoints.

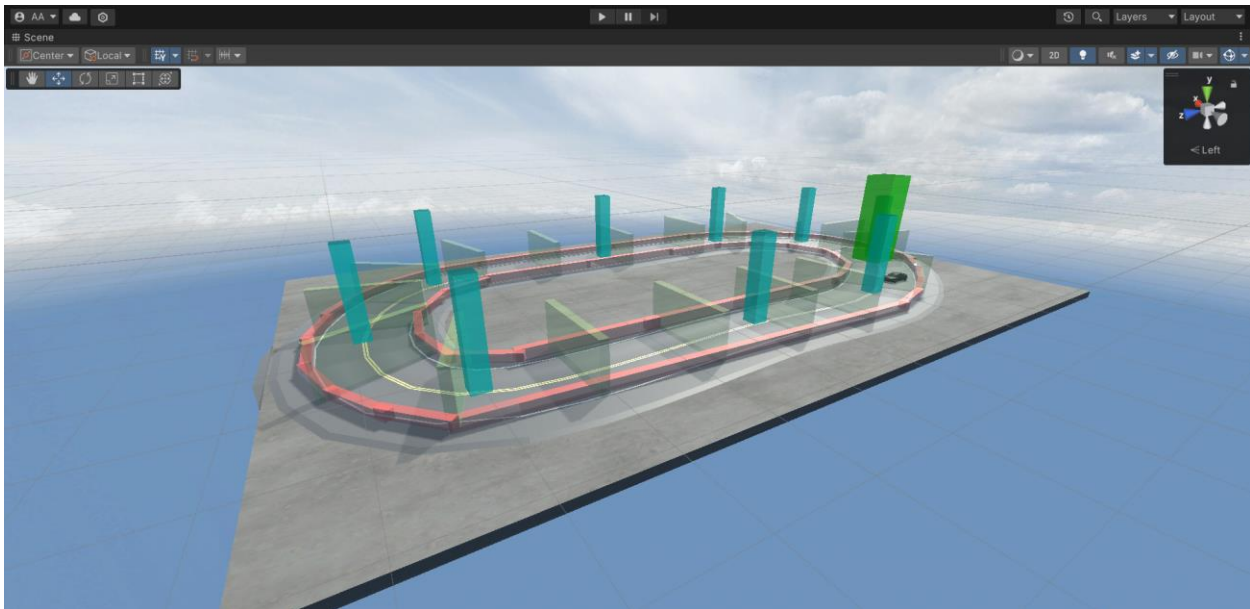


Figura.8 Representación del segundo circuito de entrenamiento del agente inteligente **Fuente:**
Costamagna, Omaña (2024)

Simulación de parte de San diego: Para el circuito de San Diego se tomo como referencia la Av Don Julio Centeno, La Av Circunvalación Norte y la carretera arterial 5. Es un circuito bastante extenso contando con varias carreteras, diversos modelos 3d, y la carretera principal contando con 117 Checkpoints. El diseño final se puede observar en las siguientes imágenes:

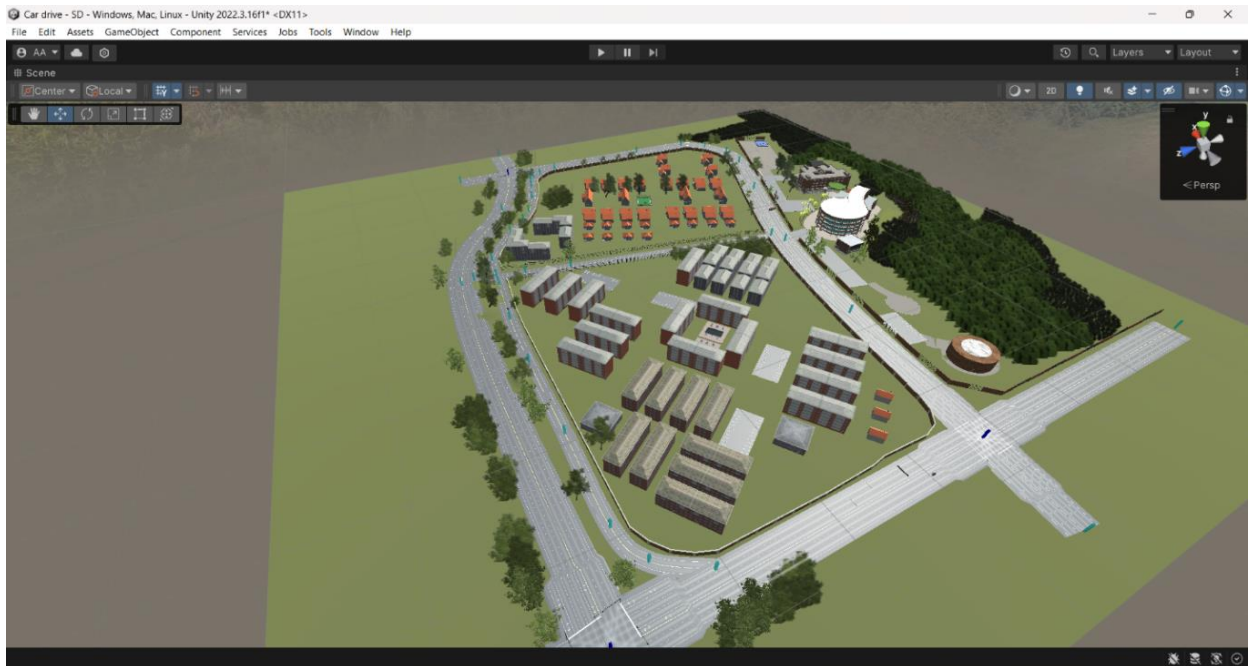


Figura.9 Circuito San Diego **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

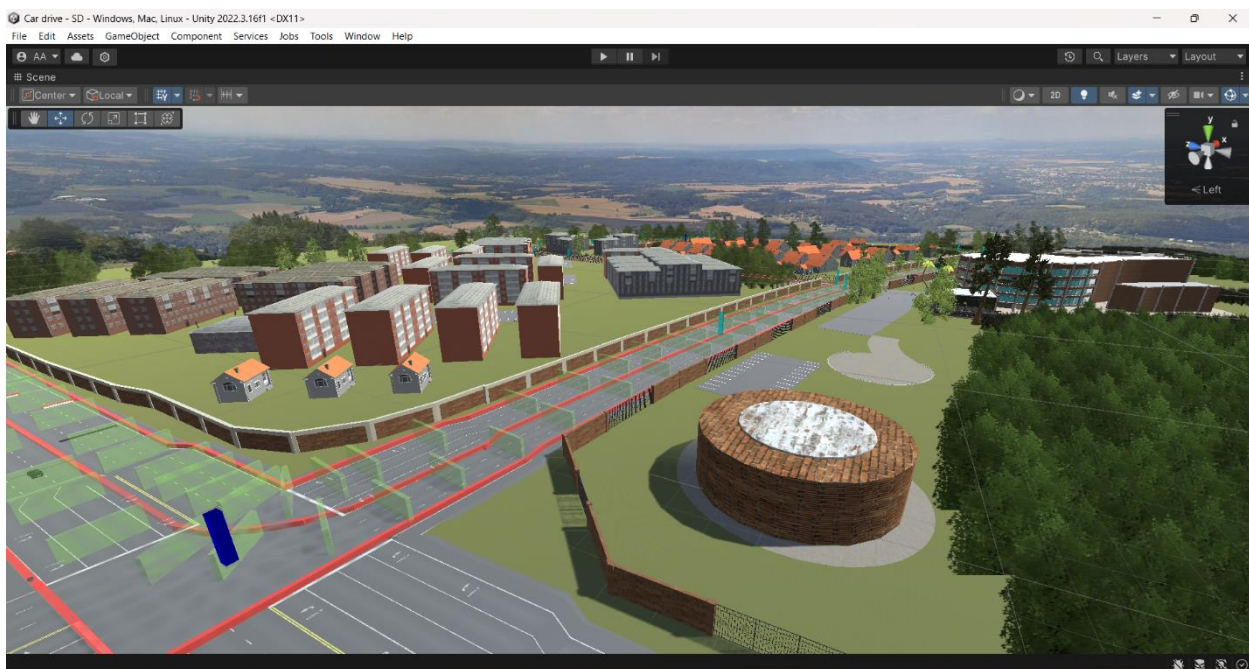


Figura.10 Circuito San Diego **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

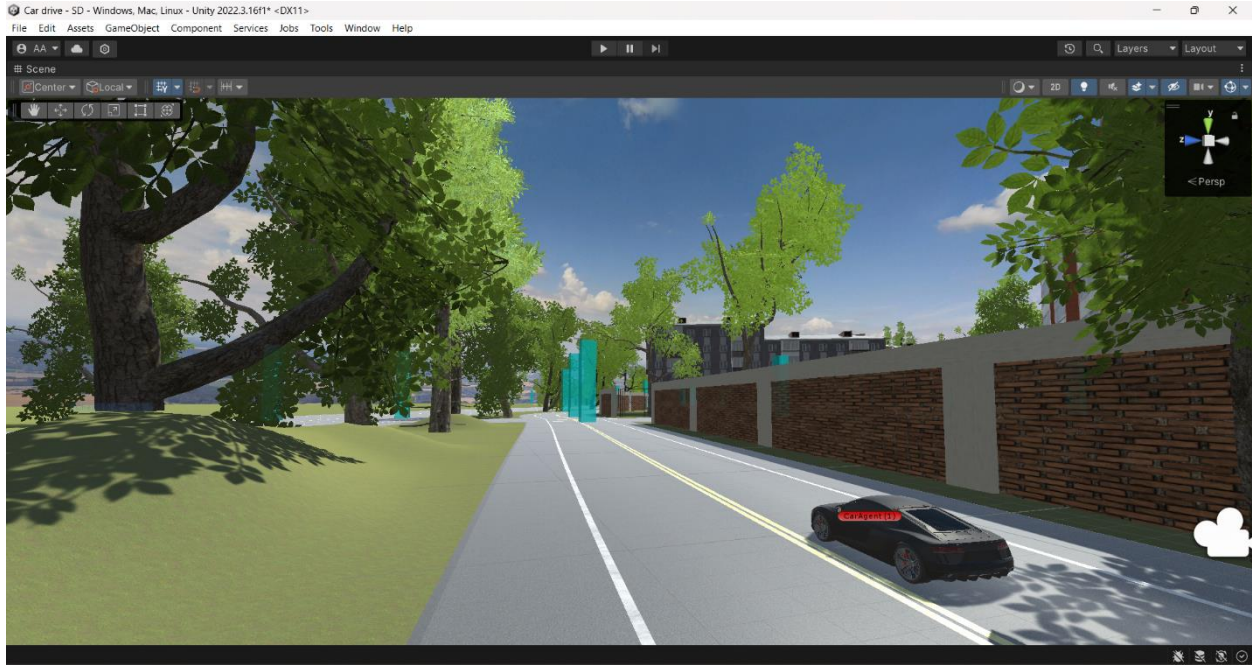


Figura.11 Circuito San Diego **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

4.4. Fase IV: Programación de la inteligencia artificial para la locomoción adaptativa, a partir de los requerimientos y módulos necesarios

Una vez creado el entorno de aprendizaje se procedió a codificar, configurar y alistar las herramientas y los elementos para el correcto funcionamiento del entrenamiento, El entorno de aprendizaje fue programado para que el entrenamiento del agente inteligente sea lo más efectivo posible. El algoritmo de aprendizaje del agente utiliza el aprendizaje por refuerzo o “Deep Reinforcement Learning”, lo que significa que el agente es recompensado por hacer las cosas correctamente y castigado por hacerlo incorrectamente. Después de que el agente termina cada intento, se analizan las acciones que tomó y los pesos en la red neuronal y se ajustan usando PPO (optimización de políticas próximas) para tratar de priorizar las acciones que conducen a un resultado positivo y tratar de evitar las acciones que conducen a un resultado negativo, utilizando la suma de las recompensas y castigos como evaluación del resultado. el código del agente CarAgent tiene el objetivo de llevar la cuenta de los checkpoints, Gestionar los inputs del controlador de vehículo, asignar las recompensas positivas o negativas y manejar las detecciones que realiza el sensor Raycast.

4.5. Fase V: Realización de las pruebas de los requerimientos del agente inteligente que utilice una red neuronal para caminar en diferentes entornos 3D simulados con Unity.

Finalmente, en la fase final, se realizaron las pruebas de los requerimientos del agente inteligente previamente diseñado para observar su comportamiento, efectuando los entrenamientos a través de los 2 primeros circuitos anteriormente definidos, para finalmente colocarlo a prueba en el último circuito y corroborando los resultados de los entrenamientos mediante las gráficas las cuales son obtenidas de Tensorflow.

Primer entrenamiento

El primer entrenamiento aplicado al agente fue en el primer circuito descrito en fases anteriores. Pese a su baja complejidad representó un reto mayor del esperado durante las primeras fases de desarrollo del proyecto, en gran medida ocasionado por una elección de observaciones y/o configuraciones erróneas. Finalmente, después de pulir el proceso a base documentación y pruebas se consiguió obtener una configuración óptima del entorno de aprendizaje. Los resultados obtenidos finalmente son bastante buenos y representan un correcto aprendizaje por parte del agente, cuya habilidad en estas simulaciones no hacía más que aumentar como se puede ver en la siguiente gráfica.

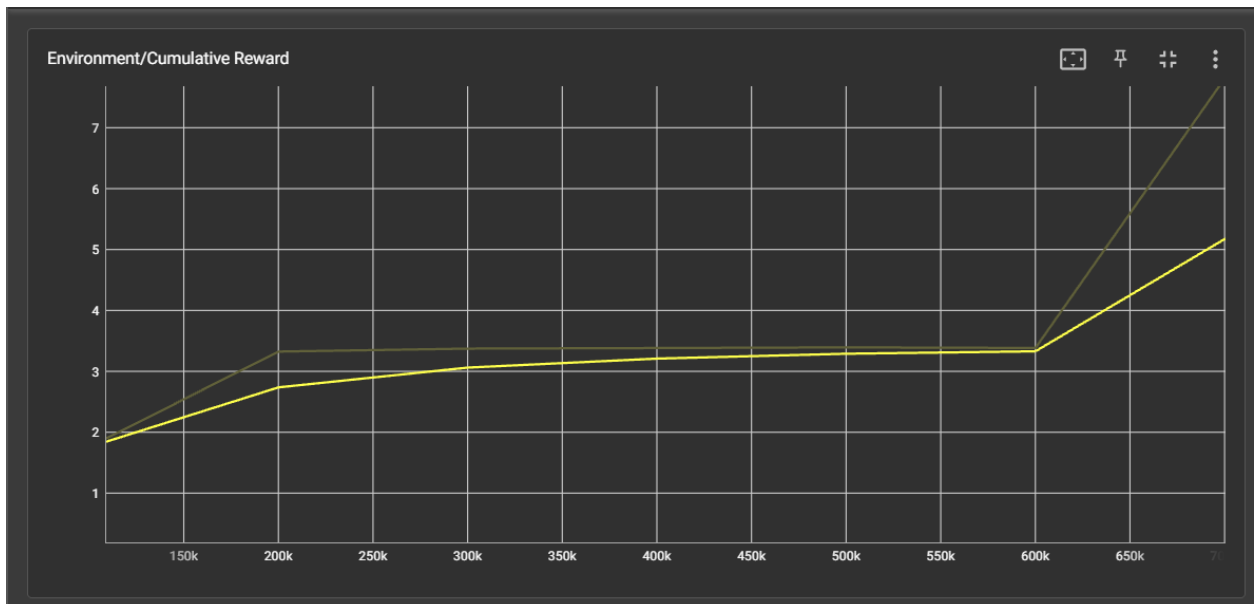


Gráfico 1. Primer entrenamiento **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Eje x: Cantidad de pasos realizados por el agente representado en miles y millones

Eje y: Recompensa acumulada

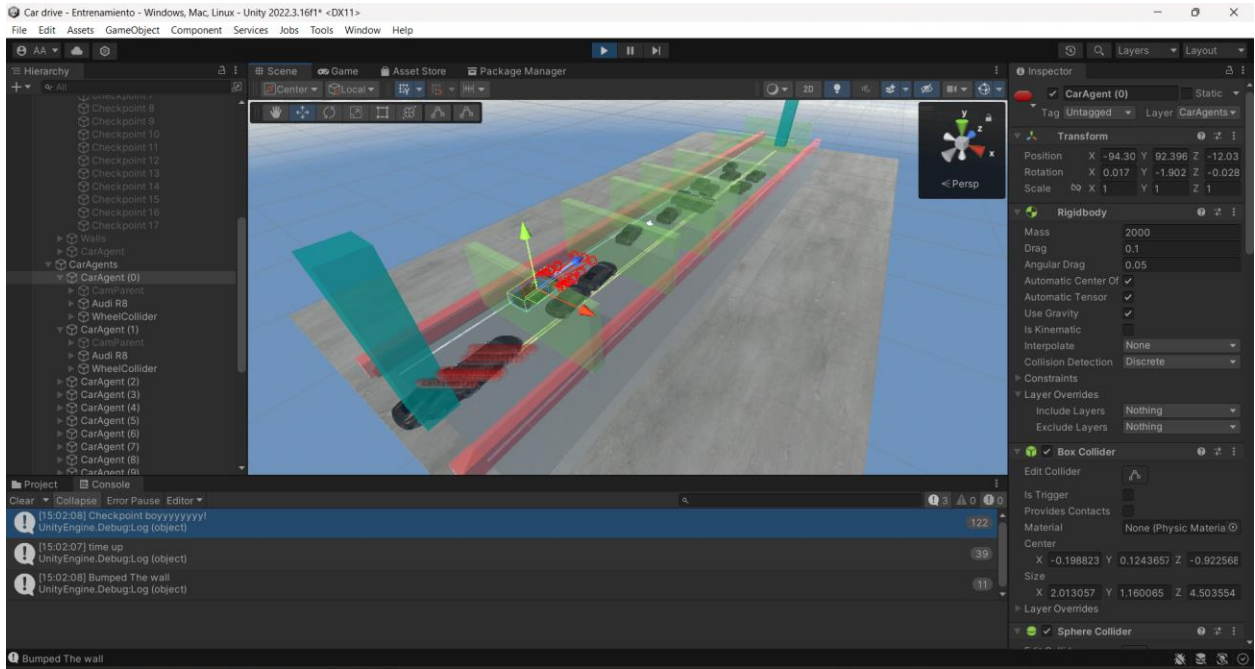


Figura.12 Entrenamiento **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Como se ve en la anterior figura, para acelerar el proceso de entrenamiento se colocaron copias del agente inteligente CarAgent, las cuales todas alimentan a la misma red neuronal

Segundo entrenamiento

Para el segundo entrenamiento, luego de que el agente logro dominar el primer circuito con un entrenamiento aproximado de 1.5 millones de pasos, se procedió a retomar el entrenamiento con el mismo cerebro, pero esta vez en el segundo circuito diseñado, los resultados de este entrenamiento se observan en la siguiente grafica

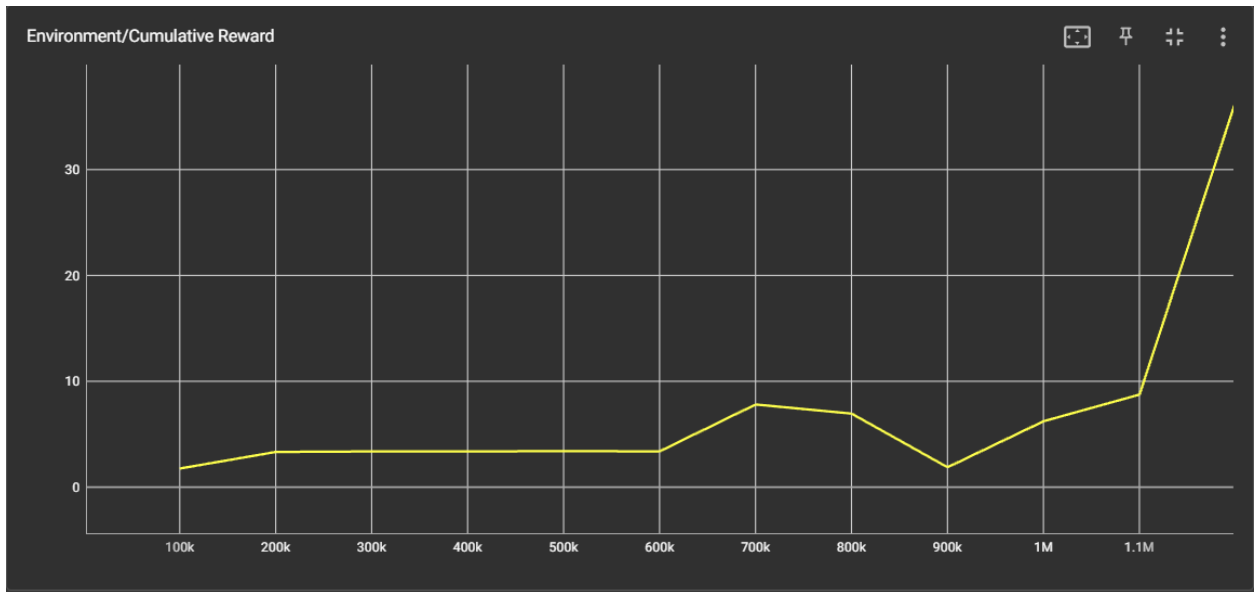


Gráfico 2. Segundo entrenamiento **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

De acuerdo a los resultados obtenidos en la gráfica anterior, se analiza y observa que a partir de los 700 Mil pasos el agente como evidentemente en el anterior circuito solo aprendió a avanzar en línea recta se comenzó a estrellar en las curvas disminuyendo su recompensa acumulada, luego comenzó a aprender a girar en la dirección correcta a partir de los 900 Mil pasos y completando el circuito exitosamente a partir de los 1.1 Millones de pasos

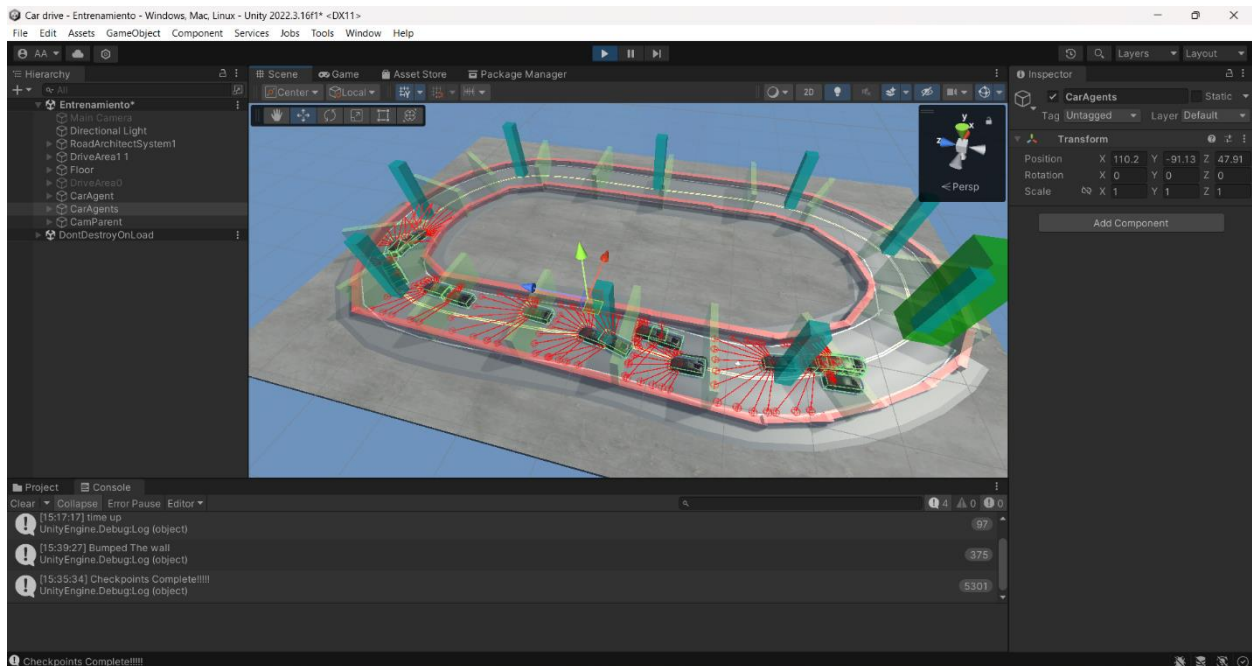


Figura.13 Segundo entrenamiento **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Finalmente, ya con el agente inteligente entrenado por aproximadamente 1.5 Millones de pasos, se procedió a probar el agente en cada uno de los circuitos diseñados, En los dos primeros circuitos en los cuales estuvo siendo entrenado se realizaron 100 intentos en ambos circuitos. Posteriormente se probó en el último circuito, para ello se decidió realizar nuevamente 100 intentos, logrando el agente superar el circuito en 77 de los 100 intentos en los cuales se puso a prueba, es decir un 77% de los intentos el agente consiguió completar el circuito exitosamente. A continuación, se muestra una captura de las pruebas además de una tabla con los resultados por cada prueba.

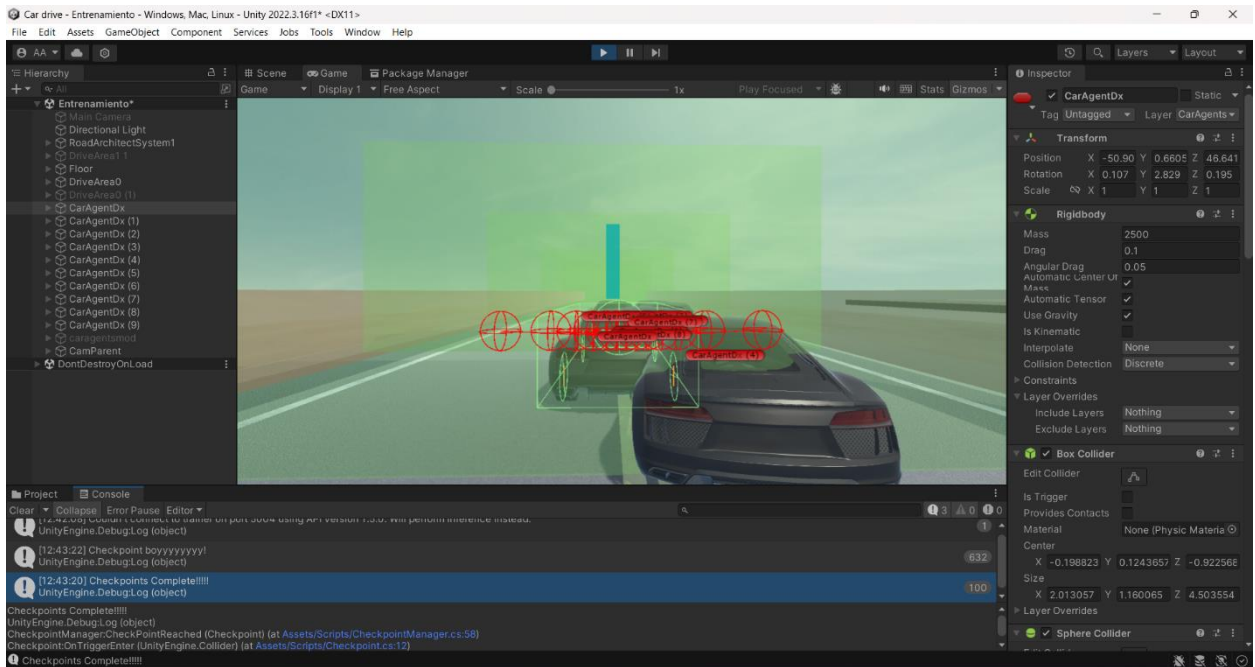


Figura.14 Prueba 1 “Checkpoints Complete” significan los intentos completados **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Prueba Circuito 1	Completado	Fallado	% Completado	% Fallado
Agente CarAgent	100	0	100%	0%

Tabla 8. Prueba 1 **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

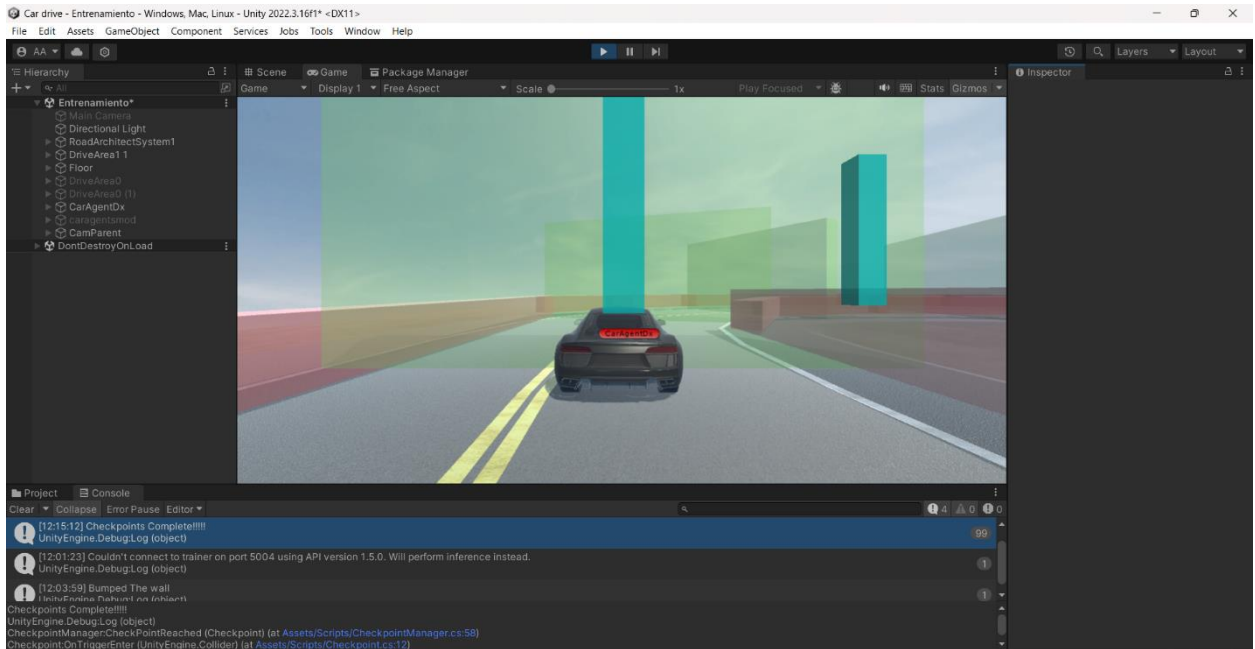


Figura.15 Prueba 2 “Checkpoints Complete” significan los intentos completados y “Bumped the wall” los intentos en los cuales fallo al completar el circuito **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Prueba Circuito 2	Completado	Fallado	% Completado	% Fallado
Agente CarAgent	99	1	99%	1%

Tabla 9. Prueba 2 **Fuente:** Costamagna, Omaña

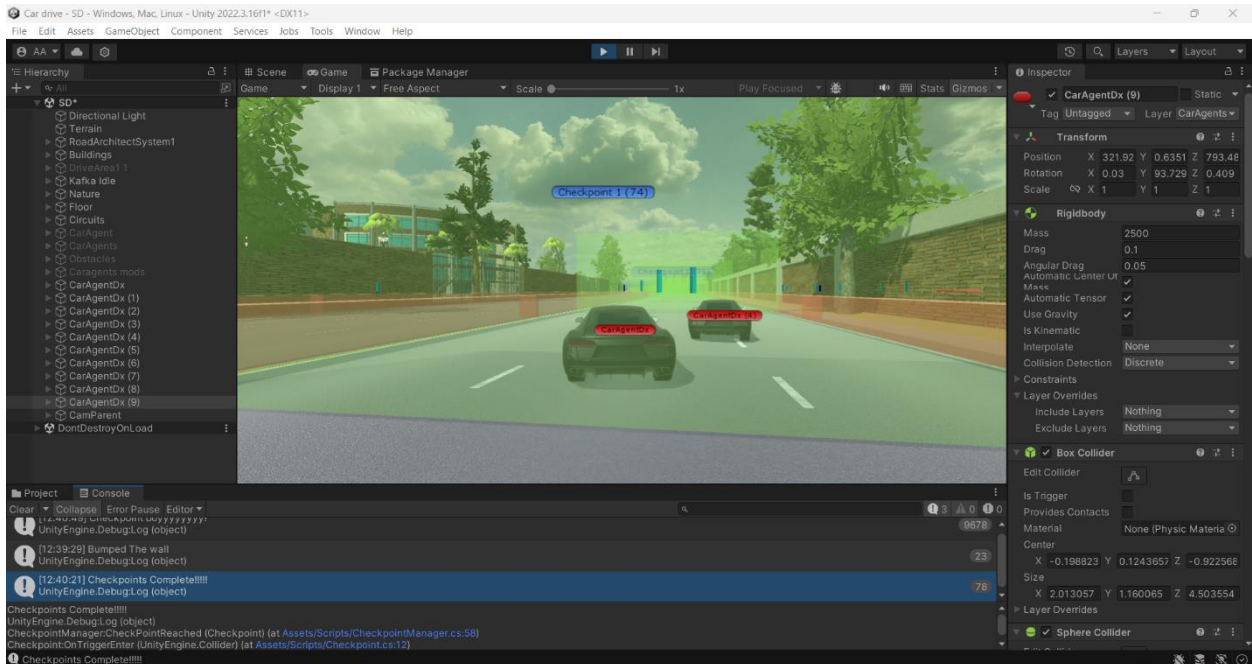


Figura.16 Prueba 3 “Checkpoints Complete” significan los intentos completados y “Bumped the wall” los intentos en los cuales fallo al completar el circuito **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Prueba Circuito 3	Completado	Fallado	% Completado	% Fallado
Agente CarAgent	77	23	77%	23%

Tabla 10. Prueba 3 **Fuente:** Costamagna, Omaña (2024)

Se puede analizar del último circuito es que evidentemente al ser mucho más grande y tener más curvas y obstáculos el agente tuvo un porcentaje de fallos más alto, sin embargo, el porcentaje de éxito es mucho más alto que el porcentaje de fallos lo cual es un resultado muy bueno considerando que el tiempo de entrenamiento fue relativamente corto, por lo tanto, se pueden mejorar los resultados del agente simplemente con entrenamientos más prolongados.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

Tras analizar los resultados obtenidos, se puede afirmar que se ha conseguido el objetivo de lograr una inteligencia artificial capaz de adaptarse a diversos entornos 3D en Unity. A pesar de ello, el comportamiento alcanzado no es en todos los casos realista desde un punto humano y es fácil diferenciar a una de estas inteligencias artificiales de un jugador real. El agente fue capaz de aprender a navegar en diferentes entornos y adaptarse a obstáculos y cambios en el terreno y mediante el uso de aprendizaje automático permitió al agente mejorar su rendimiento con el tiempo y superar los desafíos del entorno. Es muy probable que Unity sea el entorno en el que se realicen los próximos grandes logros en el campo de la inteligencia artificial. Con las mejoras continuas en el kit de herramientas ML-Agents, da muy buenos resultados, los pronósticos sólo pueden ser positivos ya que ofrece un abanico de posibilidades inmenso, el proyecto ha servido de avance de la investigación del aprendizaje automático y se ha podido experimentar el impacto que pueden tener en el aprendizaje profundo por refuerzo determinados cambios en las incontables variables presentes en el entrenamiento de agentes inteligentes.

5.2. Recomendaciones

Ciertamente, es crucial señalar que, aunque la presente investigación ha arrojado resultados significativos, todavía quedan algunos aspectos importantes que deben desarrollarse. Los resultados obtenidos, aunque válidos en un entorno controlado, se puede mejorar la forma en la que la IA aprenda a adaptarse a los distintos entornos por lo que a continuación se describen las recomendaciones para futuras investigaciones.

Pruebas adicionales: Se recomienda realizar más pruebas con diferentes entornos y escenarios para evaluar la robustez del agente. Así como también explorar diferentes algoritmos de aprendizaje automático para mejorar el rendimiento del agente.

Integración con otros sistemas: Se recomienda investigar la integración del agente con otros sistemas, como robots u otro tipo de plataformas.

También, puesto que es posible que los comportamientos más complejos y realistas del agente no se dieran en este proyecto debido a que el espacio de acciones y observaciones a explorar es muy amplio, sería interesante el intentar optimizar aún más los entrenamientos realizando más

experimentos en paralelo, así como sesiones de entrenamiento más largas y/o cambios en las observaciones y recompensas con el fin de intentar descubrir estos comportamientos.

REFERENCIAS

- Arias, F. G. (2012). **El Proyecto de la Investigación, Guía para su elaboración** (3ra edición).
- Barrientos, Ortiz, Vera y Escalona (2021). **Deep Learning aplicado para la detección de hemorragias y tumores cerebrales** [Documento en Línea]. Disponible en, <https://repositorio.uft.cl/xmlui/bitstream/handle/20.500.12254/2227/Deep%20learning%20aplicado%20para%20la%20deteccio%CC%81n%20de%20hemorragias%20y%20tumores%20cerebrales.pdf?sequence=3&isAllowed=y>.
- Bavaresco de Prieto, A. (2013). **Proceso metodológico en la investigación. Cómo hacer un Diseño de Investigación.** (6ª. ed.) Maracaibo-Venezuela.
- Chollet, F. (2017). **Deep learning with python.** Shelter Island, New York: Manning Publications.[Documento en línea] Disponible en <https://brapci.inf.br/index.php/res/download/169547>
- Constitución de la República Bolivariana de Venezuela.** (1999, 30 de diciembre). Gaceta oficial de la República Bolivariana de Venezuela, No 36.860. [Extraordinaria], marzo 24, 2000.
- Dawkins, R., & Suárez, J. R. (1979). **El gen egoísta (p. 77).** Barcelona: Labor.
- Delgado, Alberto (1998). **Inteligencia Artificial y Minirobots. Segunda Edición. Eco Ediciones.**
- Elaine Rich y Kevin Knight (1994) **Inteligencia Artificial 2ª edición Mc Graw Hill 1994, Cap 1**
- Esteve Mon, F. M., & Gisbert Cervera, M. (2013). **Explorando el potencial educativo de los entornos virtuales 3D. Teoría de la Educación: Educación y Cultura en la Sociedad de la Información.**
- Fernández Bedoya, A. (2019). **Inteligencia artificial en los servicios financieros. Boletín económico/Banco de España, n. 2, 2019.**
- Hernández, Fernández y Baptista (2006). **Metodología de la Investigación.** [Documento en Línea]. Disponible en, <https://metinvest.jimdofree.com/t%C3%A9cnicas/>
- Hípola y Vargas-Quesada (1999) **Agentes inteligentes: definición y tipología. Los agentes de información**

- Kuz, A., Falco, M., & Giandini, R. S. (2018). **Comprendiendo la aplicabilidad de SCRUM en el aula: herramientas y ejemplos.** Revista Iberoamericana de Tecnología en Educación y Educación en Tecnología, (21), 62-70.
- Leivi (2019). **Análisis de la implementación de Machine Learning en el diagnóstico por imágenes [Documento en Línea]. Disponible en, <https://repositorio.udes.edu.ar/jspui/bitstream/10908/16748/1/%5BP%5D%5BW%5D%0T.%20M.%20Ges.%20Leivi,%20Alejo%20Ezequiel.pdf>**
- Li, Y., Díaz, M., Morantes, S., & Dorati, Y. (2018). **Vehículos autónomos: Innovación en la logística urbana.** Revista de Iniciación Científica, 4(1), 34-39.
- Moreno, A., Armengol, E., Béjar Alonso, J., Belanche Muñoz, L. A., Cortés García, C. U., Gavaldà Mestre, R., ... & Sánchez-Marrè, M. (1994). **Aprendizaje automático.**
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). **A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955.** AI magazine, 27(4), 12-12.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: a probabilistic perspective.* MIT press.
- Nebendah Dieter (1988). **Sistemas Expertos. Ingeniería y Comunicación.** Editores Marcombo. Barcelona.
- Padrón, Janeth (2021). **Valoración del capital social en el transporte público y la movilidad sostenible en Venezuela. Una revisión sistemática de la literatura.** Revista de Estudios Andaluces, 41, 109-124.
- Palella, S., y Martins, F. (2003). **Metodología de la investigación cuantitativa.** Fondo editorial de la Universidad Pedagógica experimental Libertador.
- Pelekais, C., Finol, M., Neuman, N., & Parada, J. (2015). **El ABC de la investigación.** Maracaibo. Venezuela.
- Petersen, P., & Voigtlaender, F. (2020). **Optimal approximation of piecewise smooth functions using deep ReLU neural networks.** Neural Networks, 108, 296-330.
- Ponce Gallegos, J. C., Torres Soto, A., Quezada Aguilera, F. S., Silva Sprock, A., Martínez Flor, E. U., Casali, A., ... & Pedreño, O. (2014). **Inteligencia artificial. Iniciativa Latinoamericana de Libros de Texto Abiertos (LATIn).**
- Ramos, E. y Jiménez, S. (2000) **Agentes inteligentes Facultad de ciencias escuela de computación.** UCV

- Ruiz, A. C., Linares, L. B., Martínez, J. B., de FEDUPEL, J. D., Ramírez, L. M., & de Castillo, A. J. (2002). **Manual de Trabajos de Grado de Especialización y Maestría y Tesis Doctorales.**
- Ruiz, R.B., Velásquez, J.D. (2023). **Artificial Intelligence for the Future of Medicine.**
- Sandoval Serrano, L. J. (2018). **Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos. Revista Tecnológica;** no. 11.
- Samuel, A. L. (1959). **Some studies in machine learning using the game of checkers. IBM Journal of research and development,** 3(3), 210-229.
- Suárez L. Daniel (2020) en su trabajo titulado **“Deep Learning en videojuegos”** realizado en la Universidad de La Laguna en San Cristóbal de La Laguna, España.
- Suárez y Ariza (2023) **Aplicación web de atención médica primaria para el diagnóstico de enfermedades pediátricas mediante un modelo deep learning** [Universidad Jose Antonio Paez]
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). **Reinforcement learning: An introduction. MIT press.**
- Stacey (1993) **Strategic Management and Organizational Dynamics. Pitman: Londres.**
- Torres (2022). **Desarrollo de un modelo de Deep Learning para la automatización de los Procesos de detección de tumores cerebrales.** [Universidad José Antonio Páez]
- Universidad Pedagógica Experimental Libertador (2002, p.14)
- UNITY, (2023) **A. O. DOCUMENTATION I.** Enlace:
<https://docs.unity3d.com/Manual/index.html>
- Vega, M. Á., Mora, L. M. Q., & Badilla, M. V. C. (2020). **Inteligencia artificial y aprendizaje automático en medicina. Revista médica sinergia,** 5(8), e557-e557.

