



Universidad Politécnica
de Madrid

**Escuela Técnica Superior de
Ingenieros Informáticos**



Máster Universitario en Inteligencia Artificial

Trabajo Fin de Máster

**Navegación Reactiva Aplicada a Agentes
Físicos en Entornos Domésticos usando
el entorno Habitat**

Autora: Luna Jiménez Fernández
Tutores: Martín Molina González
 María Julia Flores Gallego

Madrid, Septiembre - 2021

Este Trabajo Fin de Máster se ha depositado en la ETSI Informáticos de la Universidad Politécnica de Madrid para su defensa.

Trabajo Fin de Máster
Máster Universitario en Inteligencia Artificial

Título: Navegación Reactiva Aplicada a Agentes Físicos en Entornos Domésticos usando el entorno Habitat

Septiembre - 2021

Autora: Luna Jiménez Fernández
Tutor: Martín Molina González
Inteligencia Artificial (IA)
ETSI Informáticos
Universidad Politécnica de Madrid
Co-tutora: María Julia Flores Gallego
Sistemas Informáticos (SI)
Escuela Superior de Ingeniería Informática de Albacete (ESIIAB)
Universidad de Castilla-La Mancha

Resumen

La navegación eficiente de robots físicos en entornos domésticos como domicilios es un área de gran interés en la actualidad, existiendo un gran desarrollo de propuestas y **simuladores** enfocados a resolver esta tarea. Una de los métodos que más peso ha ganado es el uso de técnicas de **aprendizaje por refuerzo profundo**, permitiendo el entrenamiento y desarrollo de agentes físicos capaces de navegar estos entornos de forma efectiva.

El objetivo del trabajo consiste en el desarrollo de un agente físico basado en técnicas de **campos de potenciales** capaz de navegar entornos de interiores usando una cámara de profundidad e información sobre la posición de la meta, entrenado mediante **Deep Q-Learning** - un método de aprendizaje por refuerzo profundo - usando el entorno *Habitat* para su desarrollo.

Se ha realizado una revisión de las principales técnicas relacionadas con el trabajo: *Deep Learning*, algunos de los principales métodos de aprendizaje por refuerzo actuales - centrándose en *Deep Q-Learning*, sus variantes y los métodos de actor-crítico - y los antecedentes al trabajo realizado.

Se ha realizado además una tarea de documentación del entorno *Habitat*, explicando sus dos principales componentes: **Habitat Sim**, un simulador de agentes físicos de alto rendimiento, y **Habitat Lab**, una librería de alto nivel para *Python*. De esta librería se han expuesto y documentado los principales componentes y su uso, además de los pasos necesarios para la instalación del entorno.

Para el desarrollo del agente se ha realizado una formalización del conocimiento necesario, detallando la definición del problema a resolver, las características físicas del agente y los conceptos de estado, acción y métodos de recompensas a utilizar. Se han propuesto dos arquitecturas para el agente, junto a sus métodos de actuación y entrenamiento: una basada en **redes neuronales convolucionales** y una arquitectura mixta basada en **redes convolucionales y redes profundas**, siendo ésta la arquitectura elegida.

Finalmente, tras la experimentación realizada evaluando las variantes del agente propuestas y comparando su rendimiento con el de otros agentes ya existentes, se observa que el agente propuesto **mejora su rendimiento frente a agentes de baseline básicos**, pero pese a esto **no es recomendable el uso del agente en interiores** al ofrecer resultados inferiores a los de otros agentes ya existentes.

Abstract

Efficient navigation of embodied agents in indoor environments such as homes is a field of great interest currently, where new proposals and **simulators** designed for this task are proposed and developed frequently. One of the most successful approaches to this task is the use of **deep reinforcement learning** techniques, allowing the training and development of embodied agents able to traverse these environments efficiently.

The goal of this project is the development of an embodied agent based on **artificial potential fields** able to navigate indoor environments using a depth camera and information about the position of the goal, trained by **Deep Q-Learning** - a popular deep reinforcement learning method - using the *Habitat* environment as a framework.

A review of the state of the art has been performed, focusing on the main ideas behind this project: *Deep Learning*, the main Deep Reinforcement Learning methods used currently - focusing on *Deep Q-Learning*, its proposed improvements and actor-critic methods - and the direct precedents to this project in the autonomous navigation field.

In addition, documentation of the *Habitat* environment has been developed, focusing on its two main components: **Habitat Sim**, an embodied agent high-performance simulator, and **Habitat Lab**, a high-level *Python* library. The main components of *Habitat Lab* have also been explained and documented, showing their usage and the installation steps.

For the embodied agent development, some of the key concepts have been formalized: problem to solve, main physical characteristics of the embodied agent and the concepts of state, action and reward. Two architectures, along with their acting and training procedures have been proposed for the agent: one based on **convolutional neural networks** and another based on a mix of **convolutional and dense neural networks**. This second architecture has been chosen.

After some experimentation evaluating the variants of the proposed agent and comparing their performance to other already existing agents, it has been shown that **the proposed agent displays better performance than basic baseline agents**. However, despite this, **the proposed agent should not be used for the task**, showcasing worse performance metrics than already existing agents.

Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a ambos de mis tutores, **Martín Molina González** y **María Julia Flores Gallego** su apoyo continuo durante el desarrollo de este trabajo. Pese a todas las dificultades que han surgido durante el trabajo, siempre han estado ahí para ayudarme a seguir adelante.

También quiero agradecer al Departamento de Sistemas Informáticos y Minería de Datos (SIMD) de la Escuela Superior de Ingeniería Informática de Albacete (ESIIAB) y, especialmente, a **José Antonio Gámez Martín**, por su apoyo y ayuda durante el desarrollo del trabajo, aportándome consejos y facilidades para poder completar este trabajo y continuar eventualmente con un doctorado.

Finalmente, quiero agradecer a **mi familia y mis amistades** el haber estado siempre ahí animándome y haber creído en mí en todo momento, aun cuando yo me veía incapaz de ello.

Tabla de contenidos

1. Introducción	1
1.1. Objetivos	1
1.2. Motivación	2
1.3. Estructura	2
2. Revisión de técnicas	5
2.1. Redes neuronales y <i>Deep Learning</i>	5
2.1.1. Redes neuronales	5
2.1.2. Aprendizaje por representación y <i>Deep Learning</i>	9
2.1.3. Redes neuronales convolucionales	10
2.2. Aprendizaje por refuerzo	11
2.2.1. Métodos de aprendizaje por refuerzo clásicos	13
2.2.1.1. <i>Q-Learning</i>	14
2.2.1.2. SARSA	14
2.2.1.3. Métodos de actor-crítico	15
2.2.2. Métodos de aprendizaje por refuerzo profundos	16
2.2.2.1. Familia de métodos de <i>Deep Q-Learning</i>	17
2.2.2.2. Familia de métodos de actor-crítico	19
2.3. Algoritmos de navegación autónoma	21
2.3.1. Algoritmos de navegación reactiva clásicos	22
2.3.2. Antecedentes al trabajo en navegación autónoma reactiva	23
3. Habitat: Simulador <i>Habitat Sim</i> y <i>Habitat Lab</i>	27
3.1. <i>Habitat</i>	27
3.1.1. Simulador <i>Habitat Sim</i>	28
3.1.2. Librería <i>Habitat Lab</i>	29
3.2. Conceptos principales de <i>Habitat</i>	29
3.2.1. Entornos	30
3.2.1.1. <i>Env</i>	31
3.2.1.2. <i>RLEnv</i>	31
3.2.2. Tareas	32
3.2.3. Episodios	32
3.2.4. Conjuntos de datos	33
3.2.4.1. Conjuntos de datos disponibles	34
3.2.4.2. Estructura de los conjuntos de datos	36
3.2.5. Acciones	37
3.2.6. Sensores	38
3.2.7. Métricas	39

3.2.8. Entrenadores	40
3.2.9. Agentes	42
3.2.10 <i>Benchmarks</i>	42
3.2.11 Ficheros de configuración	43
3.2.12 Registros	46
3.3. Instalación de <i>Habitat</i>	46
3.3.1. Requisitos	46
3.3.2. Proceso de instalación	47
4. Diseño del agente	49
4.1. Caracterización del conocimiento	49
4.1.1. Definición del problema de diseño	49
4.1.2. Características del agente físico en <i>Habitat</i>	49
4.1.3. Estado	50
4.1.4. Acciones	52
4.1.5. Recompensas	52
4.1.5.1. Preprocesamiento de la imagen de profundidad	52
4.1.5.2. Identificación de los obstáculos y la distancia en la imagen	53
4.1.5.3. Cálculo del potencial atractivo y repulsivo	56
4.1.5.4. Cálculo de la recompensa final	57
4.2. Arquitectura del agente	58
4.2.1. Propuesta 1: Red convolucional (CNN)	58
4.2.2. Propuesta 2: Red mixta (CNN + MLP)	61
4.3. Actuación del agente	63
4.4. Entrenamiento del agente	65
4.4.1. <i>Replay Memory</i> y memorización de la experiencia	66
4.4.2. Aprendizaje a partir de las experiencias	67
4.4.3. Documentación del entrenamiento	69
4.5. Implementación	69
4.5.1. Dependencias	69
4.5.2. Estructura del código	70
5. Experimentación	73
5.1. Detalles de la experimentación	73
5.1.1. Parámetros generales utilizados	73
5.1.2. Experimentos realizados	74
5.1.3. Gráficos generados durante el entrenamiento	75
5.1.4. Métricas usadas durante la evaluación	76
5.2. Resultados obtenidos	77
5.2.1. Elección del conjunto de datos	77
5.2.2. Agentes con <i>Deep Q-Learning</i> estándar	78
5.2.3. Agentes con <i>Deep Q-Learning</i> priorizado	82
5.3. Comparativa y análisis de los resultados	85
5.3.1. Comparativa durante el entrenamiento	85
5.3.2. Comparativa durante la evaluación	89
5.3.3. Conclusiones del análisis	91
6. Conclusiones	93
6.1. Trabajo futuro	94

TABLA DE CONTENIDOS

Bibliografía	95
Anexos	102
A. Ficheros de configuración	103
A.1. Fichero base	103
A.2. Ficheros de entrenamiento	105
A.3. Ficheros de <i>benchmark</i>	108
A.4. Fichero de generación de video	109

Índice de figuras

2.1. Estructura de una neurona artificial [4].	5
2.2. Perceptrón multicapa con una capa oculta [4].	7
2.3. Algoritmo de retropropagación para entrenamiento de perceptrones multicapa.	8
2.4. Ejemplo de operación de convolución [5].	10
2.5. Ejemplo de <i>pooling</i> usando estadístico de máximo [14].	12
2.6. Interacción entre agente y entorno en el aprendizaje por refuerzo [15].	13
2.7. Pseudocódigo del algoritmo de Q-Learning.	15
2.8. Pseudocódigo del algoritmo de <i>Deep Q-Learning</i>	18
2.9. Pseudocódigo del algoritmo de <i>Proximal Policy Optimization</i>	21
2.10 Arquitectura propuesta para el sistema de navegación reactivo original [1].	24
3.1. Arquitectura de <i>Habitat Lab</i> [2].	30
3.2. Modelos 3D de <i>Matterport3D</i> , y panorámicas asociadas [58].	34
3.3. Imagen de color (izquierda), profundidad (centro) y normales (derecha) de un escenario de <i>Gibson</i> [53].	35
3.4. Escenario original de <i>Replica</i> (izquierda) y escenario reconstruido de <i>ReplicaCAD</i> (derecha) [3].	35
3.5. Imagen de color (izquierda), profundidad (centro) y mapa (derecha) de una escena de <i>HM3D</i> [59].	36
3.6. Ejemplo de árbol de directorios de la carpeta <i>data</i>	37
3.7. Imagen de color (izquierda), profundidad (centro) y semántica (derecha) de una escena de <i>Gibson</i> [53].	38
3.8. Mapa de un escenario de <i>HM3D</i> [59].	40
3.9. Pseudocódigo del bucle principal de entrenamiento.	42
3.10 Fichero de configuración por defecto para tareas de navegación usando <i>Gibson</i>	45
4.1. Ejemplo de imagen de profundidad usada como parte del estado.	51
4.2. Procesamiento realizado sobre la imagen de profundidad.	54
4.3. Pseudocódigo del método de contornos para identificar distancias a obstáculos.	55
4.4. Pseudocódigo del método de columnas para identificar distancias a obstáculos.	56
4.5. Arquitectura de la red neuronal - Propuesta 1 (CNN).	60
4.6. Arquitectura de la red neuronal - Propuesta 2 (Mixta).	64
4.7. Proceso de actuación del agente.	65
4.8. Proceso de entrenamiento del agente.	66
4.9. Proceso de aprendizaje a partir de las experiencias (estándar).	68
5.1. Comparativa de conjuntos de datos - Episodios completados con éxito. . .	77

ÍNDICE DE FIGURAS

5.2. Comparativa de conjuntos de datos - Distancia recorrida por episodio.	78
5.3. Agentes estándares - Episodios completados con éxito.	79
5.4. Agentes estándares - Tiempo total de entrenamiento.	79
5.5. Agentes estándares - Acciones realizadas por episodio.	80
5.6. Agentes estándares - Distancia recorrida por episodio.	81
5.7. Agentes estándares - Recompensa media por episodio.	82
5.8. Agentes priorizados - Episodios completados con éxito.	82
5.9. Agentes priorizados - Tiempo total de entrenamiento.	83
5.10. Agentes priorizados - Acciones realizadas por episodio.	84
5.11. Agentes priorizados - Distancia recorrida por episodio.	84
5.12. Agentes priorizados - Recompensa media por episodio.	85
5.13. Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Episodios completados con éxito.	86
5.14. Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Tiempo total de entrenamiento.	87
5.15. Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Acciones realizadas por episodio.	88
5.16. Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Distancia recorrida por episodio.	88
5.17. Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Recompensa media por episodio.	89

Índice de cuadros

5.1. Parámetros generales de <i>Deep Q-Learning</i>	74
5.2. Parámetros generales del procesamiento de imágenes.	74
5.3. Parámetros generales de la generación de recompensas.	74
5.4. Resultados de los agentes durante la evaluación - Media de 250 episodios.	90

Capítulo 1

Introducción

La **navegación autónoma** de robots en entornos desconocidos y complejos es un problema de gran interés en la actualidad para el que se ha propuesto una amplia gama de soluciones, buscando que éstas sean a la vez eficientes durante su entrenamiento y capaces de navegar entornos de forma exitosa. Una de las familias de algoritmos más relevantes para este propósito son los **algoritmos de aprendizaje por refuerzo**, capaz de aprender de forma autónoma a navegar entornos desconocidos a partir de experiencia previa, con gran éxito.

Además, la **simulación virtual** tanto de estos robots como de otros problemas es un campo en crecimiento, especialmente durante la pandemia del CoVID-19, al verse limitadas las capacidades de experimentación en entornos físicos. Por tanto el objetivo de este trabajo es aunar el **desarrollo de un algoritmo híbrido eficiente** para la navegación en entornos complejos (como el interior de un domicilio) con el **estudio y uso de Habitat Sim**, un simulador novedoso para el entrenamiento y evaluación de agentes robóticos físicos.

1.1. Objetivos

El principal objetivo de este trabajo es el estudio y aplicación de técnicas de aprendizaje por refuerzo profundo y navegación autónoma basada en campos de potenciales para el desarrollo de un agente capaz de navegar entornos de interior, evaluando su viabilidad y eficacia.

Para cumplir este objetivo, es necesario a su vez cumplir una serie de objetivos parciales:

- Revisión de bibliografía para comprender plenamente las técnicas a usar durante el desarrollo.
- Búsqueda y evaluación de librerías y herramientas disponibles para el desarrollo del agente (incluyendo simuladores, entornos de trabajo...)
- Caracterización, formalización e implementación del agente y de posibles variaciones propuestas dentro del entorno elegido, para poder ser evaluado posteriormente.
- Realización de experimentos para estudiar el comportamiento del agente durante el entrenamiento y posteriormente al enfrentarse a problemas reales.

- Estudio y análisis de los resultados, realizando comparación con *benchmarks* para extraer observaciones y conclusiones que permitan valorar la viabilidad y eficacia del agente propuesto.

Este trabajo además aborda un segundo objetivo, el estudio y uso del simulador *Habitat Sim*, con el fin de evaluar su utilidad de cara a posteriores trabajos. Para esto, se plantean los siguientes objetivos parciales:

- Revisión y estudio de documentación oficial y ejemplos ofrecidos por el simulador.
- Desarrollo del agente descrito previamente en el marco del simulador, usando las herramientas ofrecidas.
- Creación de documentación sobre el uso adecuado del simulador para facilitar trabajos posteriores.
- Evaluación de la idoneidad del simulador para la resolución de problemas de navegación autónoma.

1.2. Motivación

Este trabajo se puede entender como una continuación del trabajo realizado por C. Sampedro *et al.* en 2018 [1], en el que se desarrolla con buenos resultados un sistema de navegación autónomo para drones aéreos usando aprendizaje por refuerzo profundo con campos de potenciales artificiales y láseres para percibir el entorno. Una de las metas de este trabajo es estudiar si la implementación de un algoritmo de características similares pero aplicado a robots terrestres usando cámaras de profundidad en interiores (domicilios, fábricas...) sería igualmente efectivo.

Además, el uso de simuladores para el entrenamiento y evaluación de algoritmos es hoy en día algo habitual, especialmente para algoritmos que necesiten un entrenamiento largo y que puedan necesitar equipamiento especializado para ello (como robots, drones, instalaciones especializadas...). Por eso, otra de las principales metas del trabajo es el estudio del entorno *Habitat* [2] [3], viendo su viabilidad de cara a futuros trabajos.

1.3. Estructura

Esta memoria está dividida en un total de 6 capítulos, que sonn descritos brevemente a continuación.

- **Capítulo 1:** En este capítulo se introduce el trabajo desarrollado, los objetivos que se esperan cumplir, la motivación que ha llevado a éste y la estructura general de la memoria.
- **Capítulo 2:** En este capítulo se realiza una revisión de las principales técnicas en los campos relacionados con el trabajo: *deep learning* y redes neuronales convolucionales, aprendizaje por refuerzo (estudiando tanto las técnicas clásicas como las técnicas de aprendizaje por refuerzo profundo) y algunos de los principales algoritmos de navegación automática, incluyendo un análisis de los antecedentes más directos.

Introducción

- **Capítulo 3:** En este capítulo se presentan tanto *Habitat Sim* como *Habitat Lab*, las principales herramientas usadas durante el desarrollo del trabajo. Tras esto, se exponen los principales componentes de *Habitat Lab*, explicando su funcionamiento y uso. Finalmente, se habla sobre la instalación y las dependencias necesarias del simulador.
- **Capítulo 4:** En este capítulo se detalla el diseño del agente de navegación reactiva propuesto. Se describe tanto la representación del conocimiento (estado, acciones y recompensas) como la arquitectura, el método de actuación y el entrenamiento llevado a cabo por el agente. Finalmente, se realiza una breve explicación del funcionamiento y la arquitectura del resto de agentes usados como *benchmarks* y comparativas ofrecidos por *Habitat Lab*.
- **Capítulo 5:** En este capítulo se detalla la experimentación realizada, indicando los parámetros utilizados. Además, se presentan los resultados y el rendimiento obtenido por los agentes tanto durante el entrenamiento como durante la evaluación posterior.
- **Capítulo 6:** Finalmente, en este capítulo se presentan las conclusiones alcanzadas tras el desarrollo del trabajo, proponiendo posibles líneas de trabajo futuro para continuarlo.

Además, al final de la memoria se incluye una bibliografía en la que se encuentra la lista de fuentes y referencias usadas a lo largo de ésta.

Capítulo 2

Revisión de técnicas

En este capítulo se describen las técnicas y algoritmos que preceden y en los que se basa el trabajo descrito en esta memoria. Concretamente, se realiza una introducción a las redes neuronales y *Deep Learning*, tras la cual se habla de los principales métodos de aprendizaje por refuerzo clásicos y actuales. Finalmente, se estudian algunos de los principales algoritmos de navegación autónoma existentes.

2.1. Redes neuronales y *Deep Learning*

En esta sección se describe el concepto de las redes neuronales y sus principales características. Tras esto, se describe *Deep Learning* y uno de sus modelos más característicos, las redes convolucionales.

2.1.1. Redes neuronales

En el campo de la inteligencia artificial, una **neurona** (también conocida como **nodo**) es la unidad lógica básica que forma una red neuronal [4]. En esencia, una neurona es una función matemática no lineal que, a partir de unas entradas, genera una salida. Además, las neuronas se conectan entre ellas a través de conexiones dirigidas, por lo que se puede propagar esta salida entre ellas.

La estructura básica de una neurona se puede observar en la Figura 2.1, siendo los componentes principales [4]:

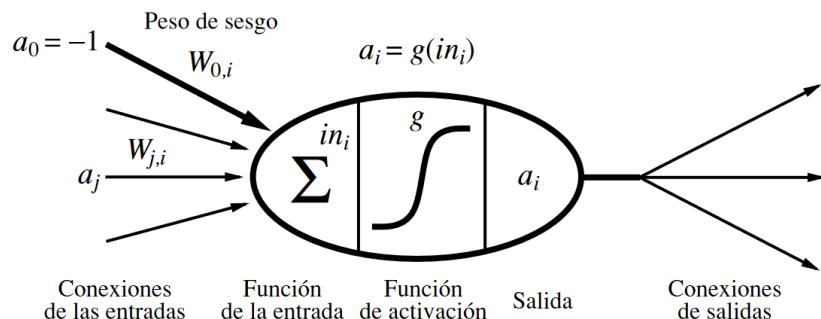


Figura 2.1: Estructura de una neurona artificial [4].

- **Conexiones de las entradas:** El conjunto de entradas recibidos por la neurona. Estas entradas a_j están ponderadas por pesos $w_{j,i}$ (siendo i la neurona actual y j el origen de la entrada) determinando el peso y el signo de cada entrada.
- **Función de entrada:** La función de entrada in_i no es más que el sumatorio de todas las entradas ponderadas que recibe la función, siendo éste:

$$in_i = \sum_{j=0}^N w_{j,i} a_j$$

Donde N es el número total de entradas.

- **Función de activación:** La función de activación g es una función aplicada a la función de entrada para generar la salida a_i . Esta función debe cumplir que:
 - La función debe devolver valores adecuados (la neurona debe estar activa o con una salida cercana a +1 con las entradas correctas y apagada o con salida cercana a 0 en otro caso).
 - La función debe ser no lineal para evitar que toda la red neuronal se pueda simplificar a una función lineal simple [4].

Hay varias funciones de activación usadas, siendo algunas de las más comunes la función umbral o la lineal. Ahora bien, la función más típica es la **función sigmoid**, teniendo ésta la fórmula:

$$g(in_i) = \frac{1}{1 + e^{-in_i}}$$

- **Salida:** La salida a_i no es más que la aplicación de la función de activación sobre la función de entrada, $a_i = g(in_i)$. Esta salida se puede propagar a otras neuronas (siendo ésta una de las entradas de dichas neuronas), o servir como salida de la red neuronal.

Como se puede ver en la Figura 2.1, las neuronas tienen una entrada constante a_0 conocida como la entrada de sesgo, de valor $a_0 = -1$, cuyo peso se conoce como el **peso de sesgo**. La utilidad de este peso es definir el umbral real de la neurona (es decir, una neurona se activa únicamente cuando la suma de todas las entradas supera a este peso de sesgo) [4]. El peso de sesgo permite desplazar la activación de la neurona sin alterar la pendiente, de forma similar al término independiente de una recta.

Definida una neurona, se puede definir una **red neuronal artificial** como un grupo de neuronas trabajando en conjunto, representando una función compleja no lineal con una gran cantidad de parámetros (los pesos de sus neuronas). [4]. Existen dos tipos de redes neuronales: redes cíclicas o **recurrentes** y redes acíclicas o de **propagación hacia adelante** [4], siendo éstas el foco de esta sección.

Una **red neuronal de propagación hacia adelante** es una red acíclica de neuronas representando una función a partir de las entradas de la red, sin ningún tipo de estado interno o memoria [4]. Este tipo de redes suele estar organizado en **capas**, siendo una capa un conjunto de neuronas de forma que una neurona recibe únicamente entradas de la capa anterior y propaga sus entradas únicamente a la capa posterior

Revisión de técnicas

[4]. Dependiendo del número de capas, se puede hablar de redes de una única capa (**perceptrones**) o de redes de varias capas (**perceptrones multicapa** o *MLPs*) [4].

Un **perceptrón multicapa** es la estructura más típica de red neuronal de propagación hacia adelante, siendo ésta una red neuronal con más de una capa [4], teniendo cada capa un número variable de neuronas. La principal ventaja de este tipo de estructura es su capacidad de (con un número suficiente de neuronas) aproximar cualquier función no lineal [5]. Se puede observar un ejemplo de perceptrón multicapa en la Figura 2.2, viendo que la estructura se divide en tres partes [6]:

- **Capa de entrada:** Representa las entradas de la red (las entradas de la función a simular). Es típico que estas neuronas no usen una función de activación.
- **Capa(s) oculta(s):** Una o más capas ubicadas entre las capas de entrada y salida. Estas capas se encargan de identificar las relaciones existentes entre las entradas durante el entrenamiento [6], para obtener la salida esperada.
- **Capa de salida:** Representa las salidas finales procesadas de la red (las salidas de la función a aproximar).

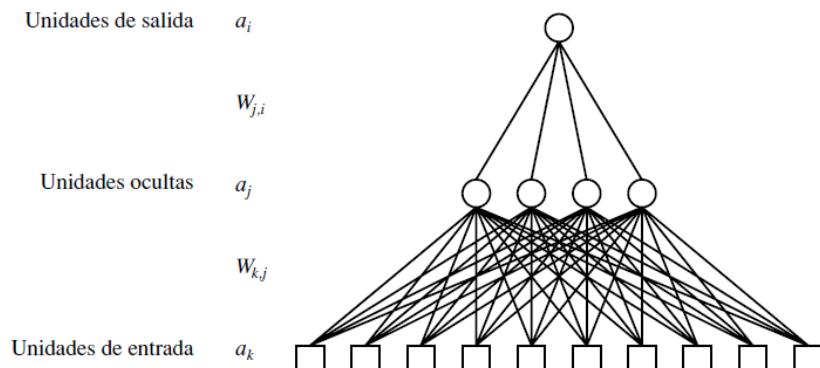


Figura 2.2: Perceptrón multicapa con una capa oculta [4].

El principal objetivo a la hora de desarrollar una red neuronal es encontrar el conjunto de pesos que logre que, para unos valores de entrada, la salida de la red neuronal se aproxime lo máximo posible al comportamiento esperado en el problema real [7]. Esto se consigue **entrenando** la red neuronal a partir de un conjunto de entrenamiento (cuyos valores de salida son conocidos), utilizando el algoritmo de **retropropagación** (propuesto originalmente por Rumelhart *et al.* en 1986 [8]). El objetivo del algoritmo es ajustar los pesos de la capa de salida para minimizar el error, y posteriormente propagar este ajuste a las capas anteriores para ajustar sus pesos usando gradiente descendiente, con el objetivo de minimizar el error de la red.

El pseudocódigo del algoritmo se puede ver en la Figura 2.3. Por lo general, la condición de parada del algoritmo de retropropagación consiste en alcanzar un umbral de error o realizar el proceso un número determinado de veces sobre el conjunto de entrenamiento entero. Cada ciclo del algoritmo sobre el conjunto de entrenamiento completo se conoce como una **época** (o *epoch* por su nombre en inglés) [4].

Algoritmo 1: Algoritmo de retropropagación

Variables iniciales: Conjunto de entrenamiento ent , formado por tuplas de elementos (x, y) (siendo x las entradas de la red y y las salidas esperadas de la red). Pesos de la red neuronal $w_{i,j}$ donde i, j indica un peso dirigido de la neurona i a la neurona j .

1. Inicializa los pesos de la red neuronal utilizando valores aleatorios.

2. Mientras no se cumpla la condición de parada:

2.1. Para cada ejemplo (x, y) contenido en el conjunto de entrenamiento ent :

2.1.1. Calcula la salida h_N para todas las neuronas N de la red neuronal, utilizando propagación hacia adelante.

2.1.2. Calcula el error $error$, las salidas obtenidas h_N y las salidas esperadas y_N para cada neurona N .

2.1.3. Para cada neurona N (empezando por las neuronas de la capa de salida, y retrocediendo en orden hasta la capa de entrada):

2.1.3.1. Calcula la influencia de la neurona N en el error final, δ_N :

Si N es una neurona de salida:

$$\delta_N = (y_N - h_N) * h_N * (1 - h_N)$$

En otro caso (N pertenece a una capa oculta):

$$\delta_N = \left(\sum_{X \in sucesores(N)} w_{N,X} * \delta_X \right) * h_N * (1 - h_N)$$

Donde $sucesores(N)$ es un conjunto de las neuronas en la capa posterior a la capa de la neurona N .

2.1.3.2. Para todas las neuronas R pertenecientes a la capa anterior a la capa de la neurona N , calcula la actualización $\Delta_{R,N}$:

$$\Delta_{R,N} = \eta * \delta_N * h_R$$

Donde η es el factor de aprendizaje de la red neuronal.

2.1.4. Para cada peso $w_{R,N}$ en la red neuronal, actualiza el peso:

$$w_{R,N} = w_{R,N} + \Delta_{R,N}$$

3. Devolver la red con los pesos entrenados.

Figura 2.3: Algoritmo de retropropagación para entrenamiento de perceptrones multicapa.

2.1.2. Aprendizaje por representación y *Deep Learning*

El **aprendizaje por representación** es un conjunto de métodos contenidos dentro del aprendizaje automático cuyo objetivo es, dada una entrada sin procesar, extraer las características más relevantes de la entrada para trabajar con ellas [5]. Esto permite resolver uno de los problemas más típicos del aprendizaje automático, determinar las características más relevantes de un problema. Ahora bien, los algoritmos pueden tener problemas para extraer directamente características abstractas de alto nivel (como los contornos de un objeto o los acentos de una voz).

Para solucionar este problema surge **Deep Learning**, un subconjunto de las técnicas de aprendizaje por representación que utilizan varios niveles de abstracción, partiendo de conceptos básicos que van componiendo para alcanzar conceptos complejos y abstractos [5]. La principal ventaja frente a otros métodos es que estas características son identificadas automáticamente por los algoritmos, sin necesidad de un experto que guíe el aprendizaje.

Actualmente, las técnicas de *Deep Learning* se han vuelto el estado del arte en una gran cantidad de problemas que se consideraban inabordables hace apenas una década, como la visión artificial, el reconocimiento de voz o el procesamiento de lenguaje natural [5] entre otros.

La familia de modelos más característica de *Deep Learning* es las redes neuronales, siendo uno de los modelos más usados los perceptrones multicapa descritos previamente [5]. Estas redes se conocen también como **redes neuronales profundas**, teniendo éstas una gran cantidad de capas ocultas y neuronas por capa (donde cada capa se encarga de aprender un nivel de representación de la entrada).

Ahora bien, el aumento del tamaño de las redes neuronales profundas (tanto en neuronas como en capas) conlleva una serie de problemas:

- Conforme aumenta el tamaño de la red, aumenta el número de parámetros (pesos) a ajustar. Esto significa que se necesitan conjuntos de entrenamiento exponencialmente más grandes para alcanzar buenos resultados y, por tanto, un mayor coste computacional y de tiempo para el entrenamiento.

Esto se ha solucionado principalmente mediante el uso de ordenadores más potentes, conjuntos de datos más grandes y técnicas para ampliar los conjuntos de datos ya existentes como el *data augmentation* [9].

- Problema del gradiente desvaneciente / explosivo (*Vanishing / Exploding gradient problem*):** Al aumentar el número de capas, la eficiencia del algoritmo de retropropagación disminuye si se utilizan las funciones de activación tradicionales (como la función sigmoide) [10]. Esto se debe a que la propagación del error puede diluirse (provocando cambios demasiado lentos) o incrementar rápidamente (provocando inestabilidad) conforme se propaga de capa en capa.

Una de las principales soluciones al problema es el uso de funciones de activación específicas como *ReLU* [5], siendo la fórmula:

$$g(in_i) = \max\{0, in_i\}$$

Si bien las redes neuronales profundas son uno de los modelos más usados en *Deep Learning*, también es frecuente el uso de otros tipos de redes neuronales como redes

recurrentes, redes recursivas, redes residuales... o redes convolucionales, como se verán a continuación [5].

2.1.3. Redes neuronales convolucionales

Una **red neuronal convolucional** es una red neuronal que usa funciones de convolución, diseñada para trabajar con entradas en forma de matrices (como líneas de tiempo o imágenes) [5]. Éstas fueron originalmente propuestas por Yann LeCun *et al.* en 1989 [11], si bien cobraron importancia tras *AlexNet* [12] y sus resultados en la competición de *ImageNet*.

En el campo del aprendizaje automático, una **convolución** es una operación matemática lineal aplicada sobre dos funciones de números reales: una **entrada (input)** I , generalmente una matriz de datos como puede ser una imagen; y un **núcleo (kernel)** K , una matriz de parámetros entrenables. La salida de esta operación es otra matriz, típicamente conocida como el **mapa de características (feature map)** S [5]. Esta función normalmente se define como:

$$S(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i - m, j - n)K(m, n)$$

Donde m y n son las dimensiones del núcleo. Se puede ver un ejemplo de la función actuando sobre una entrada con un núcleo en la Figura 2.4.

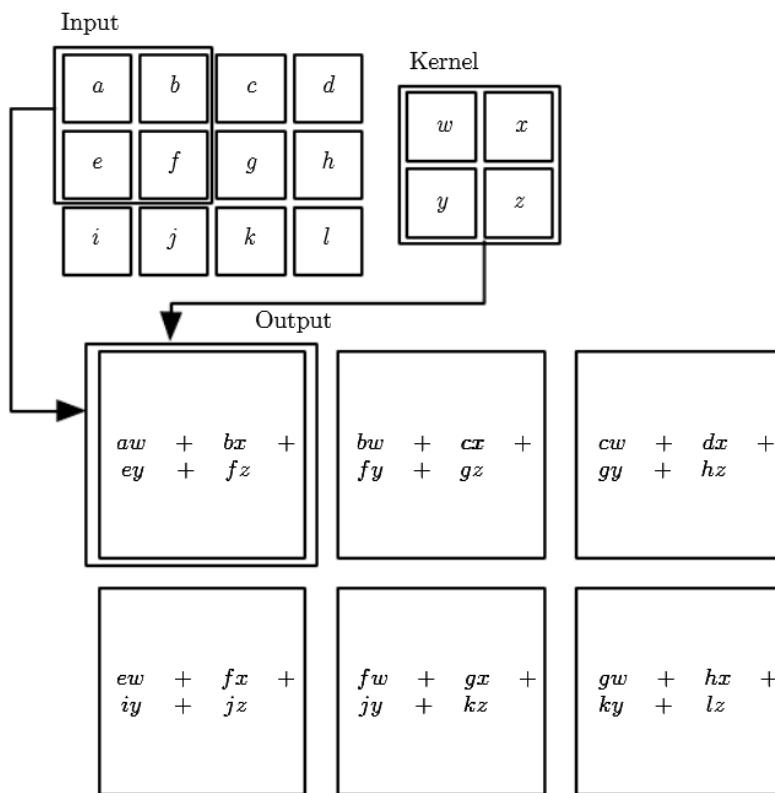


Figura 2.4: Ejemplo de operación de convolución [5].

Normalmente, se suelen utilizar **varios kernels** en vez de uno único, permitiendo detectar varias características a partir de una misma entrada [6]. Esto hace que el

mapa de características obtenido como resultado pase a ser una matriz tridimensional (donde cada capa representa los resultados de uno de los filtros).

El uso de convoluciones en las redes neuronales ofrece ventajas significativas respecto a las redes neuronales profundas tradicionales [5]:

- **Conectividad dispersa:** En las redes neuronales profundas, es normal que una neurona de una capa reciba entradas de todas las neuronas de la capa anterior, y propague su salida a todas las neuronas de la capa posterior. Esto puede provocar que el número de parámetros a ajustar crezca exponencialmente para entradas grandes y redes con muchas capas y neuronas [6].

En cambio, el uso de convolución con *kernels* más pequeños que la entrada reduce drásticamente el número de conexiones, aumentando la eficiencia.

- **Parámetros compartidos:** En redes neuronales profundas estándares, cada parámetro (peso) interactúa únicamente en una propagación (el peso $w_{i,j}$ solo es relevante para la propagación entre las neuronas i y j).

En cambio, cada parámetro del *kernel* interactúa con todos los valores de la entrada, reduciendo el número de parámetros que necesitan ser entrenados en la red, acelerando el entrenamiento.

- **Representación equivariante:** La convolución es **equivariante**, lo que significa que cualquier cambio en la entrada se refleja de forma idéntica en su representación en el mapa de características.

Esto permite, por ejemplo, que si en una imagen de entrada se desplaza un objeto, su representación en la salida se verá desplazada de forma equivalente, permitiendo una mayor generalización a la hora de detectar características.

Por lo general, una capa de convolución en una red neuronal convolucional tiene la siguiente estructura [5]:

1. Una **convolución** con una entrada y varios núcleos, como se ha descrito previamente.
2. Una **función de activación** aplicada sobre el mapa de características obtenido de la convolución. Generalmente se utiliza *ReLU*.
3. Una función de **pooling**. Una función de *pooling* es una función matemática similar a la convolución que sustituye una región de la red de tamaño (m, n) por un único estadístico de los valores de la región. Ésto se realiza principalmente para reducir el tamaño de la salida (permitiendo encadenar más convoluciones) y para mejorar la capacidad de invariancia de la convolución.

Generalmente, el estadístico más utilizado para la función de *pooling* es el **máximo** [13], aunque también es común utilizar la **media**. Se puede ver un ejemplo de una operación de *pooling* por máximo en la Figura 2.5.

2.2. Aprendizaje por refuerzo

El **aprendizaje por refuerzo** es un subconjunto de métodos de aprendizaje automático consistentes en enseñar a un agente a actuar de forma óptima en cada situación para maximizar una recompensa numérica [15].

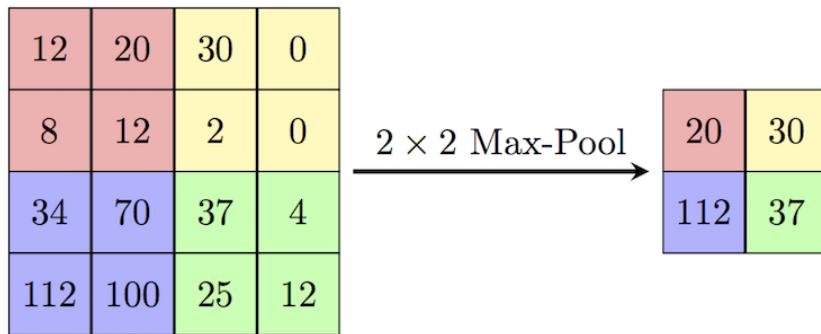


Figura 2.5: Ejemplo de *pooling* usando estadístico de máximo [14].

Existen dos características principales que distinguen al aprendizaje por refuerzo de otros métodos de aprendizaje automático (como el aprendizaje supervisado o el no supervisado) [15]:

- El agente no conoce de antemano las acciones óptimas, sino que debe descubrirlas mediante ensayo y error.
- Las acciones del agente no solo afectan a la recompensa inmediata, sino que pueden afectar a los estados y recompensas futuras.

Los dos componentes principales de un problema de aprendizaje por refuerzo son el **agente** (encargado de aprender y tomar decisiones) y el **entorno** (todo lo que no es el agente, con lo que interactúa) [15]. Además, en la relación entre estos dos componentes se pueden encontrar tres conceptos cuya definición adecuada es necesaria para la resolución correcta del problema [15]:

- **Estado (s):** Una representación del estado actual del entorno, tal cual lo interpreta el agente. Esta representación s_t pertenece a un conjunto de estados S .
- La definición del estado debe cumplir la **Propiedad de Markov:** el estado, por sí mismo, debe ser capaz de representar toda la información relevante [15]. Esto significa que el estado que se alcance tras realizar una acción debe depender únicamente del estado actual, y no de ningún estado o acción previa.
- **Acción (a):** Una actuación llevada a cabo por el agente según el estado actual s_t . Una acción a_t pertenece a un conjunto posible de acciones en un estado concreto, $A(s)$.
- **Recompensa (r):** Un valor numérico positivo (recompensa) o negativo (penalización) otorgada por el entorno tras la actuación del agente. El objetivo del agente a largo plazo es **maximizar la recompensa obtenida**.

El principal objetivo de las recompensas es formalizar la meta del agente. Es decir, un agente que maximiza las recompensas debería ser un agente que alcanza la meta propuesta.

El agente y el entorno interactúan en un bucle continuo como se puede ver en la Figura 2.6, donde en cada paso t [15]:

1. El agente percibe un estado s_t del entorno.
2. El agente procesa el entorno y elige una acción a_t , que aplica sobre el entorno.

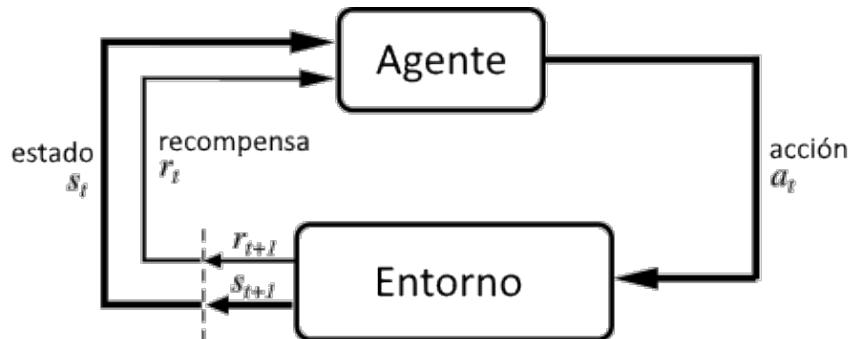


Figura 2.6: Interacción entre agente y entorno en el aprendizaje por refuerzo [15].

3. El entorno se modifica como respuesta a la acción a_t y devuelve al agente un nuevo estado s_{t+1} , junto a la recompensa obtenida r_{t+1} .

Además del agente y el entorno, hay otros cuatro conceptos de gran importancia en la definición de un problema de aprendizaje por refuerzo [15]:

- **Política (π):** Método de actuación de un agente ante un estado s en un instante concreto, definiéndose como una función $\pi(s) = a$. La política es uno de los puntos clave del aprendizaje automático, siendo el objetivo a optimizar y pudiendo determinar la actuación del agente por sí misma.
- **Modelo:** Representación aproximada del entorno y su comportamiento usada por el agente para predecir estados y recompensas del entorno ante una acción. Este concepto es opcional, no siendo usado por todos los métodos de aprendizaje por refuerzo.
- **Modelo de recompensas ($R(s)$ / $R(s, a)$):** Función que, para un estado s (o un par estado-acción s, a) devuelve la recompensa adecuada al agente. Este modelo es parte del entorno y asocia a cada estado su deseabilidad inmediata (teniendo los estados deseables una recompensa mayor a los que no lo son).
- Este modelo no puede ser alterado por el agente, si bien la política del agente suele alterarse como respuesta al modelo de recompensas.
- **Modelo de utilidad ($V(s)$ / $Q(s, a)$):** Función que, para un estado s (o un par estado-acción s, a), devuelve la **utilidad** de ese estado. En aprendizaje por refuerzo se entiende la utilidad de un estado s como la recompensa total que el agente puede esperar conseguir si el estado inicial es s . A diferencia de las recompensas (que determinan la deseabilidad inmediata), la utilidad de un estado determina la deseabilidad a largo plazo.

En general, el objetivo principal de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo es encontrar una política π^* (política óptima) que maximice la utilidad de todos los estados s del entorno, $V^*(s)$.

2.2.1. Métodos de aprendizaje por refuerzo clásicos

Los métodos de aprendizaje por refuerzo clásicos más usados suelen basarse en los principios del **aprendizaje por diferencia temporal (TD-Learning)** [15]. Los modelos de esta familia son capaces de aprender directamente de las experiencias sin necesidad de estimar un modelo. Además, pueden actualizar las estimaciones de la utilidad

de los estados tras cada paso realizado, pudiendo actualizar su política de forma incremental.

Se pueden distinguir dos aproximaciones a los modelos de aprendizaje por refuerzo de *TD-Learning* [15]:

- **Métodos *on-policy*:** Se optimiza la misma política que se usa para elegir la acción a realizar.
- **Métodos *off-policy*:** La política que se optimiza y la política que se usa para elegir las acciones a realizar no son la misma.

A continuación, se describen algunos de los principales métodos de aprendizaje por refuerzo usados.

2.2.1.1. ***Q*-Learning**

***Q*-Learning**, propuesto originalmente por Christopher Watkins en 1989 [16] es un método de aprendizaje por refuerzo *off-policy*, siendo el método de aprendizaje por refuerzo más importante de la época [15].

En esencia, la actualización de la estimación de la utilidad de un par estado-acción $\hat{Q}(s_t, a_t)$ se calcula usando la siguiente fórmula [15]:

$$\hat{Q}(s_t, a_t) \leftarrow \hat{Q}(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s_{t+1}, a') - \hat{Q}(s_t, a_t)]$$

Donde α representa el peso del nuevo valor de \hat{Q} , y γ representa la depreciación realizada al estado futuro.

Q-Learning intenta aproximar directamente la política que optimiza la utilidad, Q^* independientemente de la política que se esté utilizando gracias al operador de máximo [15], obteniendo la máxima utilidad del estado alcanzado. Esto convierte a *Q-Learning* en un método *off-policy* como se ha comentado previamente.

Se puede observar el pseudocódigo del algoritmo en la Figura 2.7. En la práctica, es típico almacenar los valores $\hat{Q}(s, a)$ en una tabla que se va actualizando durante la ejecución del algoritmo.

Un problema que presenta el algoritmo de *Q-Learning* es que, por defecto, es un algoritmo voraz (es decir, el agente siempre elegirá la acción que maximice la utilidad). Esto puede provocar que el agente converja a un óptimo local, siendo incapaz de explorar estados nuevos que a la larga podrían ofrecer mejores utilidades.

Para solventar este problema se utiliza una política ϵ – *greedy* [15] (también conocida como exploración-explotación), introduciendo un parámetro adicional ϵ . Antes de elegir la acción a realizar, el agente calcula un número aleatorio en el rango [0.0, 1.0]. Si este número es mayor o igual que ϵ se elige la acción que maximiza la utilidad (explotación). En otro caso, se elige una acción aleatoria (exploración).

De esta forma se puede obtener un equilibrio entre la exploración de nuevos estados y la explotación de la política actual.

2.2.1.2. **SARSA**

SARSA (*State Action Reward State Action*), originalmente propuesto como *Modified Q-Learning* por Rummery y Niranjan en 1994 [17] es un algoritmo de aprendizaje

Revisión de técnicas

Algoritmo 2: Algoritmo de Q-Learning

1. Inicializar \hat{Q} con valores aleatorios.
 2. Mientras no se cumpla la condición de parada:
 - 2.1. Obtener estado inicial s
 - 2.2. Repetir:
 - 2.2.1. Seleccionar la acción a según la política π obtenida a partir de \hat{Q} .
 - 2.2.2. Ejecutar la acción a en el estado s .
 - 2.2.3. Obtener del entorno el nuevo estado s' y la recompensa r .
 - 2.2.4. Actualizar $\hat{Q}(s, a)$:
$$\hat{Q}(s_t, a_t) \leftarrow \hat{Q}(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s_{t+1}, a') - \hat{Q}(s_t, a_t)]$$
 - 2.2.5. $s \leftarrow s'$
hasta que s sea un estado final.
 3. Generar la política óptima π^* a partir de \hat{Q} .
-

Figura 2.7: Pseudocódigo del algoritmo de Q-Learning.

por refuerzo *on-policy* similar a *Q-Learning*. La actualización de la estimación de la utilidad de un par estado-acción $Q(s_t, a_t)$ se calcula usando la siguiente fórmula [15]:

$$\hat{Q}(s_t, a_t) \leftarrow \hat{Q}(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \hat{Q}(s_{t+1}, a_{t+1}) - \hat{Q}(s_t, a_t)]$$

Como se puede ver, la principal diferencia con *Q-Learning* es el cálculo de la utilidad del próximo estado s_{t+1} , utilizando la acción realizada en el próximo estado a_{t+1} en vez de la acción que maximiza la utilidad. Esto convierte a SARSA en un método *on-policy* [15].

El pseudocódigo del algoritmo es muy similar al de *Q-Learning* visto en la Figura 2.7, siendo la principal diferencia la actualización de la estimación de la utilidad en el punto 2.2.4., pasando a usar la fórmula descrita previamente. SARSA también puede utilizar la política $\epsilon - greedy$ para alcanzar un equilibrio de exploración-explotación.

Si se compara el rendimiento de *Q-Learning* y SARSA, *Q-Learning* tiende a ser un algoritmo más agresivo y arriesgado a la hora de optimizar su política, tomando riesgos para maximizar la utilidad; mientras que SARSA suele ser más conservador, buscando políticas buenas pero no necesariamente óptimas [15]. Por tanto, SARSA es más apropiado para aplicaciones en las que los errores sean muy costosos.

2.2.1.3. Métodos de actor-crítico

Los métodos de **actor-crítico** (siendo Witten uno de los primeros proponentes en 1977 [18]) son métodos que separan explícitamente la política (el **actor** que elige las acciones) de la estimación de la función de utilidad (el **crítico** que evalúa las acciones del actor) [15].

En general, el crítico sigue una función de utilidad-estado (estimando la utilidad de un estado), donde la evaluación del crítico sigue la siguiente fórmula [15]:

$$\sigma_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$$

Donde V es la función de utilidad usada por el crítico. Si esta evaluación es positiva (la utilidad ha mejorado), la tendencia del actor de elegir la acción a_t en el estado s_t debe reforzarse. En caso contrario (la utilidad ha empeorado), debe reducirse el uso de la acción [15].

Los métodos de actor-crítico presentan dos ventajas considerables frente a otros métodos [15]:

- El coste computacional de elegir una acción se reduce. Frente a otros métodos que deben explorar el espacio de acciones entero para elegir una acción adecuada, el actor puede usar simplemente la política almacenada.
- Se pueden aprender políticas explícitamente estocásticas (es decir, los actores pueden aprender las probabilidades óptimas de elegir varias acciones).

Ahora bien, los métodos de actor-crítico no fueron muy utilizados tradicionalmente [15], usándose más los métodos que estiman la política a partir de una función de utilidad como *Q-Learning* o SARSA.

2.2.2. Métodos de aprendizaje por refuerzo profundos

Los algoritmos descritos previamente tienen una serie de limitaciones, que se traducen en un conjunto de requisitos que deben cumplirse para garantizar que acaben convergiendo [19]:

- Los pares de estado-acción deben poder representarse de forma discreta.
- Todas las acciones tienen que realizarse en todos los estados varias veces (tiene que haber suficiente exploración como para que no sea necesario un modelo del entorno)

Esto significa que los métodos anteriores no son aplicables a problemas donde el conjunto de estados o de acciones sea continuo, o a problemas con una alta dimensionalidad [19]. En estas situaciones, es necesario utilizar una función de utilidad parametrizada $Q(s, a, \theta)$, donde θ son los parámetros de un modelo usado para **aproximar** los valores de Q [19].

Algunas propuestas iniciales para resolver estos problemas fueron los métodos de *Fitted Q-Learning* (método propuesto por Geoffrey Gordon en 1995 [20] donde se almacenan las experiencias realizadas por el agente) o de *Neural Fitted Q-Learning* (método propuesto por Martin Riedmiller en 2005 [21] que adapta *Fitted Q-Learning* para usar una red neuronal como modelo estimador). Ahora bien, estos métodos presentan problemas de inestabilidad que limitan su funcionamiento a casos específicos [19].

Finalmente, la propuesta que más éxito tuvo fueron los métodos de **Deep Reinforcement Learning**, una combinación de las técnicas de *Deep Learning* y aprendizaje por refuerzo [19]. Estos métodos se popularizaron en 2015 con la propuesta de *Deep Q-Learning* por parte de DeepMind [22], consiguiendo diseñar agentes genéricos con rendimiento sobrehumano en un gran número de tareas.

Actualmente, existen principalmente dos grandes familias de métodos de *Deep Reinforcement Learning*:

- Métodos basados en **Deep Q-Learning** y sus variantes propuestas.

- Métodos basados en los principios de **actor-crítico**.

Estas familias son descritas a continuación.

2.2.2.1. Familia de métodos de Deep Q-Learning

El algoritmo de **Deep Q-Learning** fue propuesto en 2015 por DeepMind [22], siendo una adaptación del algoritmo de *Q-Learning* aplicando técnicas de *Deep Learning*, en el que se usa una red neuronal profunda como estimación de la función de utilidad $Q(s, a)$, siendo el objetivo del método entrenar los pesos de la red para maximizar la utilidad.

Además de la red neuronal profunda, Deep Q-Learning utiliza una serie de restricciones para limitar las posibles inestabilidades que presentaban las propuestas previas [19]:

- **Uso de red neuronal objetivo:** Deep *Q-Learning* utiliza dos redes neuronales, una **red Q** (que se usa para generar la política y que se actualiza tras cada paso) y una **red objetivo** (que se utiliza para calcular la máxima utilidad del estado alcanzado). La red objetivo se actualiza con menor frecuencia, siendo típico actualizarla cada N pasos o al final de cada episodio.

Usar dos redes separadas evita que las inestabilidades del entrenamiento se propaguen rápidamente (no varía la utilidad objetivo tras cada paso), y reduce el riesgo de divergencia.

- **Experience Replay:** En vez de aprender inmediatamente de las actuaciones, el agente almacena la información tras cada paso (estado, acción, recompensa y estado alcanzado $< s, a, r, s' >$, conocido como **experiencia**) en una memoria, el *Replay Memory*. Tras cada paso, el agente obtiene una muestra aleatoria del *Replay Memory* y entrena su red Q utilizando las experiencias.

De esta forma, el agente es capaz de cubrir un rango más amplio del espacio de estados-acciones durante su entrenamiento. Además, reduce la inestabilidad del entrenamiento evitando que el agente sobreajuste debido a correlaciones temporales (al muestrear experiencias antiguas y nuevas).

- **Beneficios de Deep Learning [22]:** Se pueden aplicar técnicas de *Deep Learning* para el entrenamiento como el uso de redes convolucionales para trabajar con imágenes como entrada o la paralelización del proceso para acelerar el entrenamiento.

El pseudocódigo del algoritmo se puede observar en la Figura 2.8.

Deep Q-Learning tuvo una gran popularidad por su buen funcionamiento al aplicarse a tareas complejas como videojuegos, obteniendo resultados superiores a los del jugador humano promedio en muchos de los juegos probados [22]. Ahora bien, también plantea una serie de carencias que limitan su rendimiento. Para solucionar ésto, se han propuesto una serie de ampliaciones y mejoras al algoritmo original, con el fin de suplir estas limitaciones [23], siendo algunas de las más importantes:

- **Double Q-Learning:** Propuesto originalmente por Hado Van Hasselt en 2010 [24] y aplicado a *Deep Q-Learning* en 2016 [25], consiste en entrenar por separado dos funciones de utilidad. Una de ellas es usada para elegir la acción a realizar, mientras que la otra sirve para estimar la utilidad de realizar esa acción en el estado actual.

Algoritmo 3: Algoritmo de Deep Q-Learning

1. Inicializar el *Replay Memory* D con un tamaño máximo N .
 2. Inicializar la función aproximadora Q (la red neuronal profunda) con pesos aleatorios.
 3. Para cada *episodio* desde 1 hasta M :
 - 3.1. Obtener estado inicial $s_1 = \{x_1\}$ (donde x_1 es la imagen del estado sin procesar) y preprocesarlo $\phi_1 = \phi(s_1)$
 - 3.1. Para cada momento t desde 1 hasta el final del *epoch*:
 - 3.1.1. Elegir acción:
Con probabilidad ϵ , elegir acción aleatoria a_t .
Si no, selecciona acción $a_t = \max_a Q^*(\phi(s_t), a; \theta)$
 - 3.1.2. Ejecutar la acción a_t , obtener recompensa r_t e imagen del nuevo estado x_{t+1} .
 - 3.1.3. Fijar estado actual $s_{t+1} = s_t, a_t, x_{t+1}$ y preprocesar $\phi_{t+1} = \phi(s_{t+1})$.
 - 3.1.4. Almacenar experiencia $(\phi_t, a_t, r_t, \phi_{t+1})$ en el *Replay Memory* D .
 - 3.1.5. Tomar muestra aleatoria de experiencias $(\phi_j, a_j, r_j, \phi_{j+1})$ del *Replay Memory* D .
 - 3.1.6. Fijar el valor de $y_j = \begin{cases} r_j & \text{si } \phi_{j+1} \text{ es terminal.} \\ r_j + \gamma \max_{a'} Q(\phi_{j+1}, a'; \theta) & \text{en otro caso.} \end{cases}$
 - 3.1.7. Realizar gradiente descendiente usando $(y_j - Q(\phi_j, a_j; \theta))^2$ como error.
-

Figura 2.8: Pseudocódigo del algoritmo de *Deep Q-Learning*.

De esta forma se reduce el sesgo que introduce usar la función de máximo durante la estimación del valor, mejorando el rendimiento.

- **Prioritized Experience Replay:** Propuesto por Tom Schaul *et al.* en 2015 [26], consiste en modificar la toma de muestras del *Replay Memory*, pasando de una distribución de probabilidades uniformes a una distribución donde las experiencias de mayor error y más nuevas (las experiencias que pueden resultar más útiles al agente) tienen mayor probabilidad de ser elegidas.
- **Dueling Networks:** Propuesto por Ziyu Wang *et al.* en 2015 [27], consiste en dividir el funcionamiento de la red en dos flujos paralelos: un flujo encargado de estimar la utilidad del estado-acción, y otro flujo encargado de estimar la **ventaja** (utilidad adicional de usar una acción concreta en el estado actual). Ambos flujos son posteriormente unidos para obtener una salida única.
- **Multi-step Learning:** Mencionado originalmente por Richard Sutton en 1988 [28], consiste en considerar una secuencia de acciones en vez de una única acción a la hora de estimar utilidades y actualizar la función de estimación Q .
- **Distributional RL:** Propuesto por Marc Bellemare *et al.* en 2017 [29], consiste en cambiar el modelado y aprendizaje de una función que estima la acción a elegir por una función que estima la distribución de probabilidades de las acciones posibles para el estado.
- **Noisy Nets:** Propuesto por Meire Fortunato *et al.* en 2017 [30], consiste en introducir una capa de ruido a la red neuronal profunda para aumentar la exploración realizada por el agente.

Estas mejoras conducen al algoritmo *Rainbow*, propuesto por DeepMind en 2017 [23], que implementa todas las mejoras discutidas previamente para obtener un rendimiento notablemente superior, siendo actualmente el estado del arte de esta familia de métodos.

Ahora bien, esta familia de métodos también presenta una serie de desventajas, principalmente un tiempo de entrenamiento muy largo para obtener buenos resultados [6] o problemas de rendimiento al trabajar con espacios de estados y acciones muy grandes o continuos [19].

2.2.2.2. Familia de métodos de actor-crítico

Los métodos de **actor-crítico**, como ya se vio anteriormente, están compuestos por dos elementos separados explícitamente: un **actor** (la política que elige las acciones) y un **crítico** (la función de utilidad que evalúa la actuación del actor) [15]. En general, la arquitectura de actor-crítico se utiliza junto a métodos de **gradiente de políticas** [31], consistentes en optimizar la política para maximizar la utilidad esperada de usar dicha política (generando trayectorias que maximizan las recompensas, y evitando trayectorias con penalizaciones), obteniendo una política **estocástica** (con distribuciones de probabilidades para cada acción) frente a una política **determinista** como la usada por *Deep Q-Learning*.

Existen varias formas de plantear los métodos de gradiente de políticas, siendo una de ellas los métodos de **actor-crítico con ventaja** (*Advantage Actor-Critic*) [32]. Esta familia de métodos utiliza una función de utilidad $Q(s, a)$ para optimizar las políticas, de forma similar a *Q-Learning*. Ahora bien, para evitar la variabilidad inherente a estas funciones, se utiliza un *baseline* a la hora de usar los gradientes conocido como **ventaja**, siguiendo la fórmula:

$$A(s, a) = Q(s, a) - V(s)$$

Donde $A(s, a)$ es la ventaja de aplicar, $Q(s, a)$ la utilidad de un par estado-acción y $V(s)$ la valoración del crítico a un estado.

Los principales métodos de esta aproximación son los siguientes:

- **Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C):** Propuesto por OpenAI en 2016 [32], el método consiste en un **crítico** global y varios **actores** actuando en paralelo de forma asíncrona.

Cada actor completa episodios, almacenando las acciones realizadas durante el episodio. Cuando el episodio finaliza, el actor calcula los gradientes de su propia política y del crítico, actualizándolo de forma asíncrona. Estos agentes no tienen ninguna interacción entre sí durante su ejecución.

El crítico es entrenado utilizando la **ventaja**, usando esta métrica para evaluar el rendimiento de los agentes.

- **Advantage Actor-Critic (A2C):** Este método es una variante de A3C [32] cuya única diferencia es que los agentes pasan de ser asíncronos a estar sincronizados (los agentes y las actualizaciones se realizan una tras otra en orden). Pese a parecer peor, el método resulta más eficiente al poder aprovechar mejor la paralelización disponible.

Un segundo planteamiento son los métodos de **gradiente de política determinista** [33]. Esta familia de métodos pretende aunar las ventajas de los métodos de gradientes de políticas (el paradigma de actor-crítico, el buen funcionamiento en espacios continuos o de alta dimensionalidad y la estabilidad) con los beneficios que ofrecen los métodos basados en utilidad como *Deep Q-Learning* (el funcionamiento *off-policy* y la mayor eficiencia a la hora del aprendizaje) [33].

Los principales métodos de este planteamiento son los siguientes:

- **Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG):** Propuesto por Timothy Lillicrap *et al.* en 2016 [34], el método consiste en aplicar las ideas principales de *Deep Q-Learning* al planteamiento de actor-crítico para mejorar su rendimiento, usando *Experience Replay* para almacenar y muestrear experiencias previas; y usando una segunda red neuronal profunda como red objetivo para calcular la utilidad del estado alcanzado.
- **Distributed Distributional DDPG (D4PG):** Una variante de DDPG propuesta en 2018 por Gabriel Barth-Maron *et al.* [35] que incluye varias propuestas adicionales para mejorar el rendimiento del método:
 - Uso de aprendizaje por refuerzo distribucional (basado en estimar la distribución de probabilidades)
 - Uso de varios pasos a la hora de actualizar la política, frente al uso de un único paso.
 - Varios agentes actuando en paralelo, almacenando sus experiencias en un *Replay Memory* compartido por todos.
 - Uso de la técnica de *Prioritized Experience Replay* para muestrear el *Replay Memory* dando más prioridad a las experiencias con más error.

Otro planteamiento son los métodos de **gradiente natural** [31]. Los métodos tradicionales de gradientes usados durante el entrenamiento de redes neuronales actualizan los pesos de la red en dirección opuesta al gradiente del error para alejarse de éste, buscando la modificación más pequeña de los parámetros que consiga la disminución más grande del error. Estos cambios grandes del error provocan que las estimaciones de la utilidad no sean certeras (estimando políticas desfasadas), introduciendo sesgos durante el entrenamiento [33].

En cambio, estos métodos buscan la mayor modificación de los parámetros que conlleve el menor cambio en la política. Un gran cambio en los parámetros conlleva un aprendizaje interno para el agente, mientras que las modificaciones pequeñas de la política permiten la reutilización de las experiencias previas del agente [33].

Los principales métodos de esta aproximación son los siguientes:

- **Trust Region Policy Optimization (TRPO):** Propuesto por John Schulman *et al.* en 2015 [36], el método consiste en el uso de gradientes naturales para mejorar la utilidad esperada de la política de forma monótona. Para esto, se utiliza una función objetivo surrogada (una cota inferior de la función de utilidad esperada), que cambia los parámetros de la red neuronal de forma iterativa usando episodios largos con cambios pequeños en la política.

Este método presenta varios problemas [33] como problemas de rendimiento

al trabajar con redes neuronales convolucionales o con varias salidas, o una implementación compleja. Por esto, se ha dejado de usar el método a favor de otros como *PPO*.

- **Proximal Policy Optimization (PPO):** Propuesto por John Schulman *et al.* en 2017 [37], el método fue propuesto para simplificar y solventar las limitaciones de *TRPO*. En esencia, la función objetivo surrogada se simplifica para ser compatible con procesos de gradiente descendiente estándares (simplificando notablemente la implementación). Además, el método se ejecuta por varios agentes de forma síncrona, de forma similar a *A2C*.

El pseudocódigo del algoritmo se puede ver en la Figura 2.9 [33].

Algoritmo 4: Algoritmo de Proximal Policy Optimization

1. Inicializa un **actor** π_{θ} y un crítico V con pesos aleatorios.
 2. Mientras no se alcance la condición de parada:
 - 2.1.** Para cada actor de N actores, en paralelo:
 - 2.1.1.** Recoge la información de T transiciones usando la política vieja π_{old} .
 - 2.1.2.** Calcula la ventaja general $A_{\pi_{old}}(s, a)$ de cada transición usando al crítico.
 - 2.2.** Repite durante K épocas:
 - 2.2.1.** Muestrea M transiciones de las recogidas por los actores.
 - 2.2.2.** Entrena al actor para maximizar la función de objetivo surrogada acotada:
$$L^{CLIP}(\theta) = \mathbb{E}_t[\min(\rho_t(\theta) A_{\pi_{\theta_{old}}}(s_t, a_t), \text{clip}(\rho_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) A_{\pi_{\theta_{old}}}(s_t, a_t))]$$
 - 2.2.3.** Entrena al crítico para minimizar el error cuadrático medio.
 - 2.3.** Actualiza los parámetros de la red neuronal.
-

Figura 2.9: Pseudocódigo del algoritmo de *Proximal Policy Optimization*.

Actualmente, *PPO* es considerado el estado del arte para los algoritmos de actor-crítico y, en general, para los problemas de aprendizaje por refuerzo, obteniendo resultados mejores que el resto de métodos descritos en ambas secciones y siendo fácil de implementar y usar en la práctica [33].

2.3. Algoritmos de navegación autónoma

En el campo de la robótica, se entiende el problema de la **navegación** como el conseguir que un robot (una máquina que percibe, planifica y actúa) se desplace hasta una meta [38]. Este problema, a su vez, se puede descomponer en tres tareas entrelazadas que el robot debe resolver [39]:

- **Mapeado:** ¿Qué aspecto tiene el entorno alrededor del robot?

Esta tarea incluye la interpretación de las entradas (sensores) del robot y la representación del entorno en el que se encuentra el robot.

- **Localización:** ¿Dónde está el robot?

Existen varias formas de plantear esta tarea, incluyendo *localización global* (en

la que el robot no tiene conocimiento a priori sobre su posición) o *pose planning* (en la que el robot conoce su posición inicial)

- **Planificación de ruta:** ¿Cómo puede llegar el robot a la meta?

Esta tarea busca encontrar una ruta eficiente para que el robot pueda desplazarse desde su posición inicial hasta la meta, y es la tarea en la que se centra esta revisión.

Se pueden hablar de dos grandes aproximaciones para resolver este problema [38]:

- **Navegación basada en mapas (planificación global):** El robot posee (o construye) un mapa de su entorno, que utiliza junto a estimaciones de su posición en el entorno para planificar una ruta óptima (ya sea en distancia o coste) entre su posición inicial y la meta a alcanzar.
- **Navegación reactiva (planificación local):** El robot no realiza tareas de mapeado ni tiene información sobre su localización, sino que únicamente reacciona a la información que recibe por sus sensores para planificar una ruta hacia la meta, actualizando esta ruta constantemente a partir de la información nueva para evadir los posibles obstáculos.

Esta familia de algoritmos es más simple que la navegación basada en mapas, y es en la que se centra esta discusión.

2.3.1. Algoritmos de navegación reactiva clásicos

Uno de los primeros algoritmos de navegación reactiva usados es la familia de algoritmos **BUG**, propuesta por Vladimir Lumelsky y Alexander Stepanov en 1987 [40]. Estos algoritmos trabajan con la suposición de que el robot es un punto en un espacio bidimensional con obstáculos desconocidos.

El robot cuenta con un sensor indicándole los contornos de los obstáculos en un radio cercano al agente, y conoce en todo momento la distancia y el ángulo hasta la meta. El objetivo del robot es desplazarse con éxito desde una posición inicial hasta dicha meta. Existen principalmente dos algoritmos **BUG** [41]:

- **BUG1:** El robot se mueve hacia la meta hasta encontrar un obstáculo. Cuando el robot se topa con un obstáculo recorre su contorno entero en una única dirección (generalmente en el sentido de las agujas del reloj) hasta volver a la posición inicial. Tras esto, vuelve a recorrer el contorno hasta llegar a la posición del contorno más cercana a la meta, siguiendo su recorrido hacia la meta desde ese punto.
- **BUG2:** El robot se mueve hacia la meta. Si hay obstáculos en su camino, el robot recorre el contorno hasta que deja de haber un obstáculo entre su posición y la meta.

Otra familia de algoritmos de navegación autónoma son los algoritmos de **banda elástica (elastic band)**, propuestos por Quinlan *et al.* en 1993 [42]. Estos algoritmos son híbridos entre algoritmos de planificación global y reactiva, planificando rutas globales (desde la posición inicial del robot hasta la meta) que se modifican de forma local ante los obstáculos no previstos que se encuentran.

Finalmente los algoritmos de **campos de potenciales** [43], sugeridos inicialmente por Andrews en 1983 [44], son una familia de algoritmos de navegación reactiva populares. Este algoritmo funciona mediante la creación de dos tipos de fuerzas artificiales en el entorno [43]:

- Una **fuerza atractiva** ejercida por la meta, atrayendo al robot hacia ella.
- Varias **fuerzas repulsivas** ejercidas por los obstáculos del entorno, apartando al robot de ellas.

La suma de todas estas fuerzas, R , indica al robot la dirección en la que debe desplazarse y la velocidad a la que debe hacerlo [43]. Inicialmente esta propuesta tuvo gran acogida debido a su simplicidad y elegancia, teniendo algunas implementaciones en robots reales como la de Arkin en 1989 [45].

Ahora bien, estas implementaciones iniciales presentaban velocidades de movimiento lentas, haciéndolos poco eficientes [43]. Además, el planteamiento original presenta algunos problemas como oscilaciones en el movimiento de los agentes, posibilidad de bucles o la dificultad del robot para navegar entre dos obstáculos [43].

2.3.2. Antecedentes al trabajo en navegación autónoma reactiva

Actualmente existe una amplia gama de robots con técnicas de navegación autónoma reactiva sin mapas, siendo frecuente el uso de técnicas de aprendizaje por refuerzo profundo para el entrenamiento del agente, permitiendo la resolución de problemas complejos de navegación y el uso de agentes aéreos (drones) con movimiento omnidireccional en tres dimensiones [1].

La navegación autónoma de robots en interiores también es un campo de gran interés tanto para la investigación como para la industria, existiendo gran cantidad de grupos dedicados a la propuesta y desarrollo de agentes capaces de resolver estos problemas de forma eficaz.

Algunos ejemplos de este interés *Habitat Challenge*, un desafío anual organizado por *Facebook AI Research* (el grupo de investigación de inteligencia artificial de Facebook) parte de la *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* en el que se buscan los mejores algoritmos para resolver problemas de **navegación autónoma a metas** [46] (aunque también incluye problemas de **navegación autónoma a objetos** [47]) aplicados a agentes físicos en entornos de interiores. Algunas de las mejores propuestas de estos últimos años han sido:

- **Devendra Singh Chaplot et al. (2019)** [48]: Se propone un nuevo algoritmo, *Active Neural SLAM (Simultaneous Localization And Mapping)*, que combina las capacidades de planificadores de ruta clásicos como SLAM con la capacidad del aprendizaje por refuerzo profundo para generar políticas de acciones locales y globales. Esta propuesta obtuvo el primer puesto del *Habitat Challenge 2019*.
- **Santhosh K. Ramakrishnan et al. (2020)** [49]: Se propone un sistema de navegación entrenado con aprendizaje por refuerzo que, a partir de sus observaciones a través de una cámara RGB, es capaz de inferir la posición de los objetos más allá de su ángulo de visión para mejorar su rendimiento a la hora de generar un mapa de su entorno. Esta propuesta alcanzó el primer puesto del *Habitat Challenge 2020*.

2.3. Algoritmos de navegación autónoma

- **Samyak Datta et al. (2020)** [50]: Se propone un sistema de navegación entrenado con aprendizaje por refuerzo (*PPO*) que tiene en cuenta el ruido existente en entornos reales (problemas durante la actuación, desviaciones entre la posición real y estimada...) y hace especial hincapié en solventar los problemas causados por éste. Esta propuesta alcanzó el segundo puesto del *Habitat Challenge 2020*.
- **Ruslan Partsey (2021)** [51]: Se desarrolla un agente que usa técnicas de odometría (usar datos de sensores de movimiento para estimar la posición real) visual con aprendizaje por refuerzo para conseguir una navegación eficiente en entornos con ruido. Esta propuesta alcanzó el primer puesto del *Habitat Challenge 2021*.

Si bien todas las propuestas anteriores utilizan técnicas de aprendizaje por refuerzo, la gran mayoría de éstas utilizan enfoques basados en el mapeado y navegación de los entornos, frente a una propuesta puramente reactiva (sin mapa) como la de éste trabajo.

El antecedente más directo al trabajo descrito en esta memoria es la propuesta realizada por **Carlos Sampedro et al. (2018)** [1], siendo éste trabajo una adaptación y continuación directa. El agente propuesto utiliza un método basado en campos de potenciales, entrenado con aprendizaje por refuerzo profundo para navegar un dron aéreo a través de entornos de interior, usando un conjunto de láseres (para percibir el entorno a su alrededor) y la posición relativa del propio dron respecto a la meta, con buenos resultados. Esta arquitectura se puede observar en la Figura 2.10.

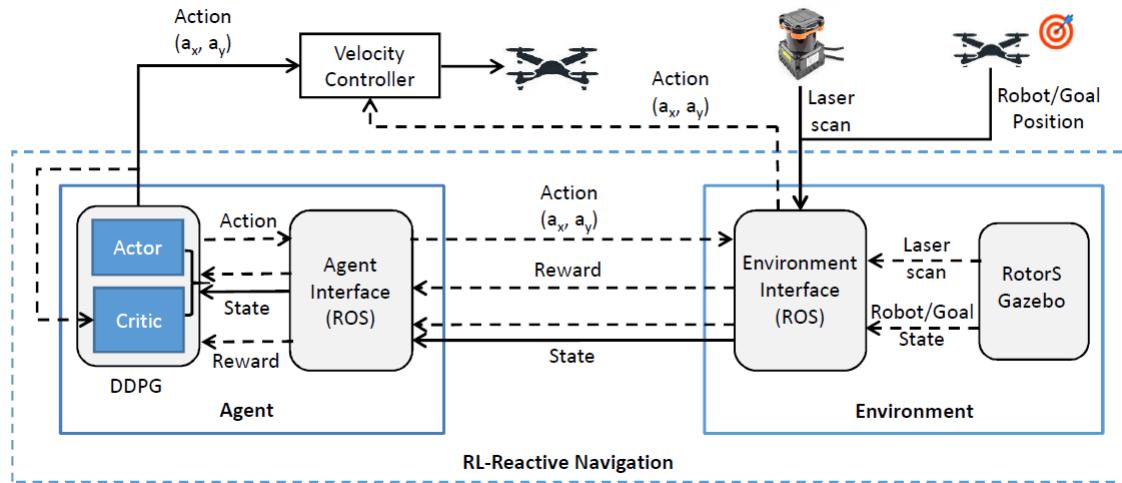


Figura 2.10: Arquitectura propuesta para el sistema de navegación reactivo original [1].

Ahora bien, existen diferencias destacables entre la propuesta original y el trabajo descrito en esta memoria:

- **Movimientos del agente:** La propuesta original utiliza como agente a un dron multirotor, capaz de navegar por el aire (aunque se mantiene a una altura constante) y de realizar movimiento omnidireccional. En cambio, el trabajo desarrollado utiliza un robot terrestre (susceptible a obstáculos en el suelo) incapaz de movimiento omnidireccional, siendo necesario el giro del agente para poder esquivar obstáculos y desplazarse.
- **Sensores del agente:** Mientras que la propuesta original utiliza un conjunto de

Revisión de técnicas

láseres para percibir su entorno, el trabajo desarrollado propone un agente con una única cámara de profundidad frontal. Si bien el conjunto de láseres resulta más caro que una cámara de profundidad, también ofrece un ángulo de visión mayor de los obstáculos del entorno.

- **Complejidad del entorno:** La propuesta original entrena al agente en entornos de interior simples (contando con espacios simples con obstáculos dispersos), frente a los entornos usados por el trabajo desarrollado (siendo recreaciones del interior de domicilios, incluyendo topografías más complejas con cuartos y una mayor cantidad de obstáculos y ruido).

Capítulo 3

Habitat: Simulador *Habitat Sim* y *Habitat Lab*

En este capítulo se describe en profundidad el simulador utilizado, *Habitat Sim 2.0*, y su librería de Python *Habitat Lab*. Además, se presentan los principales componentes usados por la librería, detallando su funcionamiento y su uso. Finalmente, se explica el proceso de instalación del simulador y las dependencias necesarias para su funcionamiento.

3.1. *Habitat*

Habitat [2] es una plataforma para el desarrollo de inteligencia artificial con agentes físicos, diseñada con el fin de estandarizar el conjunto de herramientas necesarias para el entrenamiento en entornos hiperrealistas tridimensionales bajo una sola plataforma unificada e integrada.

Esta plataforma pretende resolver algunos de los problemas tradicionales que afectan a otros simuladores, impidiendo la generalización y comparación de resultados experimentales [2]:

- La dependencia entre componentes (como simuladores funcionando únicamente con conjuntos de datos o tareas específicas), dificultando el trabajo al necesitar varias herramientas.
- Los parámetros fijos (como las acciones disponibles, los sensores...), dificultando la comparativa de resultados.
- El rendimiento subóptimo de los simuladores (tanto en renderizado como en físicas), dificultando el entrenamiento de agentes a gran escala.

La plataforma *Habitat* cuenta con dos componentes principales [2]:

- **Habitat Sim:** Un simulador 3D modificable con agentes configurables, diversos sensores y manejo de conjuntos de datos 3D genéricos (con soporte de fábrica para conjuntos como *Matterport3D* o *Gibson*).
- **Habitat Lab:** Una librería modular de alto nivel desarrollada para Python, con el fin de facilitar el desarrollo de agentes físicos en *Habitat Sim*, ofreciendo

herramientas para la definición, configuración, entrenamiento y evaluación de éstos.

3.1.1. Simulador *Habitat Sim*

Habitat Sim [2] es un simulador 3D ampliable, diseñado para el entrenamiento de agentes físicos en entornos hiperrealistas. Este simulador se encarga de representar escenarios tridimensionales en formatos estandarizados y de simular agentes físicos, tanto sensores como movimiento.

Este simulador fue diseñado con el propósito de solventar los problemas descritos previamente, siendo algunos de sus objetivos principales:

- **Soporte genérico a conjuntos de datos:** *Habitat Sim* es capaz de reconstruir y simular conjuntos de datos genéricos independientemente de su origen, usando un formato uniforme y estandarizado como son los *scene graphs* [52] (representaciones estructuradas de los escenarios). Esta estandarización permite al simulador trabajar de forma consistente con cualquier conjunto de datos.
- **Modularidad:** El simulador está diseñado ofreciendo *APIs* de todos sus componentes, permitiendo la ampliación del simulador con nuevos sensores, escenarios, tareas...
- **Rendimiento:** *Habitat Sim* está implementado en C++ usando la librería *Magnum Graphics* como *middleware* para el procesamiento de la imagen. Además, la tubería de creación y renderizado de imágenes está optimizada para evitar la repetición de procesos, siendo capaz de generar todas las imágenes de cada instante en una única pasada.

Todo ésto permite al simulador generar miles de *frames* por segundo, siendo este valor al menos un orden de magnitud superior al que ofrecen otros simuladores como **Gibson** [53] o **MINOS** [54]. Esta velocidad mueve el cuello de botella de la simulación al entrenamiento del agente, permitiendo entrenamientos más profundos en menos tiempo.

Habitat 2.0 [3] es una versión posterior de *Habitat Sim* lanzada en Junio de 2021, diseñada con el fin de ser capaz de simular entornos interactivos con físicas complejas (frente a las simulaciones de físicas simples de *Habitat Sim*) y centrada en permitir la creación y evaluación de agentes físicos asistentes. Las principales características ofrecidas son:

- **Simulador *Habitat 2.0*:** Una segunda versión del simulador *Habitat Lab* con capacidad para simular movimientos y físicas de objetos rígidos (como puertas, cajones...), robots articulados, cinemáticas, dinámicas...

El rendimiento del simulador es superior al de *Habitat Sim*, especialmente durante la simulación de físicas. Además, el rendimiento escala notablemente, pudiendo trabajar de forma distribuida.

- **Conjunto de datos *ReplicaCAD*:** *ReplicaCAD* es un conjunto de datos creado a partir del conjunto *Replica* [55]. Este conjunto de datos está diseñado para aprovechar las capacidades del nuevo simulador y pensado para evaluación de tareas de reorganización de elementos, implementando objetos articulados e interactivos.

- **Home Assistant Benchmark (HAB):** Un *benchmark* implementando un conjunto de tareas típicas para robots asistentes (como limpiar un cuarto o preparar una mesa), diseñado para evaluar el rendimiento de estos agentes de forma estandarizada.

3.1.2. Librería Habitat Lab

Habitat Lab (originalmente conocido como *Habitat-API*) [2] es una librería modular de alto nivel desarrollada para *Python*, con el fin de facilitar el uso de *Habitat Sim* y el desarrollo de agentes físicos. El principal objetivo de la librería es permitir a los usuarios:

- **Definir tareas para agentes físicos:** Se ofrecen tareas típicas (como navegación, seguimiento de orden, búsqueda de objetos...) y *APIs* para desarrollar tareas propias.
- **Configurar agentes físicos:** Se permite modificar al agente físico ajustando su forma física, los sensores disponibles, las acciones posibles...
- **Entrenar agentes físicos:** Se ofrece soporte para técnicas clásicas (como *SLAM*) además de entrenamiento por refuerzo y entrenamiento por imitación.
- **Evaluuar agentes físicos:** Se ofrecen métricas estándares [56] usadas para evaluar el rendimiento de los agentes.

Además, la librería opcionalmente ofrece *Habitat Baselines*, un conjunto de ejemplos y ampliaciones a *Habitat Lab*. Entre estas ampliaciones se incluyen diversas utilidades para facilitar el desarrollo, agentes prediseñados y ejemplos para entender el funcionamiento del simulador y la librería.

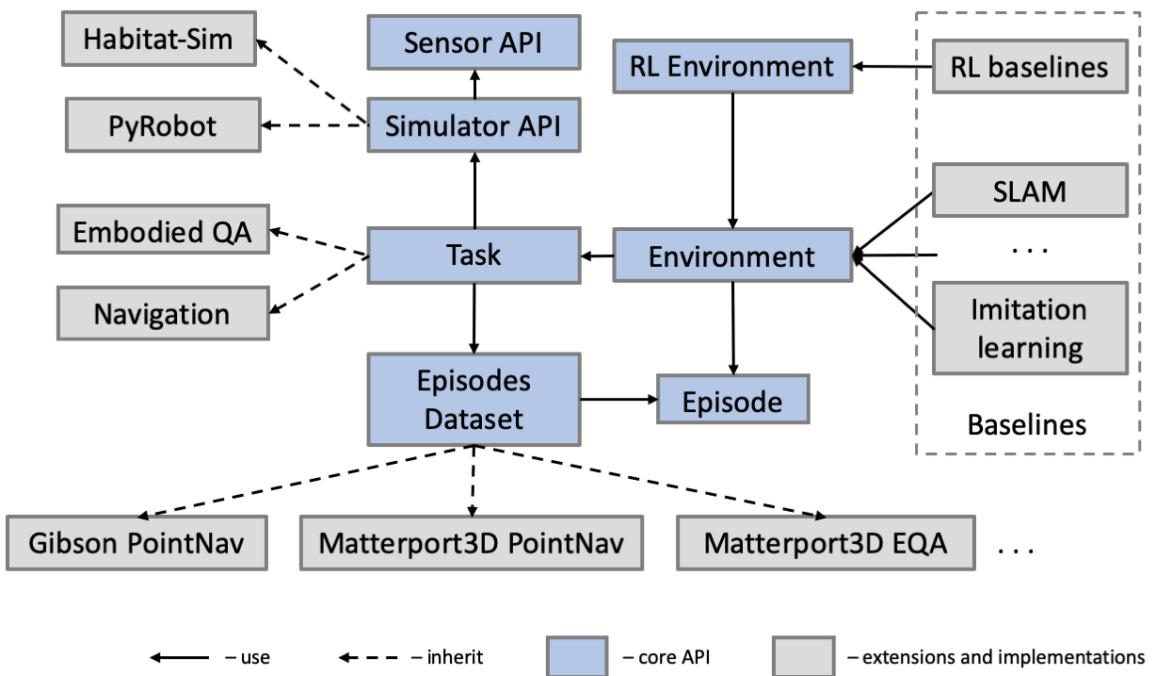
3.2. Conceptos principales de Habitat

La arquitectura de *Habitat* (y, especialmente, la de la librería *Habitat Lab*) gira principalmente en torno a tres conceptos principales, como se puede ver en la Figura 3.1:

1. **Tarea (Task):** El problema concreto a resolver por el agente, gestiona los objetivos y el éxito de la tarea usando métricas del simulador.
2. **Episodio (Episode):** Especificación del episodio a realizar, contenido información como la posición y ángulo iniciales del agente, posición de la meta...
3. **Entorno (Environment):** Concepto principal del simulador, abstrae toda la información necesaria para permitir el trabajo con el simulador y el agente físico.

Ahora bien, la documentación oficial del simulador es pobre y ofrece poca información sobre los conceptos y, especialmente, sobre su uso. Además, hay otros conceptos (como entrenadores, ficheros de configuración...) de igual relevancia e importancia para el uso del simulador que no reciben ninguna explicación.

Por tanto, en esta sección se busca explicar en detalle los conceptos principales necesarios para trabajar con *Habitat*, detallando sus características y su uso.


 Figura 3.1: Arquitectura de *Habitat Lab* [2].

3.2.1. Entornos

Un **entorno (environment)** es el concepto principal de *Habitat Lab*. El entorno se encarga de abstraer las principales tareas necesarias para el trabajo con agentes físicos, siendo las principales tareas que realiza:

- **Carga y manejo del conjunto de datos:** El entorno se encarga de la lectura y carga de los ficheros, y de la conversión de los escenarios al formato de *scene graph*.
- **Control de las métricas y los objetivos de la tarea:** El entorno se encarga de la interacción con el simulador para el control de los objetivos y las métricas de la tarea. Además, se encarga de detener los episodios cuando se cumplen los objetivos.
- **Generación y manejo de los episodios:** El entorno genera la lista de episodios a partir del conjunto de datos y de la tarea a realizar. Además, se encarga de ordenar los episodios de forma óptima (juntando los episodios que se realizan en un mismo escenario) para agilizar el proceso.
- **Control del agente físico:** El entorno interactúa con el simulador en ambos sentidos, leyendo los sensores del agente físico y devolviéndole la acción realizada para simular los resultados.

Por defecto, *Habitat Lab* ofrece dos tipos de entornos, a partir de los cuales se puede derivar cualquier entorno necesario.

3.2.1.1. *Env*

Env es el simulador básico ofrecido por *Habitat*, usado principalmente para agentes sin aprendizaje y para la evaluación de agentes entrenados, implementando todas las características descritas previamente. El entorno ofrece dos métodos básicos, usados para controlar la simulación:

- **reset()**: Este método se encarga de preparar el entorno para el comienzo de un episodio, cargando el escenario y configurándolo para el episodio actual. Además, devuelve las primeras observaciones que recibe el agente con el sensor, para poder actuar a partir de ellas.
- **step(acción)**: Dada una acción como argumento, el entorno aplica la acción al agente físico y devuelve las nuevas percepciones del agente a través de sus sensores.

Cualquier entorno personalizado que se quiera crear debe ser una subclase de *Env* (al ofrecer toda la funcionalidad básica).

3.2.1.2. *RLEnv*

RLEnv es la principal subclase de *Env* disponible, ofreciendo capacidades adicionales al entorno para permitir el entrenamiento usando aprendizaje por refuerzo. Además de los métodos anteriores, incluye varios más que deben ser implementados para su funcionamiento:

- **get_reward(observaciones)**: A partir de las observaciones del agente, calcula una recompensa o penalización para éste. En general, el procesamiento de recompensas se implementa directamente en el entorno a través de este método.
- **get_reward_range()**: Este método únicamente devuelve los límites de la recompensa (el rango $[min, max]$ en el que se encuentra).
- **get_done(observaciones)**: A partir de las observaciones del agente, calcula si el episodio ha acabado (ya sea de forma satisfactoria o fallida). En este método se implementan comprobaciones como colisiones u otras condiciones de parada.
- **get_info(observaciones)**: Devuelve información respecto al entorno a partir de la última observación. Es típico devolver información de sensores o métricas con este método.

Por defecto, *RLEnv* no implementa los métodos descritos previamente, por lo que es necesario realizar un entorno personalizado para el entrenamiento. Ahora bien, *Habitat Baselines* ofrece *NavRLEnv*, una implementación básica de entorno pensado para problemas de navegación a objetivo que sirve como punto de partida para otras implementaciones más complejas.

En este trabajo, se ha implementado un entorno personalizado (*ReactiveNavigationEnv*) como subclase de *NavRLEnv*, con definiciones propias de los métodos previos para usar el sistema de recompensas basado en potenciales propuesto (descrito en más detalle en el siguiente capítulo).

3.2.2. Tareas

Una **tarea (embodied task)** es un contenedor de la información necesaria para que el simulador pueda definir y trabajar con una tarea. Concretamente, contiene información sobre:

- El **espacio de acciones** disponible.
- Los **sensores** disponibles para el agente.
- Las **métricas** a utilizar para valorar al agente.
- El **simulador** sobre el que se va a trabajar.

La clase *EmbodiedTask* implementa los métodos básicos para la definición de tareas, y todas las tareas diseñadas deben heredar de esta. Ahora bien, *Habitat Lab* ofrece varias tareas típicas por defecto:

- **NavigationTask (navegación a meta / objetivo):** El objetivo del agente es alcanzar una posición, dada sus coordenadas. La mayoría de tareas que incluyen navegación se definen como subclases de esta tarea. Es la tarea más típica, y la que se busca resolver en este trabajo.
- **ObjectNavigationTask (navegación a objeto):** Una variante de *NavigationTask*, en la que el agente debe desplazarse hasta un objeto concreto localizado en el entorno.
- **VLNTask / Vision and Language Navigation Task (navegación con visión y lenguaje):** Una variante de la *NavigationTask*, en la que el agente debe alcanzar una meta siguiendo instrucciones expresadas en lenguaje natural.
- **EQATask / Embodied Question Answering Task (respuesta física a preguntas) [57]:** El agente recibe una pregunta en lenguaje natural (como, por ejemplo, "¿De qué color es el coche aparcado el garaje?") y debe explorar el entorno para ser capaz de responder.
- **RearrangeTask (re-organización):** Tareas introducidas con *Habitat 2.0*, *RearrangeTask* es una tarea genérica introducida para ofrecer soporte a tareas que necesitan agentes con articulaciones móviles. Actualmente existen dos tareas de reorganización, **RearrangePickTask** (agarrar un objeto determinado del entorno) y **RearrangeReachTask** (alcanzar un objeto determinado del entorno).

Estas tareas se instancian a partir del fichero de configuración, como se verá posteriormente. Es importante destacar que no todos los sensores y métricas son compatibles con todas las tareas. Algunos de ellos han sido diseñados para tareas específicas, y no pueden ser usados fuera de éstas.

3.2.3. Episodios

Un **episodio (episode)** es una especificación de una instancia específica de un agente en un escenario realizando una tarea, incluyendo la información relativa al estado inicial y a la meta a cumplir. Por defecto, un episodio (*Episode*) contiene información sobre:

- **Posición y rotación** inicial del agente.

- **Escenario** en el que se realiza el episodio.

Al igual que con las tareas, la clase *Episode* es una clase genérica que implementa únicamente los métodos básicos y de la que se deben derivar las definiciones de episodios, existiendo subclases de episodios para cada tarea específica:

- **NavigationEpisode (episodio de navegación)**: Incluye información adicional sobre las coordenadas de la meta y la ruta más corta desde la posición inicial hasta la meta.
- **ObjectGoalNavigationEpisode (episodio de navegación a objeto)**: Incluye información adicional sobre las coordenadas del objeto a encontrar y la ruta más corta desde la posición inicial hasta el objeto.
- **VLNEpisode (episodio de navegación con visión y lenguaje)**: Incluye información adicional sobre las coordenadas de la meta y las instrucciones en lenguaje natural proporcionadas al agente.
- **EQAEpisode (episodio de respuesta física a preguntas)**: Incluye información adicional sobre la pregunta y la respuesta esperada.
- **RearrangeEpisode (episodio de reorganización)**: Incluye información adicional sobre las partes articuladas del escenario y los objetos a alcanzar o agarrar.

Los episodios son creados y gestionados automáticamente por los conjuntos de datos, como se verá a continuación.

3.2.4. Conjuntos de datos

Un **conjunto de datos (dataset)** es un contenedor y gestor de episodios a realizar, encargándose de:

- **Cargar los escenarios desde memoria**, convirtiendo los *meshes* (información sobre la estructura tridimensional del escenario) al formato de *state graph* esperado.
- **Crear los episodios** automáticamente a partir de la información del conjunto de datos.
- **Gestionar la iteración de episodios**, ordenándolos de forma que se reduzcan las lecturas de ficheros.
- Permitir al usuario **filtrar los episodios** en base a criterios especificados.

De forma similar a las tareas y los episodios, existe una clase base *Dataset* que implementa toda la lógica necesaria, existiendo subclases para cada tipo de tarea:

- **PointNavDatasetV1** para *NavigationTask* y *NavigationEpisode*.
- **ObjectNavDatasetV1** para *ObjectNavigationTask* y *ObjectGoalNavigationEpisode*
- **VLNDatasetV1** para *VLNTask* y *VLNEpisode*.
- **Matterport3DDatasetV1** para *EQATask* y *EQAEpisode*. Este conjunto de datos funciona exclusivamente con *Matterport3D*.
- **RearrangeDatasetV0** para tareas de reorganización (*RearrangePickTask* y *RearrangeReachTask* y *RearrangeEpisode*).

Habitat ofrece por defecto soporte a cuatro conjuntos de datos. Además, espera que éstos (y cualquier otro conjunto de datos personalizado que se use) siga una estructura específica. Ambos puntos serán detallados a continuación.

3.2.4.1. Conjuntos de datos disponibles

La primera versión de *Habitat Lab* ofrece por defecto soporte a **dos** conjuntos de datos típicos para el entrenamiento de agentes físicos en interiores:

- **Matterport3D [58]:** *Matterport3D* es un conjunto de datos de gran escala formado por **199,400** imágenes *RGB-D* (imágenes obtenidas por cámaras de color y profundidad) tomadas por una cámara *Matterport*, formando un total de **10,800** vistas panorámicas de 90 edificios (incluyendo edificios públicos, oficinas e interiores de viviendas).

Este conjunto de datos incluye información sobre:

- Reconstrucciones 3D del escenario, con texturas a partir de las panorámicas.
- Panorámicas de color (*RGB*).
- Panorámicas de profundidad.
- Anotaciones semánticas (tanto a nivel de objetos como de regiones de los escenarios)
- *Normales* de las superficies.

Se puede observar un ejemplo de un escenario en la Figura 3.2.

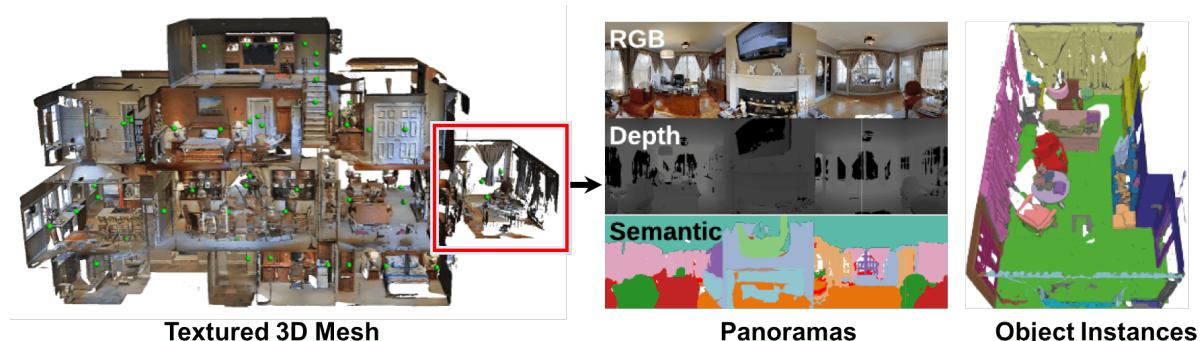


Figura 3.2: Modelos 3D de *Matterport3D*, y panorámicas asociadas [58].

- **Gibson [53]:** *Gibson* es un conjunto de datos originalmente diseñado para el simulador *Gibson*, generado a partir de escaneo 3D y reconstrucción de espacios del interior de edificios. El conjunto de datos cuenta con **572** edificios, llegando a un total de **1447** plantas con una superficie total de **211** kilómetros cuadrados.

Este conjunto de datos incluye información sobre:

- Reconstrucciones 3D del escenario, con texturas a partir de las panorámicas.
- Panorámicas de color (*RGB*).
- Panorámicas de profundidad.

Habitat: Simulador Habitat Sim y Habitat Lab

- Normales de las superficies.

Además, una fracción de los escenarios incluyen anotaciones semánticas sobre los objetos contenidos. Se puede ver un ejemplo de un escenario en la Figura 3.3.



Figura 3.3: Imagen de color (izquierda), profundidad (centro) y normales (derecha) de un escenario de *Gibson* [53].

En general, tanto *Matterport3D* como *Gibson* son conjuntos de datos extensos con información similar, pudiendo cumplir las mismas funciones. Ahora bien, *Gibson* se considera un conjunto más "fácil" para el entrenamiento de agentes físicos [2], al estar formado por escenarios más pequeños.

Habitat 2.0 añadió soporte a **dos** conjuntos de datos adicionales por defecto:

- **ReplicaCAD [3]:** *ReplicaCAD* es una recreación del conjunto de datos *Replica* [55], adaptado para el motor de físicas de *Habitat 2.0*. Se puede ver un ejemplo de esta recreación en la Figura 3.4.

El conjunto de datos cuenta con **6** cuartos (teniendo cada cuarto **5** variaciones y ruido añadido proceduralmente), donde todos los objetos incluyen simulaciones físicas y anotaciones semánticas.

Este conjunto de datos está diseñado expresamente para tareas de reorganización, no estando preparado para otras tareas como navegación.



Figura 3.4: Escenario original de *Replica* (izquierda) y escenario reconstruido de *ReplicaCAD* (derecha) [3].

3.2. Conceptos principales de Habitat

- **Habitat-Matterport 3D Research Dataset [59]:** *Habitat-Matterport 3D Research Dataset* (también conocido como *HM3D*) es un conjunto de datos diseñado por el *Facebook AI Research*, generado a partir de imágenes tomadas con cámaras *Matterport*.

Actualmente cuenta con **1000** escenarios 3D realizados con imágenes de alta resolución de edificios residenciales, comerciales, públicos... Esto lo hace el conjunto de datos más grande actualmente, con alrededor de **365** kilómetros cuadrados de superficie.

El conjunto de datos ofrece la siguiente información:

- Reconstrucciones 3D del escenario, con texturas a partir de las panorámicas.
- Panorámicas de color (*RGB*).
- Panorámicas de profundidad.
- Anotaciones de metadatos de cada escena (incluyendo información como la valoración, el numero de pisos y cuartos, la cantidad de ruido en el escenario...)

Se puede observar un ejemplo de un escenario con la información en la Figura 3.5.



Figura 3.5: Imagen de color (izquierda), profundidad (centro) y mapa (derecha) de una escena de *HM3D* [59].

El conjunto *HM3D* ofrece características y dificultad similar a *Matterport3D* y *Gibson*, siendo su principal diferencia la cantidad de escenarios disponibles.

3.2.4.2. Estructura de los conjuntos de datos

Para trabajar con conjuntos de datos, *Habitat* espera que se siga una estructura concreta en el árbol de directorios, como se puede ver en la Figura 3.6.

Especificamente, se espera una carpeta base *data* (o un enlace simbólico a la misma) en el mismo directorio que el fichero ejecutable, que debe tener en su interior a su vez dos carpetas:

- **scene_datasets:** Esta carpeta contiene los modelos 3D de las escenas de cada conjunto de datos, estando cada conjunto contenido en una carpeta con su

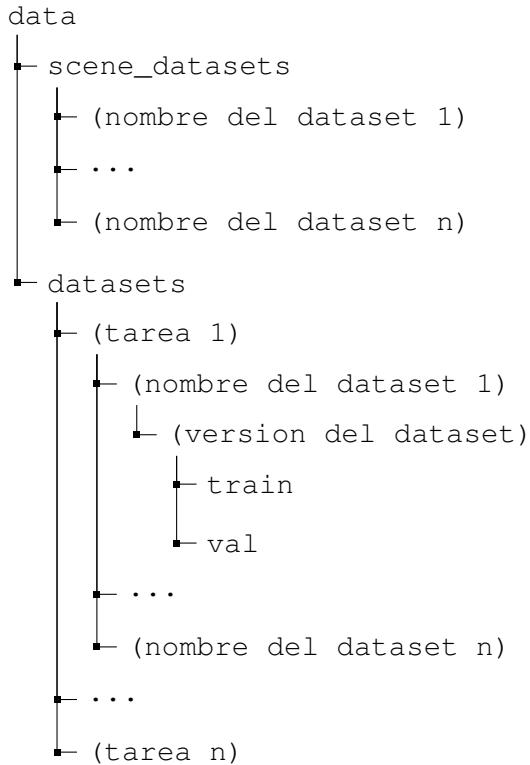


Figura 3.6: Ejemplo de árbol de directorios de la carpeta *data*.

nombre. Los escenarios en general se encuentran en formato `.glb`, aunque pueden usarse otros.

- **datasets:** Esta carpeta contiene, para cada tarea, la definición de todos los escenarios (posición inicial, meta...) para cada conjunto de datos. *Habitat Lab* ofrece estos conjuntos, pudiendo descargarse desde el repositorio de *GitHub*.

3.2.5. Acciones

Una **acción** (*action*) representa una acción que el agente puede realizar en el entorno mientras resuelve una tarea.

Las acciones derivan de la clase base *SimulatorTaskAction*. Cada tarea incluye un conjunto de acciones posibles, siendo las principales acciones relacionadas con navegación las siguientes:

- **MOVE_FORWARD:** Mueve el agente hacia adelante. Por defecto, el agente avanza 0.25m.
- **TURN_RIGHT / TURN_LEFT:** Gira al agente sobre sí mismo hacia la derecha o la izquierda respectivamente. Por defecto, el agente rota 10 grados.
- **LOOK_UP / LOOK_DOWN:** Mueve el ángulo de visión del agente hacia arriba o hacia abajo respectivamente. Por defecto, el ángulo se mueve 15 grados.
- **TELEPORT:** Teletransporta al agente a las coordenadas indicadas.
- **VELOCITY_CONTROL:** Ajusta la velocidad lineal y angular del agente a la indicada.

- **STOP:** Finaliza el episodio actual, evaluando si ha sido un éxito o no dependiendo de las métricas usadas. Esta acción es importante para evaluar el rendimiento de los agentes en tareas de navegación [56].

Existen otras acciones relacionadas con otras tareas (como *VLN*, *EQA* o *reorganización*) que no han sido mencionadas al no ser relevantes para el problema de navegación a resolver.

3.2.6. Sensores

Un **sensor** proporciona información del entorno al agente. Esta información es recibida tras cada paso de simulación realizado (siendo el valor devuelto por el método *step* de los entornos).

La clase *Sensor* implementa la funcionalidad básica, existiendo gran cantidad de sensores para diversas tareas. A continuación se describen algunos de los sensores más importantes para navegación:

- **Cámaras:** Las cámaras ofrecen información visual (imágenes) del entorno, devuelta en forma de matriz de valores numéricos. Por defecto, las cámaras apuntan hacia el frente del agente con un ángulo de visión de 90 grados. Existen tres tipos básicos de cámaras disponibles:
 - **Cámara de color (*RGB_SENSOR*):** Devuelve una imagen en color (siguiendo el formato RGB).
 - **Cámara de profundidad (*DEPTH_SENSOR*):** Devuelve una imagen en escala de grises representando la profundidad percibida por la cámara. Los valores de esta imagen se representan en forma de números reales en el rango $[0, 1]$ siendo 0.0 lo más cercano a la cámara y 1.0 lo más lejano.
 - **Cámara semántica (*SEMANTIC_SENSOR*):** Devuelve una imagen seccionada en categorías semánticas (como suelo, techo...). Cada categoría semántica tiene un color asociado. Esta cámara solo puede usarse en conjuntos de datos compatibles con anotaciones semánticas.

Se puede ver un ejemplo de la misma escena vista desde los tres tipos de cámaras en la Figura 3.7.



Figura 3.7: Imagen de color (izquierda), profundidad (centro) y semántica (derecha) de una escena de *Gibson* [53].

- **Indicadores de posición:** Los indicadores de posición dan información al agente sobre su propia posición o la de la meta. Estos sensores son exclusivos de tareas de navegación, siendo los principales:
 - **GPS (GPS_SENSOR):** Indica las coordenadas actuales del agente.
 - **Brújula (COMPASS_SENSOR):** Indica la orientación actual del agente.
 - **Meta (POINTGOAL_SENSOR):** Indica las coordenadas de la meta.
 - **Combinado (POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR):** Una combinación de los tres sensores anteriores, indicando las coordenadas de agente y meta y el ángulo del agente. Además, indica la distancia del agente a la meta.
 - **Proximidad (PROXIMITY_SENSOR):** Indica la distancia en metros del obstáculo más cercano al agente.

3.2.7. Métricas

Una **métrica** (*measure*) indica información sobre la tarea que se está realizando. Esta información no está disponible para el agente, sino que se usa para evaluar el éxito de los episodios y para obtener estadísticas del proceso.

La clase *Measure* implementa la funcionalidad básica de las métricas, de la que se debe derivar cualquier otra métrica definida. Además, las métricas se definen para tareas específicas, no pudiendo usarse métricas de una tarea en otra distinta. Las principales métricas usadas en navegación son:

- **Distancia a la meta (DISTANCE_TO_GOAL):** Indica la distancia actual en metros entre el agente y la meta.
- **Éxito (SUCCESS):** Valor booleano que indica si el agente actualmente ha alcanzado la meta o no. No es posible usar esta métrica sin incluir la distancia a la meta.
- **Success weighted by Path Length (SPL):** Métrica originalmente propuesta por Peter Anderson *et al.* [56] y diseñada para ser usada en un conjunto de episodios, indica un valor en el rango $[0, 1]$ calculado a partir de la tasa de éxito ponderada por la distancia recorrida para alcanzar ésta. Esta métrica se calcula usando la siguiente fórmula:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \frac{l_i}{\max(p_i, l_i)}$$

Donde N es el número total de episodios, S_i es un valor binario (1 si el episodio es un éxito, 0 en otro caso), l_i es la distancia más corta entre la posición inicial y la meta en el episodio i , y p_i es la distancia recorrida por el agente.

Esta métrica es una mejor estimación del rendimiento de los agentes, al ser capaz de penalizar a los agentes por tomar rutas subóptimas. Ahora bien, es una métrica estricta, siendo un valor de 0.5 suficiente para esperar un buen rendimiento por parte del agente.

- **SPL suavizado (SOFT_SPL):** Variante de *SPL* diseñada para ser una métrica menos estricta. La diferencia es que el valor S_i pasa de ser binario a lineal. El

nuevo valor de la métrica es:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \frac{l_i}{\max(p_i, l_i)}$$

Donde N es el número total de episodios, l_i es la distancia más corta entre la posición inicial y la meta en el episodio i , p_i es la distancia recorrida por el agente y S_i es:

$$S_i = 1 - \frac{p_i^{euc}}{l_i^{euc}}$$

Donde l_i^{euc} es la distancia euclíadiana entre la posición inicial y la final, y p_i^{euc} es la distancia euclíadiana entre el agente y la posición final. Esto es equivalente al porcentaje de la distancia que ha recorrido el agente (donde $S_i = 0$ equivale a un agente que no se ha acercado a la meta y $S_i = 1$ equivale a un agente que ha alcanzado la meta).

- **Colisiones (COLLISIONS):** Indica el número total de colisiones hasta el momento y si el agente está colisionando actualmente.
- **Mapa del escenario (TOP_DOWN_MAP):** Mapa en plano cenital donde se muestra el escenario entero. Además, se muestra la posición actual del agente, el camino recorrido hasta el momento por el agente (en azul) y la ruta óptima desde la posición inicial hasta la meta (en verde). Se puede ver un ejemplo de un mapa en la Figura 3.8.



Figura 3.8: Mapa de un escenario de HM3D [59].

Las métricas generalmente son devueltas por el método `get_info` de los entornos, y son principalmente usadas durante tareas de aprendizaje por refuerzo.

3.2.8. Entrenadores

Un **entrenador** (*trainer*) es una clase conteniendo los algoritmos y métodos necesarios para el entrenamiento de un agente con aprendizaje (ya sea aprendizaje por refuerzo o aprendizaje por imitación). A pesar de no estar mencionados directamente en la documentación, los entrenadores son una de las partes más esenciales del uso del simulador, al ser la principal forma de realizar el proceso de entrenamiento.

Si bien *Habitat Lab* no ofrece por defecto ningún entrenador, *Habitat Baselines* incluye la clase `BaseTrainer` (con los métodos básicos que deben heredar los entrenadores) y

Habitat: Simulador Habitat Sim y Habitat Lab

BaseRLTrainer (una subclase con métodos usados por problemas de aprendizaje por refuerzo).

Los entrenadores de aprendizaje por refuerzo deben heredar de la clase *BaseRLTrainer* y ser desarrollados específicamente para el algoritmo usado, teniendo que implementar los siguientes métodos:

- ***save_checkpoint(nombre)* / *load_checkpoint(ruta)*:** Guardan un *checkpoint* con el nombre especificado o cargan un *checkpoint* con la ruta especificada, respectivamente.

Para *Habitat*, se suele entender un *checkpoint* como un fichero comprimido contenido los **pesos de la red neuronal** usada durante el entrenamiento y una copia del **fichero de configuración** usado. De esta forma, es posible reanudar el entrenamiento en cualquier momento garantizando que no hay modificaciones en el entorno.

- ***_eval_checkpoint(ruta)*:** Evalúa el rendimiento de un *checkpoint* (indicado por la ruta) en el entorno. Este método es llamado desde un método superior ya implementado, *eval*, que evalúa todos los *checkpoints* realizados. El método se usa principalmente para elegir el *checkpoint* de mayor rendimiento en el conjunto de evaluación.

La forma más típica de evaluar un *checkpoint* es simular uno o varios episodios enteros usando la información contenida en el *checkpoint*, y posteriormente valorar las métricas del entorno para realizar una comparativa.

- ***train()*:** El método más importante del entrenador, *train* se encarga de:
 - Inicializar los modelos y estructuras de datos usadas.
 - Simular los episodios del agente.
 - Aplicar el algoritmo de aprendizaje, actualizando los modelos conforme son entrenados.

El entrenamiento se realiza en bucle hasta que se cumpla una de las dos condiciones de parada posibles: se alcanza el **número máximo de pasos** durante todos los episodios, o se realiza el **número de episodios** indicado. Solo se puede indicar una de las dos condiciones de parada a la vez.

Por lo general, el método de entrenamiento sigue el pseudocódigo de la Figura 3.9. Este bucle se puede modificar para añadir otras acciones que sea necesario realizar (como actualizaciones durante el episodio o registro de información).

BaseRLTrainer además incluye varios métodos ya implementados para facilitar el desarrollo del entrenamiento y la comprobación de las condiciones:

- ***is_done()*:** Devuelve un valor booleano **verdadero** si se ha cumplido la condición de parada (ya sea número de pasos o de episodios), o **falso** en otro caso. Este método se usa para controlar el bucle general de entrenamiento.
- ***should_checkpoint()*:** Devuelve un valor booleano **verdadero** si es necesario realizar un *checkpoint*, o **falso** en otro caso.

Este método calcula automáticamente el porcentaje de entrenamiento realizado, y si es necesario realizar un *checkpoint* en base a dicho porcentaje (a partir del

Algoritmo 5: Bucle principal de entrenamiento

1. Inicializa las estructuras de datos necesarias para el entrenamiento, los contadores globales de pasos *num_steps_done* y actualizaciones *num_updates_done*, y los modelos a entrenar.
 2. Mientras no se cumpla la condición de parada (número máximo de pasos o número de actualizaciones):
 - 2.1. Prepara el escenario (a través del método *reset* del entorno)
 - 2.2. Mientras no haya finalizado el episodio:
 - 2.2.1. El agente percibe el estado del escenario a través de los sensores.
 - 2.2.2. El agente procesa el estado, actualizando su modelo si es necesario, y eligiendo una acción.
 - 2.2.3. El agente aplica la acción (a través del método *step* del entorno).
 - 2.2.4. Incrementa el contador global de pasos *num_steps_done*.
 - 2.3. Actualiza el modelo.
 - 2.4. Si es necesario, guarda un *checkpoint* del estado actual del modelo.
 - 2.5. Incrementa el contador global de actualizaciones *num_updates_done*.
-

Figura 3.9: Pseudocódigo del bucle principal de entrenamiento.

número de *checkpoints* que se ha especificado en el fichero de configuración).

En el trabajo se ha implementado un entrenador personalizado (*ReactiveNavigationTrainer*) como subclase de *BaseRLTrainer*, implementando un algoritmo de aprendizaje por refuerzo via *Deep Q-Learning*.

3.2.9. Agentes

Un **agente** (*agent*) es un contenedor para los modelos entrenados, diseñado para ser usado con los *benchmarks* de *Habitat*.

Los agentes deben heredar de la clase *Agent*, e implementar los dos siguientes métodos:

- ***reset()*:** Prepara al agente para el inicio de un nuevo episodio.
- ***act(observaciones)*:** A partir de las observaciones, el agente debe devolver una acción a realizar en forma de diccionario `{action = "accion_elegida"}`.

Estos métodos son llamados automáticamente por el entorno contenido en el *benchmark*.

Habitat Baselines ofrece algunos agentes preconstruidos (principalmente agentes heurísticos para funcionar como *benchmark* y un agente de aprendizaje aplicando *PPO*). En este trabajo se ha diseñado un agente propio (*ReactiveNavigationAgent*) para evaluar el rendimiento de la propuesta.

En contra de lo que pueda dar a entender el nombre del concepto, los agentes no tienen ninguna relación con los agentes físicos simulados, y su uso se limita exclusivamente a *benchmarks*.

3.2.10. Benchmarks

Habitat ofrece por defecto un *benchmark* con el que se puede evaluar el rendimiento de los agentes ya entrenados. El *benchmark* recibe como entrada un agente (definido

previamente) y el número de episodios que se quiere evaluar (por defecto todos los posibles), y se encarga de:

- Crear y gestionar el entorno (usando un entorno *Env*).
- Simular internamente los episodios, usando los métodos del entorno y del agente.
- Obtener las métricas de cada episodio realizado.

El *benchmark* devuelve como resultado final el valor medio de cada métrica tras todos los episodios evaluados, para poder ser analizado y comparado con otros agentes.

3.2.11. Ficheros de configuración

Habitat usa un **fichero de configuración** para cargar todos los parámetros necesarios para su funcionamiento. Este fichero es, junto a los entrenadores, una de las partes más importantes del uso del simulador, pese a no estar recogida en la documentación.

Los ficheros de configuración son documentos en formato **YAML** [60] divididos en bloques. Dentro de cada bloque hay pares de clave - valor que se corresponden al parámetro a configurar (clave) y el valor asignado a ese parámetro (valor).

Los principales bloques del fichero de configuración son:

- **ENVIRONMENT:** En este bloque se incluyen parámetros relativos al entorno, incluyendo la forma en la que se ordenan los episodios o las duraciones máximas de éstos. Algunas de las claves principales de éste bloque son:
 - **MAX_EPISODE_STEPS:** Pasos máximos que puede dar un agente en un episodio. Si se supera este valor, el episodio se finaliza inmediatamente.
 - **MAX_EPISODE_SECONDS:** Duración máxima del episodio en segundos. Si se supera este valor, el episodio se finaliza inmediatamente.
- **SIMULATOR:** En este bloque se incluyen parámetros relativos al simulador y al agente, como los sensores a usar o los parámetros de éstos. Algunas de las claves principales de este bloque son:
 - **AGENT_0:** Sub-bloque donde se encuentra la información sobre el agente. Su clave más importante es **SENSORS**, donde se indica en una lista (entre corchetes) los sensores a usar.
 - **RGB_SENSOR / DEPTH_SENSOR:** Sub-bloques donde se especifican los parámetros de los sensores, **WIDTH** (anchura en píxeles de la imagen devuelta por el sensor) y **HEIGHT** (altura en píxeles). El resto de sensores se pueden configurar de una forma similar.
- **DATASET:** Contiene información sobre el conjunto de datos a utilizar. Algunas de las claves principales de este bloque son:
 - **TYPE:** Tipo de conjunto de datos a utilizar. Este tipo se debe corresponder con el tipo de tarea a realizar.
 - **DATA_PATH:** Ruta a los ficheros del conjunto de datos a utilizar. Se puede usar la palabra *{split}* para indicar una sección de la ruta que se sustituye por el valor de la variable **SPLIT**.

- **SPLIT:** Partición del conjunto de datos a utilizar. Por defecto, las particiones son **train** (entrenamiento) y **val** (validación).
- **TASK:** Contiene información sobre la tarea a realizar y las métricas a utilizar. Algunas de las claves principales de este bloque son:
 - **SENSORS:** Lista de métricas a usar para la valoración de la tarea. Estas métricas pueden personalizarse en sub-bloques, de forma similar a la configuración de los sensores.
 - **SUCCESS_DISTANCE:** Distancia (en metros) a la que tiene que estar el agente de la meta para que se considere que el episodio se ha completado con éxito.
- **RL:** Contiene información relacionada con el aprendizaje por refuerzo, para ser usada por los entrenadores. Esta sección es opcional y no tiene una estructura fija, pudiendo añadir las claves deseadas para ser leídas posteriormente.
- **Claves sin bloque:** Se pueden indicar claves fuera del resto de bloques, quedando a la altura de la raíz. Estas claves en general están relacionadas con configuraciones para los procesos de entrenamiento y registro de datos, siendo algunas de las principales:
 - **BASE_TASK_CONFIG_PATH:** Ruta al fichero de configuración base. Si se especifica este valor, los valores contenidos en este fichero se fusionarán con los del fichero indicado. Permite crear una configuración base sobre la que crear variaciones.
 - **TRAINER_NAME / ENV_NAME:** Identificador del entrenador o del entorno a utilizar, respectivamente. Estos identificadores se usan para obtener la clase adecuada del registro (como se verá después).
 - **TOTAL_NUM_STEPS / NUM_UPDATES:** Número máximo de pasos o actualizaciones a realizar durante el entrenamiento. El entrenamiento dura hasta que se alcanza uno de estos valores. Solo puede aparecer una de las dos claves en el fichero.
 - **NUM_CHECKPOINTS:** Número total de *checkpoints* a realizar durante el proceso de entrenamiento.
 - **CHECKPOINT_FOLDER:** Carpeta en la que se almacenarán los *checkpoints* realizados.

Existen más claves dentro de esta categoría, pudiendo observarse en los ficheros de configuración de ejemplo.

Se puede ver un ejemplo de un fichero de configuración para una tarea de navegación usando *Gibson* en la Figura 3.10. Además, se pueden ver los ficheros de configuración desarrollados (documentados en inglés) en el Anexo A (Ficheros de configuración).

El simulador no trabaja directamente con el fichero de configuración, sino que primero convierte el contenido del fichero a un objeto de la clase *Config*. Este objeto contiene todos los valores del fichero en forma de diccionario, y se puede obtener de la siguiente forma:

```
1 ENVIRONMENT:
2   MAX_EPISODE_STEPS: 500
3 SIMULATOR:
4   AGENT_0:
5     SENSORS: ['RGB_SENSOR']
6     HABITAT_SIM_V0:
7       GPU_DEVICE_ID: 0
8     RGB_SENSOR:
9       WIDTH: 256
10    HEIGHT: 256
11   DEPTH_SENSOR:
12     WIDTH: 256
13     HEIGHT: 256
14 TASK:
15   TYPE: Nav-v0
16   SUCCESS_DISTANCE: 0.2
17
18   SENSORS: ['POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR']
19   POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR:
20     GOAL_FORMAT: "POLAR"
21     DIMENSIONALITY: 2
22     GOAL_SENSOR_UUID: pointgoal_with_gps_compass
23
24   MEASUREMENTS: ['DISTANCE_TO_GOAL', 'SUCCESS', 'SPL']
25   SUCCESS:
26     SUCCESS_DISTANCE: 0.2
27
28 DATASET:
29   TYPE: PointNav-v1
30   SPLIT: train
31   DATA_PATH: data/datasets/pointnav/gibson/v1/{split}/{split}.json.gz
```

Figura 3.10: Fichero de configuración por defecto para tareas de navegación usando *Gibson*.

- **Método `get_config(ruta)` de *Habitat Lab*:** Este método (disponible en el fichero *habitat/config/default.py*) genera una instancia de *Config* a partir de una serie de valores por defecto y los valores indicados en el fichero de configuración. Es recomendable usar este método para configuraciones relacionadas con *benchmarks*.
- **Método `get_config(ruta)` de *Habitat Baselines*:** Este método se diferencia del anterior en tres puntos:
 - Incluye valores por defecto de aprendizaje por refuerzo.
 - Es capaz de cargar los valores de otro fichero de configuración (indicado con la clave *BASE_TASK_CONFIG_PATH*).
 - Almacena los valores de los cuatro bloques principales (*ENVIRONMENT*, *SIMULATOR*, *DATASET* y *TASK*) bajo un nuevo bloque llamado *TASK_CONFIG*.

Es recomendable usar este método para configuraciones de entrenadores.

3.2.12. Registros

Un **registro** (*registry*) es un contenedor global y central de información, en el que se almacenan pares de clave y clase asociada a la clave. Estos registros sirven para poder instanciar las clases apropiadas (de simulador, tarea, entorno...) a partir de sus identificadores, siendo especialmente útil para cargar las clases indicadas en el fichero de configuración.

Los registros funcionan usando **decoradores**, funciones que se llaman durante la definición de las clases y que las registran para poder acceder a ellas posteriormente desde cualquier punto del código.

Por defecto, *Habitat* incluye dos registros, cada uno almacenando información distinta:

- **Registro Registry de Habitat Lab:** El registro principal en el que se incluye información sobre:
 - **Tareas**, usando el decorador `@registry.register_task`.
 - **Acciones**, usando el decorador `@registry.register_task_action`.
 - **Simuladores**, usando el decorador `@registry.register_simulator`.
 - **Sensores**, usando el decorador `@registry.register_sensor`.
 - **Métricas**, usando el decorador `@registry.register_measure`.
 - **Conjuntos de datos**, usando el decorador `@registry.register_dataset`.
- **Registro BaselineRegistry de Habitat Baselines:** Un registro adicional pensado para almacenar las clases creadas por el usuario, incluye información sobre:
 - **Entornos**, usando el decorador `@baseline_registry.register_env`.
 - **Entrenadores**, usando el decorador `@baseline_registry.register_trainer`.
 - **Políticas de acciones**, usando el decorador `@baseline_registry.register_policy`.

3.3. Instalación de Habitat

El proceso de instalación de *Habitat* puede resultar complicado debido a la gran cantidad de componentes y versiones específicas necesarias. Por eso, en esta sección se indican los pasos necesarios para instalar el entorno de *Habitat*, remarcando los requisitos de versiones necesarios para el funcionamiento adecuado.

3.3.1. Requisitos

El entorno de *Habitat* requiere versiones específicas de

- **Python:** Versión superior a 3.6.0 (recomendable usar 3.6.10).
- **cmake:** Versión superior a 3.10 (recomendable usar 3.14.0).

- **Sistema operativo:** Si bien *Habitat Sim* incluye soporte para Windows, es recomendable usar alguna distribución de *Linux* con soporte para *CUDA*. En este trabajo se ha utilizado **Ubuntu 20.04**.
- **Tarjeta gráfica:** En caso de ser necesaria, se necesita una tarjeta gráfica de *nVidia* que ofrezca soporte para *CUDA*.
- **CUDA:** Se ha usado la versión *11.0* en el trabajo realizado, aunque es posible que dependiendo de la configuración se necesite otra.

Además, la instalación de *Habitat Lab* y *Habitat Baselines* instala versiones concretas de diversas librerías de *Python*, por lo que es recomendable instalar *Habitat* en un entorno propio de *Conda* para evitar problemas de compatibilidad.

3.3.2. Proceso de instalación

Si bien es posible utilizar *dockers* para instalar el entorno del simulador, es recomendable realizar la instalación directamente para garantizar acceso a las actualizaciones. El proceso de instalación en distribuciones de *Linux* se puede dividir en tres pasos principales:

1. **Instalación de CUDA:** Para el uso de *Habitat* y para el entrenamiento adecuado de redes neuronales, es necesaria una instalación correcta y completa de *CUDA*. Para esto, es necesario:

- a) Tener **drivers oficiales** de *nVidia*, actualizados a la versión más moderna. No es necesaria una versión concreta del *driver*.
- b) Instalar **CUDA**. La guía oficial de instalación en *Linux*¹ incluye los pasos a seguir, mientras que la página de descarga² ofrece las instrucciones para descargar e instalar *CUDA*.

Es recomendable seguir los pasos de pre-instalación y post-instalación indicados en la guía oficial, pero seguir los pasos de la página de descarga para la instalación.

- c) Instalar **cuDNN**. La guía oficial de instalación en *Linux*³ incluye los pasos necesarios para instalar cuDNN. Es importante comprobar que las versiones de *CUDA* y cuDNN instaladas sean compatibles entre sí.

Es necesaria una cuenta de desarrollador de *nVidia* para la descarga de cuDNN.

2. **Instalación de Habitat Sim:** La instalación de *Habitat Sim* se hace a través del repositorio de paquetes *Conda*. Además, como se ha comentado previamente, es recomendable crear un entorno propio de *Conda* para evitar problemas de compatibilidades.

Contando con una instalación válida de *Conda*, los siguientes comandos en una terminal crean un entorno con las versiones adecuadas de *Python* y *cMake* e instalan *Habitat Sim*:

¹<https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-installation-guide-linux/index.html>

²<https://developer.nvidia.com/cuda-downloads>

³<https://docs.nvidia.com/deeplearning/cudnn/install-guide/index.html>

```
1 # Crea el entorno de Conda con las versiones adecuadas de Python y cMake
2 conda create -n habitat python=3.6 cmake=3.14.0
3 # Inicializa el entorno creado
4 conda activate habitat
5 # Instala el simulador con soporte para físicas (withbullet)
6 conda install habitat-sim withbullet -c conda-forge -c aihabitat
```

3. **Instalación de Habitat Lab y Habitat Baselines:** Ya con el simulador instalado, el último paso es instalar la librería *Habitat Lab*. Si bien *Habitat Baselines* es opcional, es muy recomendable su instalación por las utilidades adicionales que ofrece. Los siguientes comandos en una terminal instalan *Habitat Lab* y *Habitat Baselines*:

```
1 # Descarga la versión más reciente del repositorio de Habitat Lab
2 # El repositorio se descarga en la carpeta actual
3 git clone --branch stable https://github.com/facebookresearch/habitat-lab.git
4 # Accede al repositorio descargado
5 cd habitat-lab
6 # Instala todos los paquetes de Python necesarios
7 # Es recomendable realizar la instalación en el mismo entorno que Habitat Sim
8 # para evitar incompatibilidades
9 pip install -r requirements.txt
10 # Instala Habitat Lab y Habitat Baselines
11 python setup.py develop --all
```

Para comprobar que la instalación se ha realizado correctamente, *Habitat Lab* ofrece el fichero *examples/example.py*. Si no ha habido ningún problema en la instalación, al ejecutar el fichero se realizará una simulación con un agente de ejemplo ofrecido por defecto por *Habitat*, imprimiendo en la terminal el número de pasos realizado.

Capítulo 4

Diseño del agente

En este capítulo se detalla el diseño del agente propuesto para la resolución del problema.

Se empieza presentando la formalización del conocimiento usada (estado, acción y recompensa) y las características tanto del problema como del agente físico. Tras esto, se describen las dos arquitecturas propuestas para el agente: una primera basada en una red neuronal convolucional, y una segunda basada en una red profunda híbrida. Finalmente, se explica el proceso de actuación y entrenamiento del agente, junto a unos breves detalles sobre la implementación del sistema.

4.1. Caracterización del conocimiento

En esta sección se describe la caracterización del conocimiento realizada, centrándose en los puntos principales del aprendizaje por refuerzo: el **estado**, las **acciones** disponibles y las **recompensas** que recibe el agente. Además, se describen las características del problema de diseño a resolver y las particularidades del agente propuesto dentro del entorno *Habitat*.

4.1.1. Definición del problema de diseño

El problema a resolver es el diseño de un agente físico (un robot) capaz de navegar desde una posición inicial hasta una posición final (conocidas sus coordenadas) en un entorno de interior del que no se tiene conocimiento previo (como puede ser el interior de una casa) de forma eficiente. Este problema se encuadra en el campo de la navegación autónoma, concretamente en el de la **navegación a meta** (*Point Goal Navigation*) **sin exploración previa** del entorno [56].

Para lograr esto, es necesario entrenar al agente en un entorno controlado para que aprenda a navegar de forma autónoma en interiores desconocidos, usando alguna técnica de aprendizaje por refuerzo. Además, se busca que el agente sea capaz de navegar **sin exploración previa** (como se ha mencionado anteriormente), buscando un sistema reactivo frente a uno basado en exploración-navegación.

4.1.2. Características del agente físico en *Habitat*

Las características del agente físico simulado son las siguientes:

- **Forma física del agente:** La forma del agente es un **cilindro** de 1.5 metros de altura y 0.1 metros de radio.

Esta forma física no se corresponde a ningún robot real, siendo la del agente por defecto simulado por *Habitat*.

- **Capacidad de movimiento:** El agente únicamente es capaz de desplazarse hacia delante, pudiendo moverse 0.25 metros en cada paso simulado.

Para cambiar la dirección de su movimiento, el agente necesita rotar sobre sí mismo. Ésto lo hace en intervalos de 10 grados en cada paso simulado. El agente no puede girar y desplazarse en el mismo paso.

- **Sensores disponibles:** El agente cuenta con acceso a los siguientes sensores:

- **Cámara de profundidad:** Una cámara de profundidad (*DEPTH_SENSOR*) situada a una altura de 1.25 metros respecto al suelo, apuntando a la dirección en la que se desplaza el agente.

Esta cámara genera imágenes de profundidad de (256x256) pixeles con valores en el rango [0.0, 1.0]. La cámara tiene un ángulo de visión de 90 grados, y es capaz de detectar objetos hasta una distancia de 10 metros.

- **Brújula y GPS (*POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR*):** Una brújula y un GPS que conocen la posición exacta de la meta en todo momento. Estos sensores ofrecen el **ángulo** y la **distancia euclíadiana** hasta la meta en forma de valor decimal.

- **Métricas usadas:** El agente ofrece las siguientes métricas para su evaluación posterior:

- **Distancia hasta la meta:** Un valor numérico que indica la distancia euclíadiana hasta la meta (la distancia euclíadiana entre el agente y la meta) en metros.
- **Éxito:** Un valor booleano que indica si el agente está en la meta (verdadero) o falso. El agente se considera en la meta si se encuentra a menos de 0.3 metros de esta.
- **SPL y Soft SPL:** Dos valores numéricos que indican la métrica de *Success weighted by Path Length* [56] y su variante suavizada. Ambas fórmulas fueron definidas en el capítulo anterior.

4.1.3. Estado

El **estado** (la percepción que tiene el agente del entorno) consta de tres elementos:

- **Imagen de profundidad:** Una imagen en escala de grises representando las observaciones de la cámara de profundidad. Esta imagen tiene un tamaño de (256x256) pixeles, con los valores de cada celda en el rango [0.0, 1.0] (donde 0.0 o negro significa cercanía a la cámara y 1.0 o blanco significa lejanía). Se puede ver un ejemplo de la imagen en la Figura 4.1.

Se ha optado por añadir este valor debido al planteamiento del problema. Al buscar diseñar un agente reactivo frente a obstáculos, es importante que el agente sea capaz de percibir cualquier objeto que se encuentre en su camino.



Figura 4.1: Ejemplo de imagen de profundidad usada como parte del estado.

Una cámara de profundidad nos permite estimar las distancias a estos obstáculos de forma rápida y simple.

- **Distancia a la meta:** Un valor decimal que representa la distancia actual entre el agente y la meta en metros.

Este valor forma parte del estado al ser parte del cálculo de la recompensa (como se verá posteriormente). Además, es importante que el agente sea capaz de estimar la distancia hasta la meta para que tenga la posibilidad de aprender cuando detenerse.

- **Ángulo respecto a la meta:** Un valor decimal que representa el ángulo que debería girar el agente para enfocarse hacia la meta, en radianes. Un valor positivo significa que el agente debería girar hacia la derecha, mientras que un valor negativo significa que el agente debería girar hacia la izquierda.

Si bien este valor no forma parte del cálculo de la recompensa, se ha optado por añadir el ángulo al estado para permitir al agente tener la posibilidad de aprender información respecto a su orientación que no podría aprender en otro caso.

Si bien se consideró añadir una **imagen en color** al estado, finalmente se ha optado por no incluirla. Esto se debe a que la información que añade resulta superflua, ya que la cámara de profundidad incluye toda la información necesaria para el cálculo de obstáculos. Además, los escenarios de interior son complejos con altos niveles de ruido, por lo que una cámara de color podría llevar a sobreajustes (al aprender el aspecto de los interiores frente a los obstáculos).

Un estado se considera **final** cuando el agente lo finaliza (ya sea por realizar la acción específica de terminar o por superar el número máximo de acciones permitidas). Este estado final puede ser **exitoso** si la distancia a la meta es menor a un umbral (por defecto 0.3 metros), o **fallido** en otro caso.

4.1.4. Acciones

El agente es capaz de realizar **cuatro** acciones en total:

- **Desplazarse** hacia delante. Por defecto, el desplazamiento es de 0.25 metros.
- **Girar** hacia la derecha o la izquierda. Por defecto, el giro es de 10 grados.
- **Finalizar el episodio**. La inclusión de una acción para finalizar el episodio es una de las principales sugerencias de Peter Anderson *et al.* [56] para la evaluación de agentes físicos.

Como se ha mencionado previamente y se puede observar, el agente no es capaz de un movimiento omnidireccional (como sí podría un dron volador). El agente únicamente puede desplazarse hacia adelante, necesitando rotar sobre sí mismo para cambiar la dirección de su movimiento.

4.1.5. Recompensas

El sistema de recompensas diseñado está basado en el sistema originalmente propuesto por Carlos Sampedro *et al.* [1], siendo éste un sistema de recompensas basado en campos de potenciales artificiales, con un **atractor** que atrae al agente hacia la meta y **repulsores** que repelen al agente de los obstáculos. Ahora bien, este sistema ha sido adaptado a la arquitectura del agente desarrollado (con cámara de profundidad), y se han propuesto variantes para evaluar su rendimiento.

El cálculo de la recompensa de un estado se puede dividir en los siguientes pasos:

1. Preprocesamiento de la imagen del estado.
2. Identificación de obstáculos en la imagen (con dos posibles métodos)
3. Cálculo de los potenciales atractivos y repulsivos.
4. Cálculo de la recompensa final (con dos posibles métodos)

Estos pasos se describirán a continuación.

4.1.5.1. Preprocesamiento de la imagen de profundidad

Para calcular las recompensas posteriormente, es necesario identificar los obstáculos o los objetos que pueden suponer un riesgo en la imagen. Ahora bien, no se puede usar la imagen directamente al contener ruido e información necesaria. Por esto, se realiza un preprocesamiento antes de identificar los obstáculos en la imagen, siguiendo los siguientes pasos:

1. **Normalización:** Por defecto, la imagen obtenida por la cámara está formada por valores decimales en el rango [0.0, 1.0]. Ahora bien, para poder trabajar por la imagen es necesario que estos valores sean enteros en el rango [0, 255] por compatibilidad con otras librerías. Por tanto, se transforman los valores de un rango al otro.
2. **Recorte de los extremos:** Se ha visto que los extremos superiores e inferiores de la imagen (el suelo y el techo) no aportan información útil a la hora de calcular la recompensa, pudiendo llegar a introducir ruido y obstáculos que no existen.

Para evitar esto, se recortan los extremos superiores e inferiores de la imagen. Por defecto, se recortan 35 pixeles de cada extremo. Este valor se ha obtenido de forma empírica con pruebas y es heurístico.

3. **Eliminación de artefactos del simulador:** En ocasiones, el simulador introduce ruido en la imagen en forma de partes de color negro puro (con valor 0). Estos artefactos no son reales (al no ser capaz la cámara de devolver un valor tan bajo en la práctica) y pueden interferir con la detección de obstáculos, por lo que es necesario eliminarlos.

Para eliminarlos, se sustituyen todos los valores de 0 (negro puro) por 255 (blanco puro). Esto hará que sean ignorados en los pasos posteriores.

4. **Umbralización (*Thresholding*):** Es necesario identificar los obstáculos en la imagen. Si bien se podría haber optado por alguna técnica de búsqueda de contornos (como *Canny*), se ha elegido realizar una umbralización, donde todos los valores de la imagen son reemplazados usando la siguiente fórmula:

$$imagen(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } imagen(x) \leq suelo(255 * umbral) \\ 0, & \text{en cualquier otro caso} \end{cases}$$

Donde *umbral* es el valor que se ha tomado para umbralización en el rango [0.0, 1.0] (siendo por defecto 0.15, elegido de forma empírica).

En esencia, esta fórmula sustituye todos los valores menores a *suelo(255*umbral)* (cercaos a la cámara) por 1 (blanco), mientras que el resto de valores (lejanos) son sustituidos por 0. De esta forma, se obtiene una imagen binaria en la que solo se conservan los obstáculos más cercanos.

5. **Eliminación de ruido:** El proceso de umbralización puede crear ruido, como pueden ser regiones negras pequeñas dentro de contornos blancos más grandes, que pueden afectar al rendimiento.

Para eliminar este ruido, se usa una técnica de *apertura morfológica*, que consiste en una dilatación (aumentar el volumen de los objetos en la imagen) seguida de una erosión (disminuir el volumen de los objetos en la imagen). Esto reduce el ruido incluido dentro de los contornos, sin afectar demasiado al volumen final.

6. **Dilatación:** El paso final consiste en dilatar (aumentar el volumen) de la imagen, para evitar pérdidas de información provocadas por la eliminación de ruido del paso previo. Esta dilatación final no afectará al proceso de identificación de obstáculos por su funcionamiento, que se verá posteriormente.

Se puede observar un ejemplo de este proceso en la Figura 4.2.

4.1.5.2. Identificación de los obstáculos y la distancia en la imagen

Tras el preprocesamiento de la imagen, es necesario identificar los obstáculos en la imagen y estimar la distancia a la que éstos se encuentran. Para eso, se han propuesto dos métodos:

- **Método de contornos:** Este método se basa en la propuesta original de Carlos Sampedro *et al.* [1].

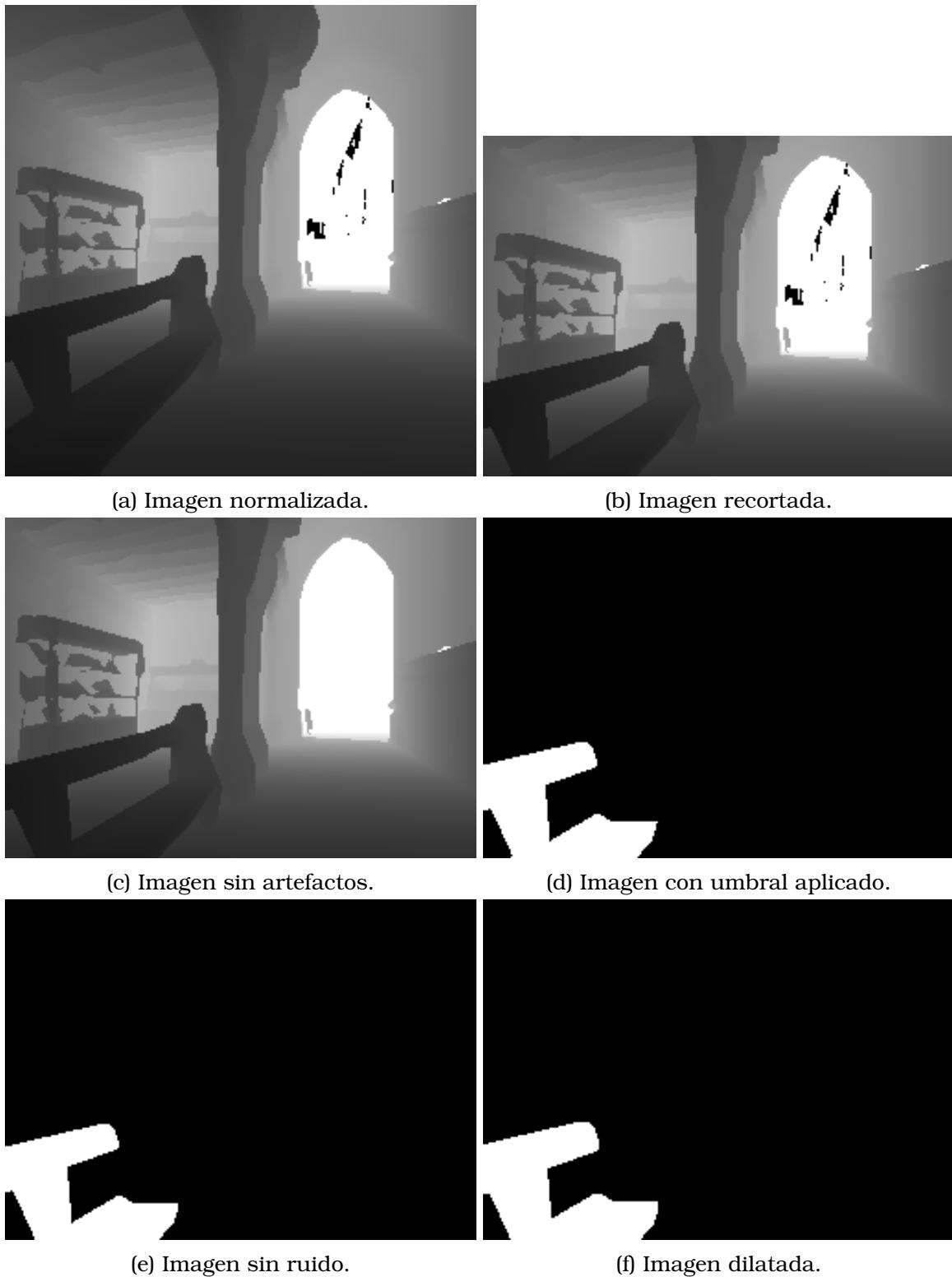


Figura 4.2: Procesamiento realizado sobre la imagen de profundidad.

La idea principal del método es identificar los contornos que tengan un área mínima (experimentalmente determinado como 250 píxeles) en la imagen preprocesada. A partir de estos contornos, se crean máscaras en la imagen original para extraer los obstáculos de nuevo en escala de grises. Finalmente, se obtiene la cercanía de esos obstáculos (a partir del pixel de valor mínimo), usando la siguiente estimación:

$$distancia = \frac{(pixel_min/256) * distancia_estimada}{umbral_obstaculo}$$

Donde *pixel_min* es el pixel de menor valor en el obstáculo (en el rango 0, 255), *distancia_estimada* es un valor heurístico que indica la distancia a la que se encontraría un obstáculo en el umbral (estimado como 2 metros) y *umbral_obstaculo* es el umbral que se ha usado durante la umbralización (0.15).

Se puede ver el pseudocódigo del proceso en la Figura 4.3.

Algoritmo 6: Identificación de distancias con método de contornos

Variables: Imagen preprocesada *imagen_p*, imagen recortada *imagen_r*, umbral usado durante preprocesamiento *umbral*, distancia estimada hasta el umbral en metros *dist*, área mínima de los contornos en píxeles *area_min*.

1. Inicializa una lista para almacenar las distancias obtenidas, *distancias*.
2. Extrae los contornos de la imagen *imagen_p* a una lista *contornos*.
3. Para cada contorno *cont* de area *area_contorno* en *contornos*, con *area_contorno* \geq *area_min*:
 - 3.1. Aplica una máscara con la forma de *cont* a *imagen_r*, obteniendo el obstáculo *obs* (el obstáculo tal y como está representando en la imagen *imagen_r*, en escala de grises).
 - 3.2. Obtén la distancia mínima en *obs* (el valor mínimo), *dist_obs*.
 - 3.3. Convierte *dist_obs* de un valor entero en el rango {0, 255} a una distancia en metros mediante una equivalencia usando *umbral* y *dist*.
 - 3.4. Si *dist_obs* \leq *dist*, almacena *dist_obs* en *distancias*.
4. Devuelve *distancias*.

Figura 4.3: Pseudocódigo del método de contornos para identificar distancias a obstáculos.

- **Método de columnas:** Un método original, consistente en dividir la imagen en columnas de misma anchura, siendo cada columna un posible obstáculo.

El método consiste en dividir la imagen preprocesada en 8 (elegido experimentalmente) columnas de anchura idéntica. Tras esto, se cuenta el número de píxeles blancos (obstáculos) en cada columna, considerando las columnas que tengan una cantidad superior al área mínima (250 píxeles como se ha mencionado previamente) como obstáculos. Para estas columnas, se estima la distancia a partir de una columna equivalente de la imagen original, usando la fórmula descrita previamente:

$$distancia = \frac{(pixel_min/256) * distancia_estimada}{umbral_obstaculo}$$

Donde *pixel_min* es el pixel de menor valor en el obstáculo (en el rango 0, 255), *distancia_estimada* es un valor heurístico que indica la distancia a la que se encontraría un obstáculo en el umbral (estimado como 2 metros) y *umbral_obstaculo* es el umbral que se ha usado durante la umbralización (0.15).

Se puede ver el pseudocódigo del proceso en la Figura 4.4.

Algoritmo 7: Identificación de distancias con método de columnas

Variables: Imagen preprocesada *imagen_p*, imagen recortada *imagen_r*, umbral usado durante preprocesamiento *umbral*, distancia estimada hasta el umbral en metros *dist*, área mínima de los contornos en pixeles *area_min*.

1. Divide las imágenes *imagen_p* y *imagen_r* en columnas de anchuras iguales, *columnas_p* y *columnas_r*.

2. Para cada columna *col* con *pixeles* pixeles blancos en *columnas_p* y *col_r* en *columnas_r*, cumpliendo que *pixeles* \geq *area_min*:

2.1. Obtén la distancia mínima en *col_r* (el valor mínimo), *dist_obs*.

2.2. Convierte *dist_obs* de un valor entero en el rango $\{0, 255\}$ a una distancia en metros mediante una equivalencia usando *umbral* y *dist*.

2.3. Si *dist_obs* \leq *dist*, almacena *dist_obs* en *distancias*.

3. Devuelve *distancias*.

Figura 4.4: Pseudocódigo del método de columnas para identificar distancias a obstáculos.

Este método se propone al considerar que el método anterior daría la misma importancia a un obstáculo grande (que ocupa gran parte de la pantalla) y a uno pequeño, siempre y cuando estuviesen a la misma distancia. La idea es remediar ese problema, dando más peso a los obstáculos más grandes. Además, al evitar tener que usar algoritmos de búsqueda de contornos, se espera que la velocidad de ejecución sea mayor.

4.1.5.3. Cálculo del potencial atractivo y repulsivo

Tras el cálculo de las distancias a los obstáculos, se calcula el valor de los potenciales atractivos y repulsivos. Este cálculo es equivalente al propuesto por Carlos Sampedro *et al.* [1] originalmente.

El **potencial atractivo** es la fuerza con la que la meta atrae al agente. Cuanto más cerca esté el agente de la meta, mayor debe ser su influencia. Este potencial se obtiene con la siguiente fórmula:

$$U_{atr} = \alpha p_{goal}(t_r)$$

Donde α es una ganancia positiva usada para aumentar la influencia del potencial (estimada empíricamente como 100) y $p_{goal}(t_r)$ es la distancia euclíadiana entre la posición actual del agente y la meta.

El **potencial repulsivo** es la suma de las fuerzas con las que los obstáculos repelen al agente. Cuantos más obstáculos perciba el agente y más cerca se encuentren, mayor debe ser su influencia. Este potencial se obtiene con la siguiente fórmula:

$$U_{rep} = \beta \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{k + l_i} - \frac{1}{k + l_{max}} \right)$$

Donde N es el número total de obstáculos detectados, k es una constante usada para limitar la influencia de los obstáculos (con valor por defecto 0.04), l_i es la distancia al

obstáculo i en metros, l_{max} es la distancia máxima a la que se detectan los obstáculos (con valor por defecto 2 metros) y β se obtiene con la siguiente fórmula:

$$\beta = \begin{cases} \delta, & \text{si } p_{goal}(t_r) > d_{infl} \\ \frac{\delta}{\exp[4(d_{infl}-p_{goal})]}, & \text{si } p_{goal}(t_r) \leq d_{infl} \end{cases}$$

Donde δ es una ganancia positiva usada para aumentar la influencia del potencial (estimada empíricamente como 15) y $d_{infl} = 0.75l_{max}$ es una distancia a partir de la cual la influencia del potencial repulsivo se disminuye, para fomentar al agente a acercarse a la meta cuando se encuentra próximo a ésta.

Tras el cálculo de ambos potenciales, es posible calcular el **valor del estado actual**. Cuanto mayor es el valor del estado, mejor estado se considera que es. Este valor se comparará con el valor del estado previo para comprobar si ha mejorado o empeorado, y obtener una recompensa a partir de ello.

Este valor se calcula como:

$$valor_t = -U_{atr} - U_{rep}$$

4.1.5.4. Cálculo de la recompensa final

Tras haber calculado los potenciales y el valor del estado, es posible obtener la recompensa final a partir de las siguientes reglas:

- Si el episodio ha finalizado (ya sea por la acción correspondiente o por límite de acciones) y el agente no está en rango de la meta: **-100**.

La penalización por finalizar un episodio sin éxito es muy alta para evitar que el agente finalice el episodio antes de tiempo con la intención de evitar penalizaciones por sus acciones.

- Si el episodio ha finalizado (ya sea por la acción correspondiente o por límite de acciones) y el agente está en rango de la meta: **+10**.

La recompensa por finalizar un episodio con éxito es menor, pero sigue siendo elevada para fomentar al agente a llegar a la meta y finalizar en ella.

- En cualquier otro caso:

Si el episodio no ha finalizado tras la acción del agente, se procede a calcular la recompensa a partir de los valores del estado actual y el previo:

$$\text{recompensa} = (valor_t - valor_{t-1}) - 0.25, \text{ acotado en el rango } [-100, +10]$$

Si el valor del estado alcanzado tras realizar la acción es mayor (la acción lleva a un estado mejor) la recompensa será positiva, mientras que si el valor es menor (la acción lleva a un estado peor) la recompensa será negativa. De esta forma, se fomenta que el agente intente mejorar su posición continuamente.

El término -0.25 es una penalización por paso, usada para evitar que el agente permanezca en bucles infinitos sin recompensa y acelerando su progreso.

Una alternativa propuesta es incluir una regla adicional al cálculo de recompensas:

- Si el agente ha colisionado con algún obstáculo tras la acción: **-100** y **finaliza el episodio**.

Con esta regla adicional, se penaliza notablemente que el agente colisione con los obstáculos, fomentando que evite cualquier colisión con el entorno. Estas colisiones se comprueban usando la métrica *COLLISIONS*.

4.2. Arquitectura del agente

En esta sección se discuten las arquitecturas (redes neuronales) propuestas para el agente, su funcionamiento y su implementación. Se han propuesto dos arquitecturas, de las cuales se ha elegido una finalmente:

- Una primera aproximación basada en **redes neuronales convolucionales**.
- Una segunda aproximación basada en un **enfoque mixto**, con redes convolucionales y redes neuronales densas tradicionales.

4.2.1. Propuesta 1: Red convolucional (CNN)

La primera aproximación está basada en el uso de **redes convolucionales (CNNs)** para el procesamiento de la imagen, extrayendo las características profundas relevantes para trabajar posteriormente con ellas.

Ahora bien, los valores numéricos (parte del estado a procesar) no pueden ser usados directamente por las capas de convolución. Para solventar esto, los dos valores numéricos (distancia y ángulo) son concatenados directamente a la salida aplanada de las convoluciones, para ser procesados posteriormente por las capas densas de neuronas.

La arquitectura de la red neuronal se ha basado en la arquitectura original de *AlexNet* [12], adaptada de forma *ad-hoc* para las necesidades del trabajo y las limitaciones existentes de memoria y tiempo.

La red se puede dividir en varias secciones consecutivas:

1. **Entrada:** La entrada se obtiene de una muestra del *Experience Replay*. Cada elemento de esta muestra es un estado, correspondiendo con la definición dada previamente de estado:
 - Una imagen de profundidad (escala de grises), en forma de una matriz bidimensional de tamaño 256×256 con una única capa.
 - Dos valores escalares: la distancia y el ángulo hasta la meta.
2. **Convolución:** El primer paso de la red es procesar la imagen a través de varios procesos de convolución, con el fin de obtener las características profundas de ésta. Para esto, se tienen **tres** procesos de convolución consecutivos, cada uno de ellos formado por, en orden:
 - Capa convolucional bidimensional de 16 filtros. El tamaño del *kernel* es de 5×5 , 3×3 y 3×3 en cada proceso respectivamente.
 - Función de activación ReLU.

- Capa de *pooling* por función de máximo. El tamaño del *pooling* es de 3×3 , 3×3 y 2×2 en cada proceso respectivamente.

A pesar de ser típico en redes convolucionales, no se ha incluido ninguna capa de *batch normalization* durante el proceso de convolución. Ésto se debe a que el proceso de normalización introduce ruido que puede alterar el proceso de aprendizaje por refuerzo [61].

3. **Aplanado (*Flatten*):** Tras la convolución de la imagen, el resultado del proceso (una matriz tridimensional profunda con las características de la imagen) es aplanado a un conjunto unidimensional de neuronas. Esto permite a las capas posteriores trabajar con la información obtenida. Esta capa no cuenta con ninguna función de activación.

En este paso además se concatenan los dos valores escalares de la entrada (distancia y ángulo a la meta). Estos valores no han sido incluidos previamente al no poder ser procesados por las capas convolucionales. Al añadirlos ahora, las capas posteriores podrán trabajar con la información.

4. **Capas densas:** Tras el aplanamiento y concatenación de la información en el paso previo, se incluyen **dos** capas densas (capas de neuronas totalmente conectadas) para extraer relaciones entre la información obtenida.

Estas capas densas cuentan con 256 neuronas cada una, utilizando *ReLU* como función de activación.

5. **Salida:** Finalmente, la capa de salida es una capa densa de cuatro neuronas, donde cada neurona se corresponde con el valor Q de una de las cuatro acciones disponibles para el agente. Estas neuronas cuentan con función de activación lineal.

Se puede observar un esquema de la arquitectura en la Figura 4.5.

La red neuronal ha sido implementada utilizando las librerías *TensorFlow* y *Keras*. Para las funciones usadas por la red para su entrenamiento, se ha optado por utilizar algunos algoritmos tradicionalmente usados en problemas de aprendizaje profundo, siendo éstos:

- **Función de inicialización de pesos:** Glorot y Bengio [62].
- **Función de optimización:** Adam [63].
- **Función de error:** Error cuadrático medio. Esta función de error es usada tradicionalmente en problemas de aprendizaje por refuerzo profundo.

Tras realizar pruebas iniciales (entrenamientos cortos) con la arquitectura propuesta, se observaron una serie de problemas con ésta:

- **Ineficiencia en memoria:** Debido al tamaño de la red y a problemas con la librería utilizada, el uso de memoria (tanto memoria RAM del ordenador como de la GPU) era excesivo. Además, este uso crecía tras cada episodio hasta llegar a un punto en el que se detenía el entrenamiento por falta de memoria.

Esto provocaba que no fuese posible realizar entrenamientos largos, y que los entrenamientos realizados fuesen notablemente más lentos de lo esperado.

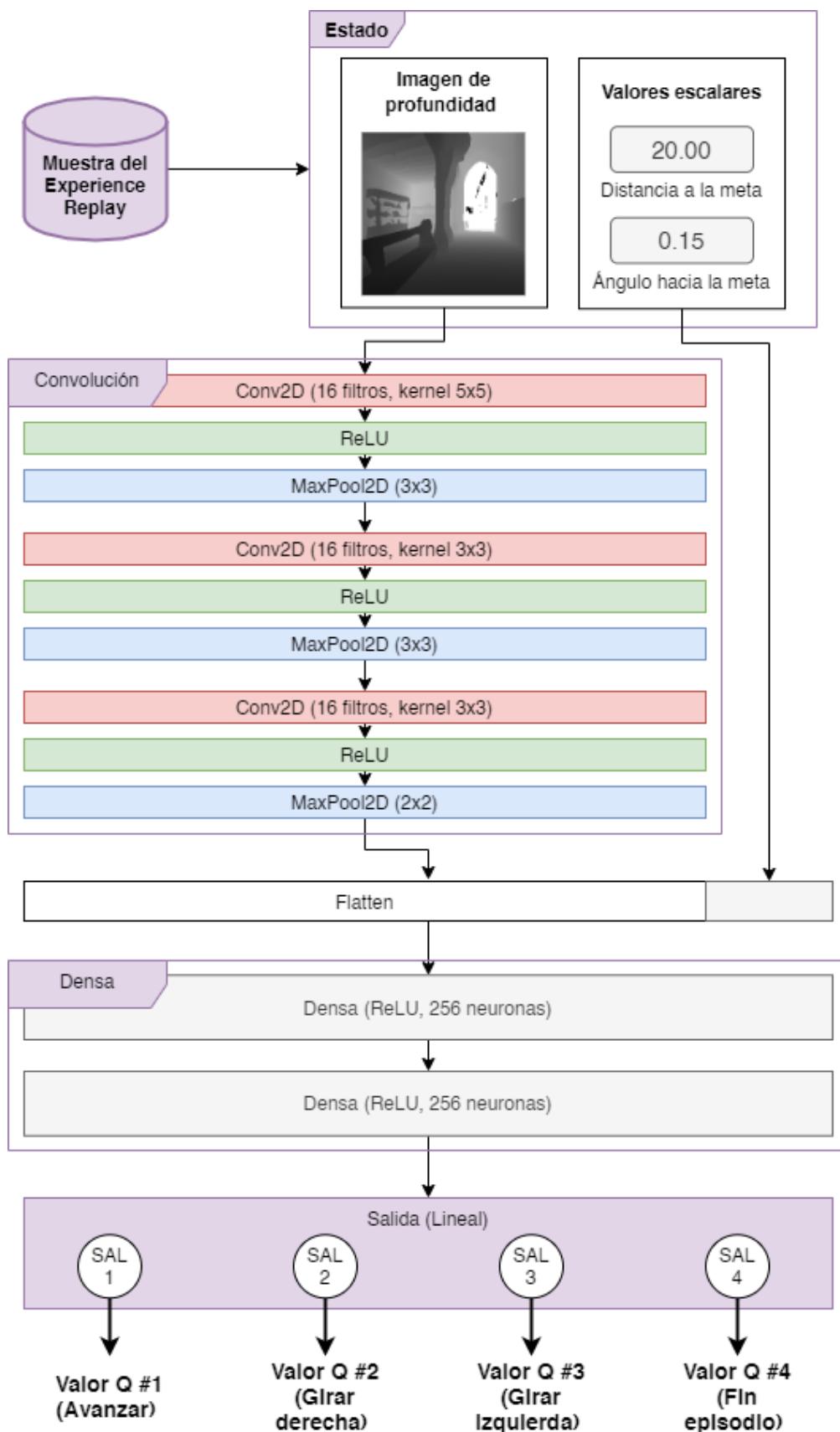


Figura 4.5: Arquitectura de la red neuronal - Propuesta 1 (CNN).

- **Malos resultados:** Durante el proceso de entrenamiento se observó que los resultados obtenidos por la red eran peores de lo que se podría esperar, sin mostrar signos de aprendizaje. Esto se puede deber al uso de los valores escalares, al ser menos relevantes (2 neuronas) frente a la información obtenida de la imagen (miles de neuronas).

Por estos problemas, se ha optado por **descartar** esta arquitectura en favor de la segunda propuesta, descrita a continuación. La implementación de esta propuesta se conserva en los ficheros *models/DEPRECATED_reactive_navigation_keras.py* y *trainers/DEPRECATED* por motivos de documentación

4.2.2. Propuesta 2: Red mixta (CNN + MLP)

La segunda aproximación está basada en el uso de **redes híbridas** (es decir, redes formadas por varias redes neuronales más pequeñas).

Una red convolucional no está preparada para trabajar con valores escalares numéricos. Ahora bien, un perceptrón multicapa (*MLP*) estándar no puede procesar imágenes con el mismo rendimiento que una red convolucional. Por tanto, una de las mejores opciones para trabajar con entradas mixtas de imágenes y valores escalares es procesar cada tipo de entrada en una red neuronal separada específica (las imágenes en redes convolucionales y los valores escalares en redes densas), obteniendo resultados que serán juntados y procesados posteriormente en una red neuronal final.

La arquitectura de esta propuesta está inspirada por las arquitecturas propuestas para resolver otros problemas con entrada mixta de imágenes y valores numéricos, como el trabajo de Md Manjurul Ahsan *et al.* para distinguir casos de COVID-19 [64] o el trabajo de Yanyu Zhang aplicando redes mixtas al aprendizaje por refuerzo profundo [65]. Se ha desarrollado la arquitectura de forma *ad-hoc* para las necesidades del proyecto.

La propuesta consta con dos redes neuronales (una red convolucional y un perceptrón multicapa) que procesan sus entradas de forma paralela. Tras esto, las salidas de ambas redes se pasan a una red final que obtiene el resultado. La arquitectura de las tres redes son las siguientes:

- **Red convolucional (CNN):** Esta red se encarga del procesamiento de la imagen de profundidad de la entrada, extrayendo las características profundas de ésta para ser aprovechadas posteriormente. Consta de las siguientes capas:
 1. **Entrada:** La entrada es una imagen de profundidad (escala de grises) en forma de matriz bidimensional de tamaño 256×256 , con una única capa. Esta imagen se obtiene de los estados muestreados del *Experience Replay*.
 2. **Convolución:** El primer paso de la red es procesar la imagen para extraer las características principales, reduciendo su tamaño. Para esto se usan **tres** procesos de convolución consecutivos, cada uno de ellos formado por, en orden:
 - Capa convolucional bidimensional. El número de filtros depende del proceso de convolución, siendo éste de 16, 32 y 16 filtros respectivamente. El tamaño del *kernel* también varía dependiendo del proceso, siendo éste de 5×5 , 3×3 y 3×3 en cada proceso respectivamente.

- Función de activación ReLU.
 - Capa de *pooling* con función de máximo. El tamaño de *pooling* es de 3×3 , 3×3 y 2×2 respectivamente dependiendo del proceso de convolución.
3. **Aplanado (Flatten):** Tras la convolución de la imagen, es necesario aplanar el resultado (la matriz tridimensional con las características identificadas) a un conjunto unidimensional de neuronas. Este aplanamiento permite a las capas densas posteriores trabajar de forma correcta con la información. Esta capa no cuenta con ninguna función de activación.
 4. **Capa densa:** En este caso, tras el aplanado hay una única capa densa (capa de neuronas totalmente conectadas) de **64** neuronas usando **ReLU** como función de activación. Con esta capa se busca identificar relaciones existentes entre las características encontradas previamente con la convolución.
 5. **Salida:** La capa de salida es una única capa densa con tres neuronas, con función de activación lineal. Se ha optado por utilizar una función de activación lineal para no modificar el valor de salida alcanzado de ninguna manera, buscando evitar sesgos.

Estas neuronas posteriormente servirán como entrada para otra red neuronal.

- **Red neuronal profunda / Perceptrón multicapa (MLP):** Esta red se encarga del procesamiento de los valores numéricos de la entrada, preparándolos para su uso posterior. Consta de las siguientes capas:
 1. **Entrada:** La entrada son dos valores numéricos (la distancia y el ángulo hacia la meta), obtenidos de los estados muestreados del *Experience Replay*.
 2. **Capas ocultas:** Tras la entrada, la red cuenta con **dos** capas densas (neuronas totalmente conectadas) de **diez** neuronas cada una, con función de activación ReLU. Estas capas de neuronas se encargan de procesar las entradas numéricas. El número de neuronas se ha obtenido a partir del número de entradas y salidas, siendo $2(\text{entrada} + \text{salida}) = 10$.
 3. **Salida:** La capa de salida es una única capa densa con tres neuronas, con función de activación lineal. De nuevo, se utiliza una función de activación lineal para que el valor de las neuronas de salida no se vea modificado de ninguna forma.
 Estas neuronas serán usadas posteriormente como entrada para otra red neuronal.
- **Red mixta (CNN + MLP):** Esta red toma las salidas de las dos redes anteriores, juntándolas y procesándolas para obtener las salidas finales de la red neuronal. La arquitectura de esta red es una red neuronal estándar, con las siguientes capas:
 1. **Concatenación / Entrada:** La entrada de la red es una concatenación de las salidas de las dos redes neuronales anteriores: **3** neuronas de la imagen procesada y **3** neuronas de los valores numéricos procesados, para un total de **6** neuronas. Esta capa no tiene ninguna función de activación.

Se ha decidido que ambas redes neuronales tengan el mismo número de

neuronas en la salida para que ambas partes del estado (imagen y valores numéricos) tuviesen la misma relevancia a la hora de obtener una salida. Además, se ha elegido usar **tres** neuronas en cada salida por tener un número pequeño de neuronas, pero suficientemente grande para que haya una expresión rica de características.

2. **Capas ocultas:** Tras la entrada, la red cuenta con **dos** capas densas de **32** neuronas, con funciones de activación ReLU.

Se ha optado por utilizar dos capas con un número moderado de neuronas frente a una capa con una gran cantidad de neuronas por ofrecer mejor rendimiento, dando la posibilidad con más capas de encontrar más relaciones entre datos.

3. **Salida:** La capa de salida es una capa densa de cuatro neuronas, donde cada neurona se corresponde con el valor Q de una de las cuatro acciones disponibles para el agente. Esta capa utiliza una función de activación lineal.

Se puede observar un esquema de la arquitectura en la Figura 4.6.

A diferencia de la propuesta anterior, la red neuronal ha sido implementada utilizando la librería *PyTorch*, estando disponible la implementación en el fichero *models/reactive_navigation.py*. Para las funciones usadas por la red durante su entrenamiento, se han usado algoritmos más novedosos que los de la propuesta anterior, siendo estos:

- **Función de inicialización de pesos:** Kaiming [66].
- **Función de optimización:** Adam [63].
- **Función de error:** Error de Huber [67].

Esta función es una variante del error cuadrático medio propuesta por Huber en 1964, siendo más resistente a los valores aislados. Concretamente, la función es cuadrática para valores residuales pequeños, mientras que se vuelve lineal para valores elevados.

Esta propuesta ha sido elegida como la arquitectura definitiva usada por el agente, al ofrecer mejores resultados en un tiempo de entrenamiento menor, sin ningún error ni problema durante la ejecución.

4.3. Actuación del agente

El proceso de actuación del agente está basado en el proceso de actuación estándar de un agente de *Deep Q-Learning* siguiendo el paradigma de exploración / explotación, pudiendo ser observado en la Figura 4.7.

Como ya se ha mencionado, la actuación del agente sigue el paradigma de exploración-explotación, usando ϵ como la variable que regula el proceso. ϵ se actualiza durante el entrenamiento tras cada episodio siguiendo la siguiente fórmula:

$$\epsilon = \max \left(\frac{(\epsilon_{init} - \epsilon_{min}) * porcentaje}{\epsilon_{min_porcentaje}} - \epsilon_{init}, \epsilon_{min} \right)$$

Donde ϵ_{init} es el valor inicial de ϵ (por defecto 1.0), ϵ_{min} es el valor mínimo alcanzado por ϵ (por defecto 0.05), $\epsilon_{min_porcentaje}$ es el porcentaje de episodios tras el cual el

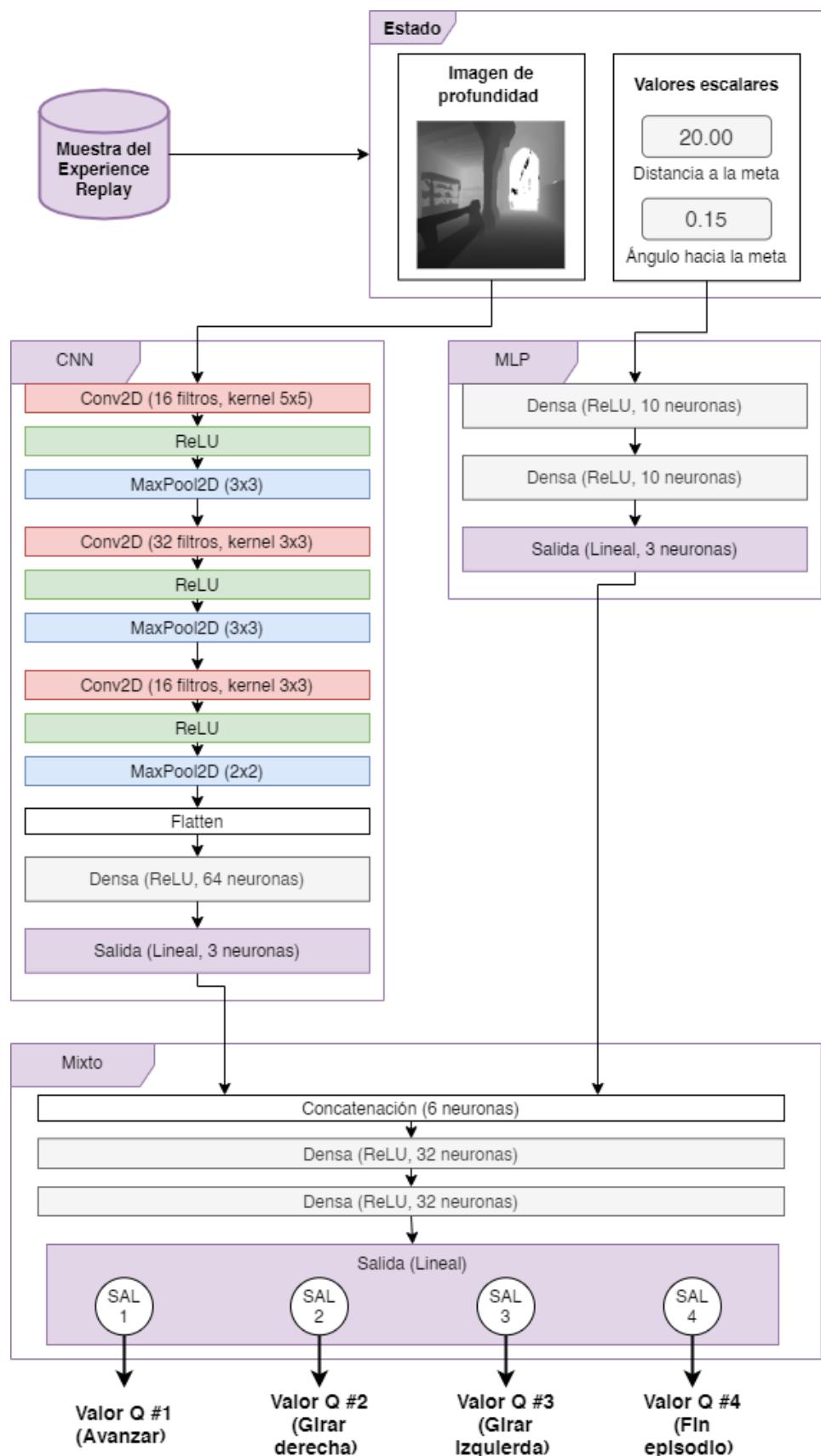


Figura 4.6: Arquitectura de la red neuronal - Propuesta 2 (Mixta).

Algoritmo 8: Actuación del agente

Entradas: Estado s , formado por una imagen de profundidad $depth$ y dos valores numéricos, la distancia a la meta $dist$ y el ángulo hacia la meta $angle$.

Variables internas del agente: Probabilidad de acción aleatoria ϵ , lista de acciones posibles $action_list$. El agente conserva una variable ϵ para el ratio de exploración / explotación.

1. Genera un valor aleatorio $rand$ en el rango $[0.0, 1.0]$.
 2. Si $rand < \epsilon$:
 - 2.1 Exploración. Se elige una acción $action$ de $action_list$ aleatoriamente, siguiendo una distribución uniforme.
 3. En otro caso ($rand \geq \epsilon$):
 - 3.1. Explotación. Procesa el estado s a través de la red neuronal, obteniendo la lista de valores Q para cada par estado-acción q_values .
 - 3.2. Elige la acción $action$ de $action_list$ que tenga el máximo valor en q_values .
 4. Devuelve $action$.
-

Figura 4.7: Proceso de actuación del agente.

valor de ϵ alcanzará ϵ_{min} (por defecto 0.8, el 80% de los episodios) y *porcentaje* es el porcentaje actual de episodios completados.

En esencia, el valor de ϵ decrece linealmente desde su valor inicial, ϵ_{init} , hasta su valor final, ϵ_{min} , conforme el agente completa episodios. El valor final será alcanzado tras completar el $\epsilon_{min_porcentaje} \%$ de los episodios (por ejemplo, para un entrenamiento de 10.000 episodios ϵ_{min} se alcanzaría a los 8000 episodios). El valor de ϵ no puede bajar de ϵ_{min} en ningún momento.

El objetivo es que en los primeros episodios el agente explore una gran cantidad de estados (**exploración**) mientras no tiene suficiente conocimiento como para tener una política de acciones de calidad. Conforme el agente completa episodios y adquiere conocimiento, se busca que éste empiece a aprovechar las experiencias previas en los episodios finales (**explotación**), efectuando menos acciones aleatorias y más acciones acordes a la política aprendida.

Cuando el agente es usado fuera de un entorno de entrenamiento (como puede ser durante su evaluación), el valor de ϵ se queda fijado como $\epsilon = 0$, para explotar totalmente la política sin ninguna acción aleatoria.

4.4. Entrenamiento del agente

En esta sección se describe el proceso seguido por el agente para realizar su entrenamiento. El agente ha sido entrenado utilizando el algoritmo de *Deep Q-Learning*, siendo el pseudocódigo del algoritmo el expuesto en la Figura 4.8.

Se ha optado por utilizar *Deep Q-Learning* frente a otras técnicas de aprendizaje por refuerzo profundo como *PPO* principalmente por familiaridad con la técnica. Además, *Deep Q-Learning* sigue ofreciendo buenos resultados en problemas de aprendizaje por refuerzo profundo, especialmente si se aplican mejoras como *Prioritized Experience Replay*.

Algoritmo 9: Entrenamiento del agente

Variables iniciales: Dos agentes, un agente conteniendo la red Q , $agente_q$, y un agente conteniendo la red objetivo, $agente_obj$. *Experience Replay* exp_replay donde se almacenan las experiencias del agente. Número total de episodios a realizar durante el entrenamiento, ep_total . ϵ , probabilidad de realizar una acción aleatoria.

1. Inicializa un contador, $cont_ep = 0$, para almacenar el numero de episodios realizados hasta el momento.
 2. Mientras $cont_ep < ep_total$:
 - 2.1 Inicializa el episodio $episodio$, obteniendo el estado inicial $estado$.
 - 2.2 Mientras $episodio$ no haya finalizado:
 - 2.2.1. $agente_q$ elige la acción $accion$ a realizar para $estado$ dependiendo de ϵ , usando el método descrito previamente.
 - 2.2.2. Se aplica $accion$ a $estado$, obteniendo una recompensa $recompensa$, un nuevo estado n_estado y un indicador de si n_estado es final, $final$.
 - 2.2.3. Se almacena $estado$, $accion$, $recompensa$, n_estado y $final$ en exp_replay .
 - 2.2.4. Se toma una muestra $batch$ de exp_replay , y se entrena al agente $agente_q$ a partir de $batch$, usando los resultados de $agente_q$ y $agente_obj$.
 - 2.2.5. $estado = n_estado$.
 - 2.3. Actualiza $agente_obj$ con los pesos de $agente_q$.
 - 2.4. Actualiza ϵ .
 - 2.5. $cont_ep++$.
 - 2.6. Documenta el proceso de entrenamiento.
 3. Devuelve los pesos de $agente_q$ como agente entrenado.
-

Figura 4.8: Proceso de entrenamiento del agente.

Se han planteado dos variantes para el entrenamiento, dependiendo de la técnica utilizada:

- Entrenamiento usando *Deep Q-Learning* estándar.
- Entrenamiento usando *Deep Q-Learning* con *Prioritized Experience Replay*.

A continuación, se describen los elementos principales del entrenamiento.

4.4.1. *Replay Memory* y memorización de la experiencia

El *Replay Memory* del agente se encarga de almacenar las experiencias previas del agente, para su muestreo posterior durante el entrenamiento. Estas experiencias son almacenadas con la forma $< s, a, r, s', f >$, siendo cada elemento:

- s : Estado inicial de la experiencia.
- a : Acción aplicada sobre el estado s .
- r : Recompensa obtenida tras aplicar la acción a al estado s .
- s' : Estado nuevo, alcanzado tras aplicar la acción a al estado s .
- f : Valor booleano que indica si s' es un estado final (ha provocado el final del

episodio) o no.

Internamente, el *Replay Memory* es una cola FIFO estándar de tamaño M (por defecto, 20000 posiciones) donde se introducen las experiencias. Cuando la cola se llena, la introducción de una nueva experiencia provocará que la experiencia más antigua sea eliminada. De esta forma, se evita que el conocimiento del agente se estanque al ir renovando las experiencias conforme se van experimentando nuevas experiencias.

Tras cada actuación del agente, se introduce la experiencia (los valores descritos anteriormente) en la memoria y se realiza un proceso de aprendizaje como se verá posteriormente.

La variante usando *Prioritized Experience Replay* presenta las siguientes diferencias:

- El *Replay Memory* pasa de almacenar directamente la experiencia $\langle s, a, r, s', f \rangle$ a una tupla (*experiencia, error*). En esta tupla, *experiencia* sigue teniendo la estructura $\langle s, a, r, s', f \rangle$, pero *error* simboliza el error que presenta la experiencia (siendo éste la diferencia entre los valores Q que se espera que devuelva la red para s y los valores Q realmente obtenidos).
- Cuando se inserta una experiencia en el *Replay Memory*, se inserta inicialmente como (*experiencia, ∞*) (es decir, un valor de error infinito). Esto se debe a que inicialmente no se conoce el error, por lo que se busca el error más alto posible para fomentar que el agente aprenda la experiencia.

4.4.2. Aprendizaje a partir de las experiencias

Tras la memorización de una experiencia, se realiza aprendizaje a partir de una muestra tomada del *Experience Replay*, viéndose el proceso general en la Figura 4.9.

Hay algunos detalles importantes que remarcar sobre el proceso:

- Por defecto, el tamaño de la muestra es de 64 experiencias. Se ha optado por no entrenar al agente hasta que el *Replay Memory* contenga al menos 64 experiencias, como en la propuesta original de *Deep Q Learning*, para evitar problemas con la subdivisión de las muestras (como se verá a continuación).
- El aprendizaje se realiza en *batch* (en paralelo). Esto significa que todas las muestras son pasadas a través de la red neuronal de forma simultánea, aprovechando el paralelismo ofrecido por las GPUs y mejorando el rendimiento.
- Para mejorar el uso en memoria, cada muestra se divide en submuestras de menor tamaño (por defecto, muestras de 64 experiencias se dividen en submuestras de 32 experiencias), que son pasadas consecutivamente por la red neuronal.

Esto se ha hecho para suprir los problemas de memoria que surgieron durante el entrenamiento (al no haber suficiente memoria para procesar todos los valores a través de la red neuronal al mismo tiempo), haciendo más eficiente el uso de memoria a costa del tiempo de entrenamiento. Aun así, el rendimiento es notablemente superior al de un entrenamiento no paralelo.

La variante usando *Prioritized Experience Replay* presenta las siguientes diferencias respecto a la Figura 4.9:

Algoritmo 10: Aprendizaje a partir de la experiencia (estándar)

Variables iniciales: *Experience Replay* exp_replay . Dos agentes, el agente con la red neuronal Q_{agente_q} y el agente con la red neuronal objetivo $agente_obj$. γ , el peso dado a las nuevas experiencias en *Deep Q-Learning*.

1. Obtén una muestra *muestra* de exp_replay , de tamaño M . Si $tamao(exp_replay) < M$ **finaliza el proceso sin aprender**.
2. Obtén los valores Q_{Q_s} para los estados actuales contenidos en M usando al agente Q_{agente_q} .
3. Obtén los valores $Q_{Q_s'}$ para los estados alcanzados contenidos en M usando al agente objetivo $agente_obj$.
4. Para cada experiencia exp de la muestra M , donde exp_a es la acción tomada en exp , exp_r es la recompensa obtenida en exp , exp_f es la indicación de si exp fue final y exp_q y exp_q' son los valores Q para el estado actual y alcanzado de exp (calculados previamente en Q_s y Q_s' respectivamente):
 - 4.1. Actualiza el valor Q asociado a la acción exp_a en exp_s siguiendo la siguiente fórmula:

$$exp_q(exp_a) = \begin{cases} exp_r, & \text{si } exp_f \text{ (si la experiencia es final)} \\ exp_r + \gamma * max(exp_q'), & \text{en cualquier otro caso} \end{cases}$$

5. Actualiza las predicciones de $agente_q$ para los estados actuales de M usando las nuevas predicciones exp_q (usando retropropagación).

Figura 4.9: Proceso de aprendizaje a partir de las experiencias (estándar).

- El muestreo de experiencias no sigue una distribución uniforme, sino que sigue la siguiente distribución, siendo la probabilidad de elegir una experiencia i :

$$P(i) = \frac{p_i^\alpha}{\sum_k p_k^\alpha}$$

Donde p_i es la prioridad de la experiencia i (siendo $p_i = \frac{1}{rango(i)}$, donde $rango(i)$ es la posición de la experiencia i en el *Replay Memory* si éste se ordena de mayor a menor error) y α es una constante que indica el grado de priorización (por defecto 0.5).

Esto significa que las experiencias con mayor error tienen más probabilidad de ser muestreadas.

- Los valores Q actualizados son normalizados con un peso w_i , siendo el peso de la experiencia i :

$$w_i = \left(\frac{1}{N} \frac{1}{P(i)} \right)^\beta$$

Donde N es el número total de experiencias en el *Replay Memory* y β es un factor para ajustar la influencia del peso (por defecto 0.5).

Por tanto, la actualización de valores Q en el punto **4.1** pasa a ser:

$$exp_q(exp_a) = \begin{cases} exp_r * w_i, & \text{si } exp_f \text{ (si la experiencia es final)} \\ (exp_r + \gamma * max(exp_q')) * w_i, & \text{en cualquier otro caso} \end{cases}$$

- Tras la actualización de los pesos de la red neuronal Q , los errores de las experiencias muestreadas del *Replay Memory* son actualizados. Estos errores son calculados usando el error cuadrático medio, siendo la fórmula:

$$\text{error} = (q_{\text{esperado}} - q_{\text{obtenido}})^2$$

4.4.3. Documentación del entrenamiento

Al final de cada episodio, el agente documenta el progreso durante el entrenamiento, imprimiendo en un fichero las siguientes métricas:

- ID del episodio.
- Duración del episodio (en segundos).
- Número de acciones realizadas durante el episodio.
- Distancia inicial y final hasta la meta.
- Distancia recorrida hasta la meta ($dist_{\text{inicial}} - dist_{\text{final}}$). Este valor puede ser negativo si la posición final del agente es más lejana que la inicial.
- Exitoso (**Verdadero** si el agente ha alcanzado la meta, **Falso** en cualquier otro caso).
- Recompensa media obtenida.

A partir de estas métricas se realizará un análisis del rendimiento del agente durante el entrenamiento en el siguiente capítulo.

Además, el agente almacena registros de su progreso durante el entrenamiento (*checkpoints*), almacenando un total de **100** *checkpoints* a lo largo de todo el entrenamiento (aproximadamente uno cada 150 episodios). Estos *checkpoints* (ficheros de formato *.pt*) contienen la siguiente información:

- Los pesos de la red neuronal objetivo.
- El fichero de configuración que se estaba utilizando durante el entrenamiento.

A partir de estos *checkpoints* es posible reanudar el entrenamiento en cualquier momento, y usarlos como los pesos finales para el agente entrenado.

4.5. Implementación

En esta sección se comenta la implementación realizada del agente, centrándose en las dependencias para el uso del código y en la estructura de los ficheros del proyecto.

El proyecto ha sido desarrollado en *Python 3.6*. La implementación completa se encuentra disponible de forma pública en el siguiente repositorio de *GitHub*: https://github.com/MoonDollLuna/drlearning_navigation

4.5.1. Dependencias

El código desarrollado ha sido ejecutado utilizando la siguiente configuración de *hardware*, *software* y sistema operativo:

- **Sistema operativo:** Ubuntu *v20.04* (Focal Fossa).
- **Tarjeta gráfica:** NVidia GTX 1660 Ti.
- **Driver de NVidia:** *v470.57.02* (CUDA *v11.4*).
- **CUDA:** *v10.1.243*.
- **cuDNN:** *v7.6.5* para CUDA 10.1.
- **Python:** *v3.6.13*.

Además, se usa las siguientes versiones de las librerías de *Python*:

- *habitat / habitat-sim*: *v0.2.1* (Habitat 2.0).
- *opencv-python*: *v4.5.3.56*.
- *numpy*: *v1.19.5*.
- *torch*: *v1.9.0*.

El código desarrollado ha sido probado únicamente en esta configuración, no pudiendo garantizarse un funcionamiento adecuado con versiones o componentes distintos a los mencionados.

4.5.2. Estructura del código

La estructura del código desarrollado para el proyecto, detallando los componentes contenidos en cada fichero, es la siguiente:

- **agents/reactive_navigation_agent.py**: Incluye la implementación del agente reactivo usado durante la evaluación, para ser evaluado con los *benchmarks* de *Habitat*.
- **configs**: Incluye todos los ficheros de configuración usados (para todas las posibles configuraciones de entrenamiento y para evaluación).
- **envs/reactive_navigation_env.py**: Incluye el entorno específico implementado para el entrenamiento del agente, incluyendo la generación de recompensas descrita en este capítulo.
- **models/experience_replay.py**: Incluye la implementación de estado, experiencia y *Replay Memory* (tanto la versión estándar como la priorizada) usadas durante el entrenamiento del agente reactivo.
- **models/reactive_navigation.py**: Incluye la implementación de la arquitectura del agente como tal (la red neuronal descrita en la segunda aproximación), junto a los métodos necesarios para facilitar su uso (entrenamiento y actuación).
- **trainers/reactive_navigation_trainer.py**: Incluye la implementación del entrenador del agente. Se ha implementado una versión propia de *Deep Q-Learning*, adaptada al flujo de trabajo de *Habitat*.
- **utils/log_manager.py**: Incluye la implementación del gestor del *log*, encargado de registrar en un fichero de texto los resultados del agente durante el entrenamiento.

Diseño del agente

- **weights:** Incluye todos los pesos pre-entrenados de las variantes propuestas del agente, junto a pesos pre-entrenados para un agente usando *PPO* implementado por *Habitat*.
- **navigation.py:** Incluye la implementación del entorno de trabajo del proyecto, encargándose de lanzar las ejecuciones del simulador en el modo que sea necesario (entrenamiento, evaluación o generación de vídeo).

Capítulo 5

Experimentación

En este capítulo se expone la experimentación realizada para la evaluación del agente propuesto.

Se empieza ofreciendo los detalles de la experimentación, centrándose en los parámetros utilizados y los experimentos a realizar. Tras esto, se muestran los resultados obtenidos por las dos familias de agentes propuestas (estándares y priorizadas), mostrando además los experimentos que llevaron a la elección del conjunto de datos. Finalmente, se realiza una comparativa de los mejores agentes de cada familia, comparando su rendimiento durante el entrenamiento y al enfrentarse a problemas nuevos, analizando los resultados obtenidos.

5.1. Detalles de la experimentación

En esta sección se describen los principales detalles de la experimentación: los **parámetros** a utilizar durante los experimentos, las **métricas** a medir y los **experimentos** que se ha optado por realizar.

5.1.1. Parámetros generales utilizados

Si bien hay algunos parámetros que varían entre experimentos, la gran mayoría de éstos son reutilizados por toda la experimentación. Para facilitar la reproducibilidad, estos parámetros serán descritos a continuación, mostrando sus valores y su significado.

Los parámetros utilizados y su origen se pueden observar en las siguientes tablas:

- Parámetros usados por *Deep Q-Learning* en el Cuadro 5.1.

Los parámetros están basados en los parámetros originales propuestos por DeepMind en su artículo original [22], ajustados experimentalmente para adaptarse al problema.

- Parámetros usados durante el preprocesamiento de imágenes en el Cuadro 5.2.

Los parámetros se han elegido manualmente mediante experimentación para ajustarse a las necesidades del problema.

- Parámetros usados durante la generación de las recompensas en el Cuadro 5.3.

5.1. Detalles de la experimentación

Los parámetros están basados en los parámetros originales propuestos por Carlos Sampedro *et al.* en su trabajo original [1], adaptándose de forma experimental a las necesidades del proyecto.

Hiperparámetro	Valor	Descripción
seed	0	Semilla usada para los experimentos
learning_rate	0.001	Ratio de aprendizaje de la red neuronal
gamma (γ)	0.99	Ratio de aprendizaje de DQL
epsilon (ϵ)	1.00	Probabilidad inicial de realizar una acción aleatoria
min_epsilon (ϵ_{min})	0.05	Probabilidad final de realizar una acción aleatoria (tras min_epsilon_percentage episodios)
min_epsilon_percentage (<i>min_epsilon</i>)	0.8	Porcentaje de episodios tras el cual epsilon alcanza min_epsilon (tras el 80 % de los episodios alcanza min_epsilon)

Cuadro 5.1: Parámetros generales de *Deep Q-Learning*.

Hiperparámetro	Valor	Descripción
trim	35	Número de píxeles recortados a la imagen por los extremos inferior y superior
obstacle_threshold	0.15	Umbral en la cámara de profundidad a partir del cual se consideran obstáculos (los objetos a menos de obstacle_threshold son obstáculos)
min_contour_area	250	Área mínima (en píxeles) de un contorno para ser considerado obstáculo

Cuadro 5.2: Parámetros generales del procesamiento de imágenes.

Hiperparámetro	Valor	Descripción
obstacle_distance (l_{max})	2	Distancia aproximada (en metros) a la que se encuentra un obstáculo en el umbral de detección
attraction_gain (α)	100	Ganancia aplicada a la fuerza atractora para aumentar su influencia
repulsive_gain (β)	15	Ganancia aplicada a la fuerza repulsiva para aumentar su influencia
repulsive_limit (k)	0.04	Valor usado para limitar la influencia de la fuerza repulsiva
repulsive_goal_influence (d_{infl})	0.75	Porcentaje usado para limitar la influencia de la fuerza repulsiva Si la distancia a la meta es menor que $l_{max} * d_{infl}$, la fuerza repulsiva se ve disminuida
success_reward	10	Recompensa por un episodio con éxito
failure_penalty	-100	Penalización por un episodio fallido o una colisión

Cuadro 5.3: Parámetros generales de la generación de recompensas.

Los parámetros específicos usados por cada experimento serán detallados durante la definición de los experimentos a realizar. La lista concreta y completa de los parámetros de cada experimento está disponible en el fichero de configuración correspondiente.

5.1.2. Experimentos realizados

Se ha optado por realizar un total de **ocho** experimentos, dividiendo estos experimentos en dos grandes grupos:

- **Entrenamiento de agentes estándares:** Estos experimentos consisten en el entrenamiento de agentes utilizando una versión estándar de **Deep Q-Learning**

Experimentación

(sin ninguna de las mejoras propuestas) durante un total de **15000** episodios. Estos agentes cuentan con un *Replay Memory* de **20000** entradas, usando muestras de **64** experiencias por entrenamiento.

Especificamente, se han entrenado las siguientes combinaciones de parámetros:

- Recompensa de contornos / Sin colisiones.
 - Recompensa de contornos / Con colisiones.
 - Recompensa de columnas (8 columnas) / Sin colisiones.
 - Recompensa de columnas (8 columnas) / Con colisiones.
- **Entrenamiento de agentes priorizados:** Estos experimentos consisten en el entrenamiento de agentes utilizando **Deep Q-Learning** con **Prioritized Experience Replay** (muestreando las experiencias con más error) durante un total de **3000** episodios. Estos agentes cuentan con un *Replay Memory* de **5000** entradas, usando muestras de **32** experiencias por entrenamiento. Además, *Prioritized Experience Replay* utiliza parámetros $\alpha = 0.5$ y $\beta = 0.5$.

Especificamente, se han entrenado las siguientes combinaciones de parámetros:

- Recompensa de contornos / Sin colisiones.
- Recompensa de contornos / Con colisiones.
- Recompensa de columnas (8 columnas) / Sin colisiones.
- Recompensa de columnas (8 columnas) / Con colisiones.

El motivo de que el entrenamiento de estos agentes haya sido más corto y limitado (a nivel de tamaño del *Replay Memory*) es las limitaciones en la capacidad computacional disponible durante el entrenamiento. El algoritmo es notablemente más lento y requiere una mayor cantidad de memoria, por lo que fue necesario reducir la envergadura de los experimentos para permitir acabarlos en un tiempo razonable.

Tras la experimentación de ambos grupos, se realizan comparaciones del rendimiento de los dos mejores agentes de cada grupo durante **3000** episodios, para compararlos en condiciones de igualdad. Finalmente, se comparará el rendimiento de todos los agentes junto a varios *benchmarks* ofrecidos por *Habitat* (incluyendo varios agentes aleatorios y heurísticos y un agente implementando *Proximal Policy Optimization*) para estudiar el rendimiento de cada agente al enfrentarse a problemas reales.

Todos los experimentos han sido realizados usando el conjunto de datos *Gibson*, al ser éste considerado un conjunto de datos más simple que *Matterport3D* [2]. Además, se ha realizado una experimentación breve (detallada en la próxima sección) que apoya esta decisión.

5.1.3. Gráficos generados durante el entrenamiento

Como ya se mencionó en el capítulo anterior, el proceso de entrenamiento del agente almacena las siguientes métricas en un fichero de *log* al final de cada episodio:

- Número del episodio.

- Duración del episodio (en segundos).
- Número de acciones realizadas durante el episodio.
- Distancia inicial y final hasta la meta.
- Distancia recorrida hasta la meta ($dist_inicial - dist_final$).
- Exitoso (**Verdadero** si el agente ha alcanzado la meta, **Falso** en cualquier otro caso).
- Recompensa media obtenida.

Ahora bien, no todas estas métricas son comparables de forma honesta. Por ejemplo, al tener cada episodio una distancia inicial distinta, la distancia recorrida no se puede comparar de forma directa. Por tanto, se ha optado por transformar algunas de las métricas para poder realizar una comparación más justa, generando los siguientes **gráficos** durante el entrenamiento:

- Diagrama de líneas de la **duración cumulativa por episodio** (en segundos).
- Diagrama de líneas de las acciones realizadas por episodio.
- Diagrama de líneas del **porcentaje de distancia recorrido** hasta la meta.

Este porcentaje, en el rango [0.0, 1.0], indica el porcentaje total de distancia recorrido desde la posición inicial hasta la meta. Como ejemplo, un agente con distancia inicial de 10 metros y distancia final de 5 metros tendría un porcentaje de 0.5.

Se utiliza un porcentaje para normalizar la distancia recorrida por cada agente, cambiando la unidad de metros (no indicativa debido a la variabilidad en la longitud total de los episodios) a un porcentaje indicando la cantidad de episodio completada.

- Diagrama de líneas de recompensa media por episodio.
- Diagrama de barras del **número total de episodios completados con éxito**.

Este diagrama permite comparar el rendimiento de los agentes de forma más simple que intentar interpretar el diagrama de distancias para observar los episodios completados.

Todos los diagramas de líneas han sido **suavizados** usando como datos la **media de los valores de los últimos 50 episodios**. De esta forma se reduce notablemente el ruido en las gráficas (haciéndolas más legibles) sin perder la información recogida en éstos.

5.1.4. Métricas usadas durante la evaluación

Para la evaluación del rendimiento de los agentes entrenados, se mide el valor medio de las siguientes métricas durante **100** episodios en entornos no usados durante el entrenamiento:

- Distancia a la meta (en metros).
- Tasa de éxito.

Experimentación

- Success weighted by Path Length (*SPL*).
- *SPL* suavizado.
- Número de colisiones.

Además, se ofrecen vídeos mostrando el rendimiento de los agentes en los entornos, para poder observar de forma directa el comportamiento de los agentes entrenados.

5.2. Resultados obtenidos

En esta sección se muestran los resultados obtenidos para cada grupo de experimentos mencionado previamente. Además, se muestra un breve análisis de los resultados que propiciaron elegir *Gibson* como conjunto de datos.

5.2.1. Elección del conjunto de datos

Para estudiar la elección del conjunto de datos, se ha comparado el rendimiento de dos agentes equivalentes (*Deep Q-Learning* básico sin colisiones con recompensas de contornos) durante **15000** episodios de entrenamiento, con especial interés en los episodios completados con éxito y la distancia recorrida hasta la meta.

Como se puede ver inmediatamente en la Figura 5.1, el agente entrenado usando *Gibson* es capaz de completar una cantidad de episodios notablemente superior a la de su equivalente entrenado con *Matterport3D*. Concretamente, el agente de *Gibson* completa con éxito aproximadamente **160 episodios** - alrededor de cuatro veces más episodios que el agente de *Matterport3D*, completando **40 episodios**.

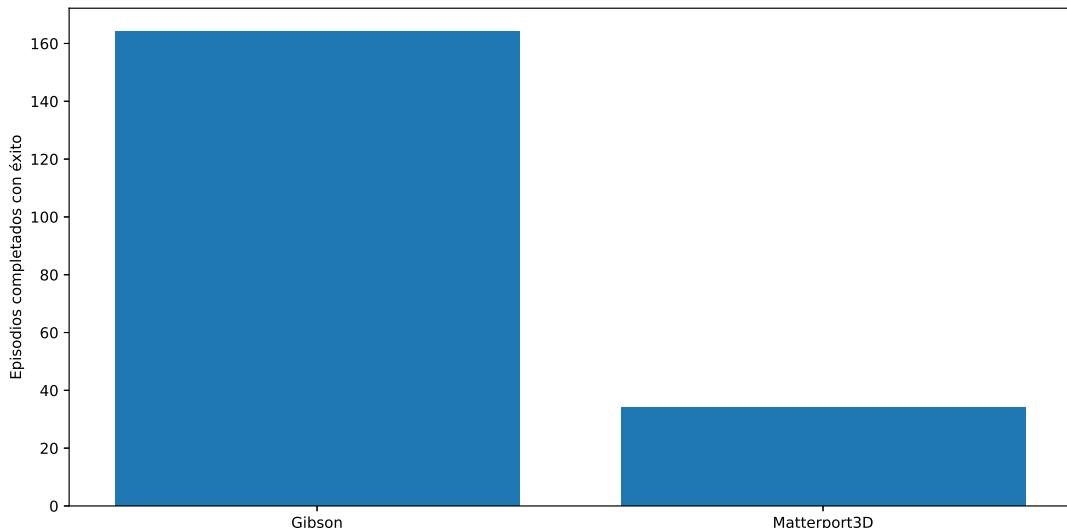


Figura 5.1: Comparativa de conjuntos de datos - Episodios completados con éxito.

Por otra parte, si se compara el porcentaje de distancia recorrida por episodio, como se puede ver en la Figura 5.2, se puede ver un comportamiento más parecido entre ambos agentes. Los dos agentes empiezan a aumentar la distancia recorrida aproximadamente a partir de los 6000 episodios, creciendo hasta la franja de los 12000 episodios. Ahora bien, tras ese punto el rendimiento del agente de *Matterport3D* baja notablemente, pasando a ser el agente de *Gibson* ligeramente superior en esta métrica.

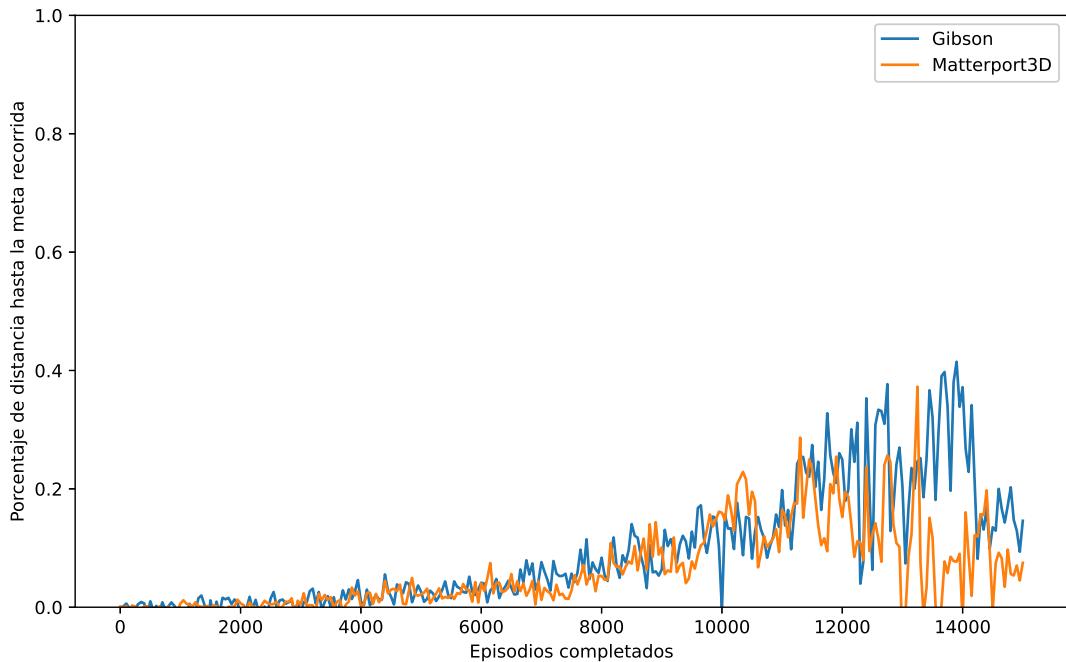


Figura 5.2: Comparativa de conjuntos de datos - Distancia recorrida por episodio.

Estas dos comparativas, junto a la experiencia previa de otros autores comparando ambos conjuntos de datos [2] justifica nuestra elección de *Gibson* como conjunto de datos para el entrenamiento, siendo éste el conjunto más simple y que mejores resultados ofrece.

5.2.2. Agentes con *Deep Q-Learning* estándar

En la Figura 5.3 se pueden ver las tasas de acierto de los cuatro agentes de esta propuesta. Se puede observar claramente que el agente usando **contornos** es el que más episodios ha sido capaz de completar (aproximadamente **160 episodios**), siendo dos veces superior al siguiente mejor agente, el agente usando **columnas** (con aproximadamente **80 episodios**). El agente usando **contornos con colisiones** obtiene resultados similares al agente de columnas, pero ligeramente inferiores (con aproximadamente **60 episodios**). Finalmente, el agente de **columnas con colisiones** ofrece el peor resultado con cerca de **20 episodios**, siendo notablemente peor al resto de agentes.

A primera vista se ve que la propuesta de recompensa original (usando contornos para identificar obstáculos) ofrece los mejores resultados al agente. Ahora bien, también se puede ver que el uso de detección de colisiones empeora el resultado considerablemente, en contra de su efecto en el trabajo original de Carlos Sampedro *et al.* [1]. Esto puede deberse a la mayor complejidad de los escenarios del conjunto de datos, donde las colisiones pueden resultar inevitables, provocando que el agente acabe en un bucle evitando colisiones sin lograr llegar a la meta en ningún momento.

Experimentación

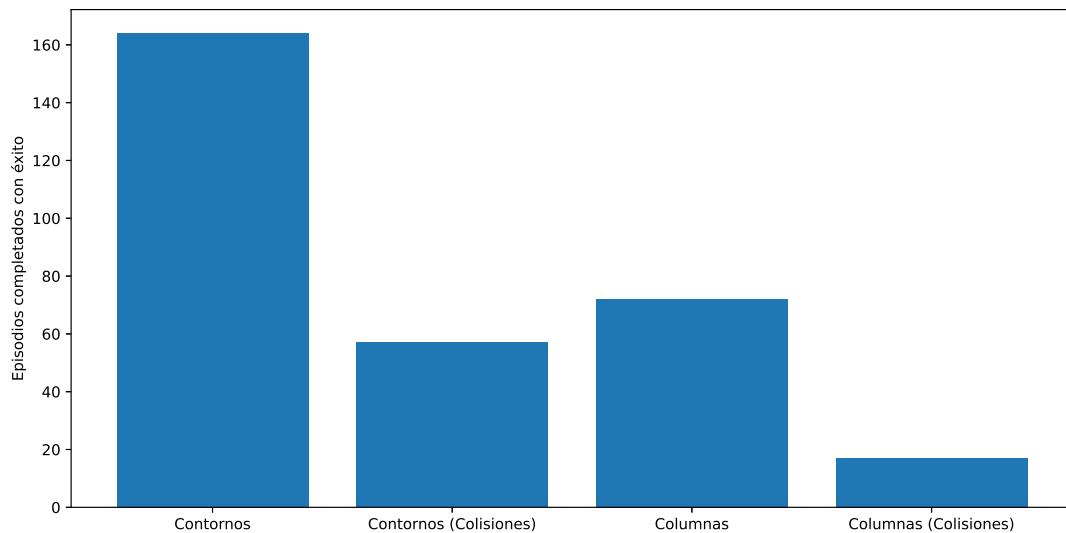


Figura 5.3: Agentes estándares - Episodios completados con éxito.

Comparando los tiempos de entrenamiento - disponibles en la Figura 5.4 - se pueden distinguir dos grupos claros: los agentes sin colisiones (usando **contornos** y **columnas**) siguen una curva prácticamente idéntica, necesitando aproximadamente **12** horas para sus entrenamientos, con un aumento rápido alrededor de los 12000 episodios que se empieza a normalizar hacia los 14000 episodios.

En cambio, los agentes con colisiones acaban su entrenamiento en menor tiempo, siendo más lento el agente de **columnas con colisiones** que su equivalente usando contornos. Como se verá a continuación, esto se debe al número de acciones realizadas.

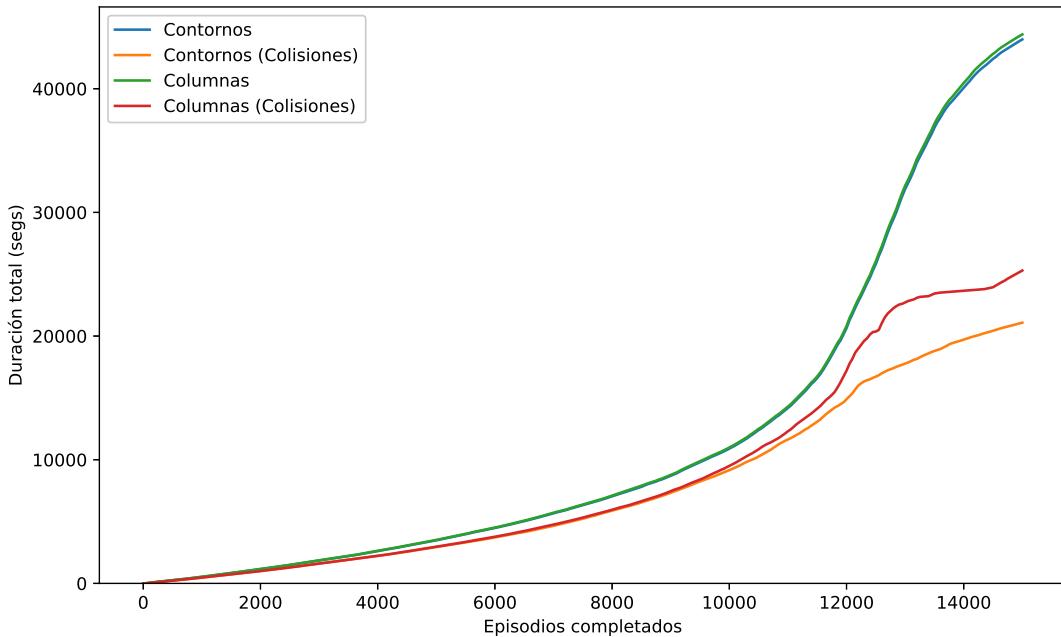


Figura 5.4: Agentes estándares - Tiempo total de entrenamiento.

Estudiando las acciones realizadas por episodio - disponibles en la Figura 5.5 - se

5.2. Resultados obtenidos

puede ver que el comportamiento de todos los agentes es similar hasta aproximadamente los 10000 episodios, aumentando paulatinamente el número de acciones realizadas conforme los agentes aprenden.

Ahora bien, a partir de ese punto se vuelven a separar los agentes en dos grupos, agentes con y sin colisiones. Los agentes sin colisiones de nuevo presentan gráficas prácticamente idénticas, teniendo un gran pico de acciones alrededor de los 12000 episodios, a partir del cual se vuelve a reducir rápidamente el número de acciones realizadas hasta los niveles previos al pico. Este pico corresponde aproximadamente con el punto en el que se alcanza el valor mínimo de epsilon, lo que puede indicar que la política del agente lo lleva a acabar los episodios rápidamente.

Los agentes con colisiones presentan un pico similar pero menos pronunciado, realizando el agente de **columnas con colisiones** un mayor número de acciones que su equivalente por contornos (si bien el número de acciones de ambos agentes es inestable). Ahora bien, tras su pico, el número de acciones realizadas por ambos agentes baja a niveles inferiores a los existentes antes del pico, aunque el agente de **columnas con colisiones** acaba recuperándose hasta llegar a un número similar al de los agentes sin colisiones.

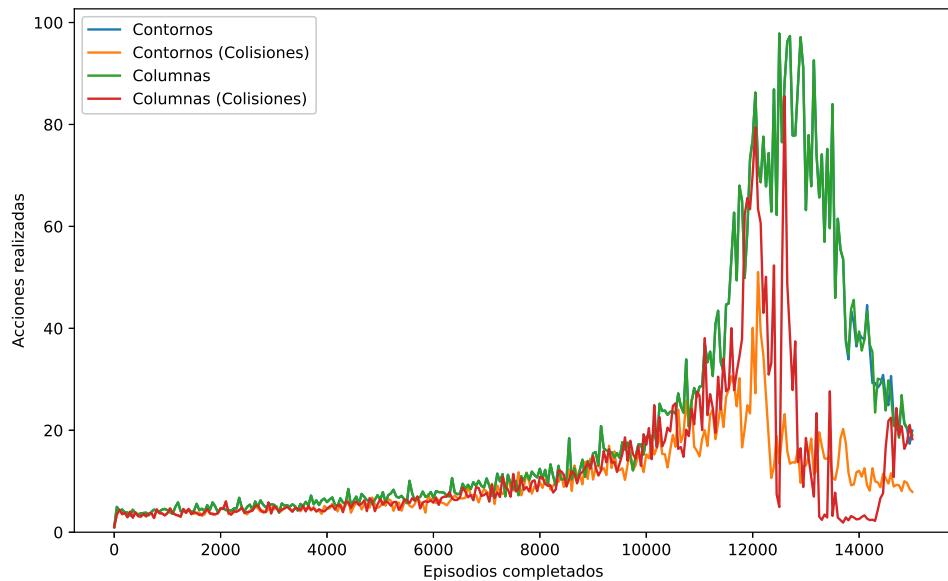


Figura 5.5: Agentes estándares - Acciones realizadas por episodio.

Comparando el porcentaje de distancia recorrida por episodio - disponible en la Figura 5.6 - es posible ver cómo los agentes empiezan a aumentar la distancia recorrida lentamente durante el entrenamiento, teniendo todos gráficas similares (si bien ruidosas) hasta los 10000 episodios.

Tras este punto, el rendimiento de los cuatro agentes empieza a mejorar pero de forma muy inestable, con picos superiores e inferiores en un rango amplio (entre el 0.0 y el 0.4). Tras aproximadamente 14000 episodios, la distancia recorrida por los agentes se acaba normalizando, ofreciendo los mejores resultados los agentes de **contornos sin y con colisiones**, recorriendo cerca del 20 % de la distancia de los episodios. El agente de **columnas sin colisiones** ofrece resultados peores pero que empiezan a mejorar al final, acabando cerca del 15 % de la distancia. Finalmente, el

Experimentación

agente de **columnas con colisiones** empeora hasta ser incapaz de avanzar durante los episodios, quedándose alrededor del 0 % de la distancia recorrida (posiblemente incluso alejándose de la meta).

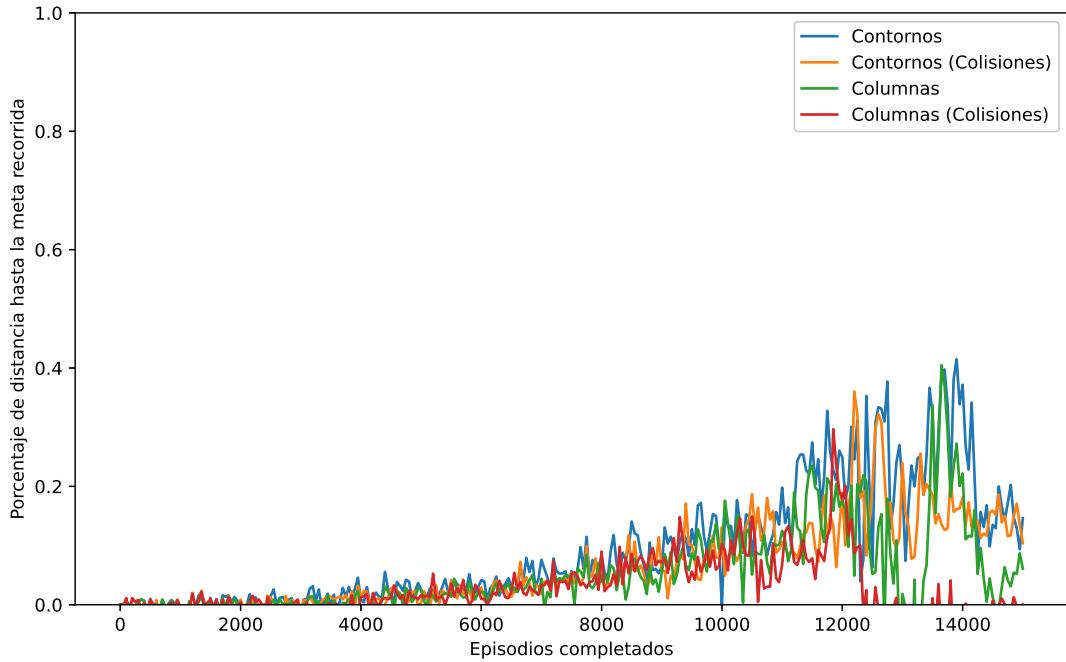


Figura 5.6: Agentes estándares - Distancia recorrida por episodio.

Finalmente, si se comparan las recompensas medias por episodio - disponibles en la Figura 5.7 - se puede ver cómo la recompensa media mejora progresivamente hasta alcanzar los 12000 episodios aproximadamente (sin llegar a ser positiva en ningún momento). Este aumento se corresponde con el comportamiento observado del número de acciones y de la distancia recorrida.

A partir de ese punto, los agentes sin colisiones (**contornos** y **columnas**) tienen un valle (correspondiendo con el pico de acciones) a partir del cual empieza a descender la recompensa media por episodios. La recompensa media del agente de **contornos con colisiones** también presenta el valle y caída, si bien su recompensa media en general es inferior a la de los agentes sin colisiones.

El comportamiento más inesperado lo presenta el agente de **columnas con colisiones**, desplomándose su recompensa media en los 2500 últimos episodios, llegando a niveles inferiores a los valores iniciales (correspondiéndose con el bajo rendimiento del agente en la distancia). Aun así, estas recompensas se acaban recuperando, alcanzando el nivel aproximado del resto de agentes a los 15000 episodios.

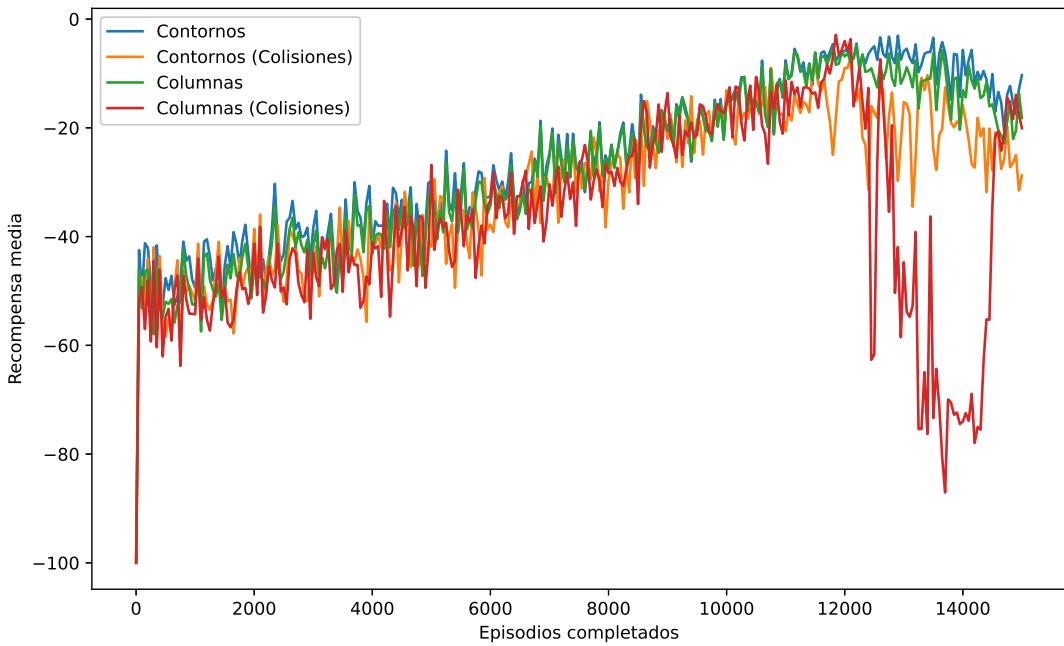


Figura 5.7: Agentes estándares - Recompensa media por episodio.

5.2.3. Agentes con Deep Q-Learning priorizado

En la Figura 5.8 se pueden ver las tasas de acierto de los cuatro agentes de esta propuesta. De nuevo, el mejor resultado lo ofrece el agente de **contornos sin colisiones**, completando aproximadamente **14** episodios con éxito. En comparativa, el resto de agentes ofrece resultados peores, siendo los siguientes mejores agentes (**contornos con colisiones** y **columnas sin colisiones**) aproximadamente cinco veces peores, con **3** episodios realizados con éxito. Finalmente el agente de **columnas con colisiones** ofrece los peores resultados, completando un único episodio con éxito.

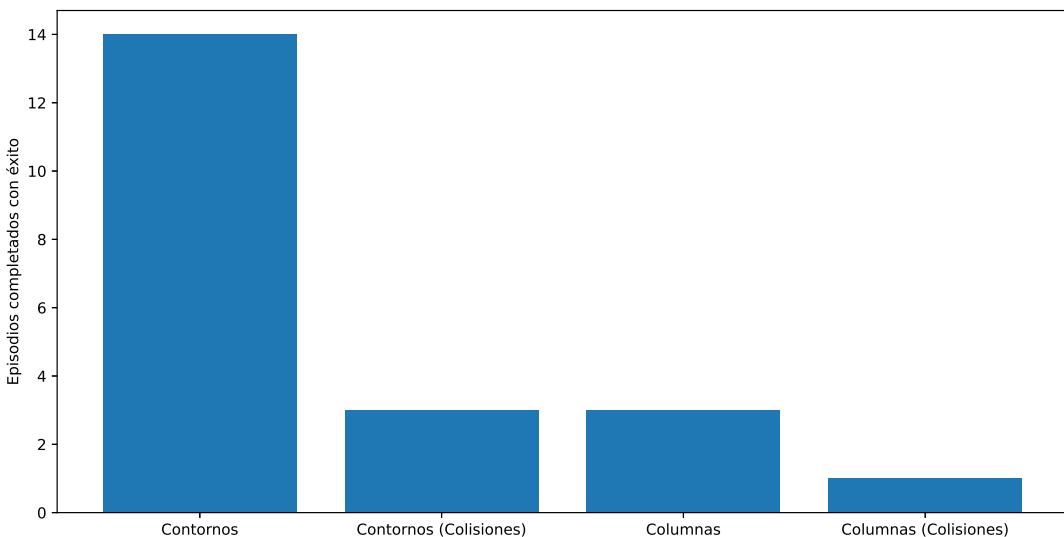


Figura 5.8: Agentes priorizados - Episodios completados con éxito.

Los resultados son similares a los agentes de la primera propuesta, siendo la mejor

Experimentación

opción la detección de obstáculos por contornos sin usar colisiones. Ahora bien, aunque puede parecer que los resultados son mucho peores a la primera aproximación (únicamente **14** episodios frente a los **160** del mejor agente), hay que tener en cuenta que los agentes priorizados han sido entrenados únicamente durante 3000 episodios, no pudiendo realizarse una comparación directa.

Si se comparan los tiempos de entrenamiento - disponibles en la Figura 5.9 - se ve cómo los agentes sin colisiones (**contornos** y **columnas**) presentan un tiempo de entrenamiento prácticamente idéntico, siendo el más elevado de todos los agentes (tardando aproximadamente **6** horas en realizar el entrenamiento).

Ahora bien, en esta ocasión los agentes con colisiones se desmarcan entre ellos en la duración de su entrenamiento, siguiendo el agente de **columnas con colisiones** una trayectoria parecida a la de los agentes sin colisiones pero de menor altura, mientras que el tiempo de entrenamiento del agente de **contornos con colisiones** (el más rápido de todos) no tiene un crecimiento tan súbito como el resto de agentes.

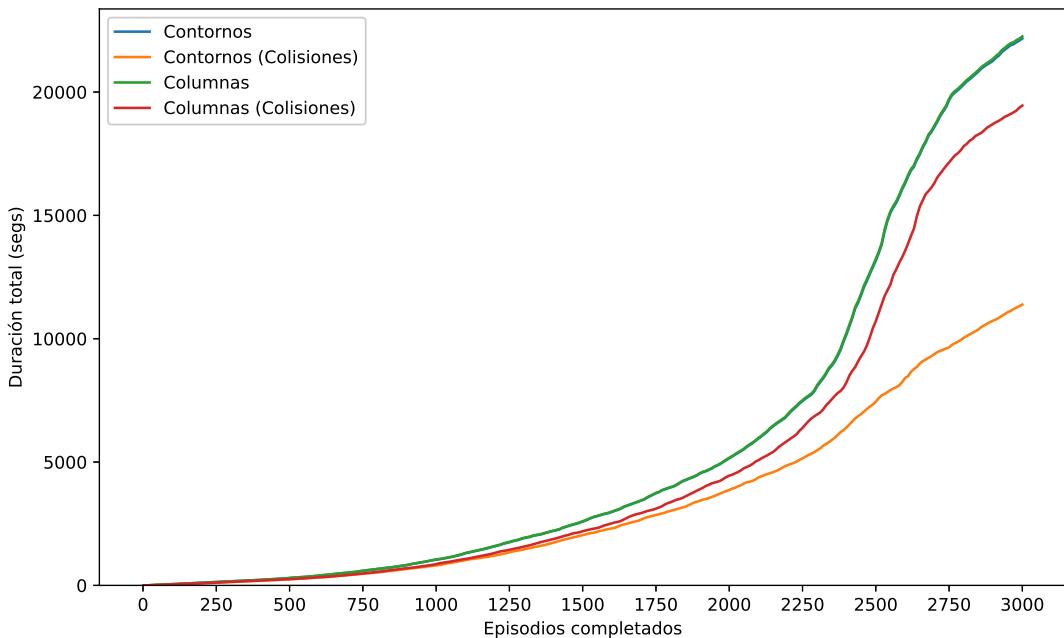


Figura 5.9: Agentes priorizados - Tiempo total de entrenamiento.

Comparando las acciones realizadas por los agentes - como se puede ver en la Figura 5.10 - el comportamiento de los cuatro agentes es similar, teniendo un número de acciones (alrededor de **10** por episodio) constante hasta los 2000 episodios.

A partir de este punto, los agentes se empiezan a separar, siendo los agentes sin colisiones (**contornos** y **columnas**) los que más acciones realizan, con un pico de alrededor de **175** acciones por episodio a los 2500 episodios. Tras este pico el número de acciones vuelve a decrecer hasta estabilizarse alrededor de **25** acciones.

En los agentes con colisiones, el agente por **columnas** presenta un comportamiento similar, con un pico menor pero alcanzando unas acciones similares a los dos agentes anteriores. Ahora bien, el agente de **contornos con colisiones** no presenta un pico, manteniéndose el número de acciones alrededor de **25** todos los episodios hasta el final del entrenamiento.

5.2. Resultados obtenidos

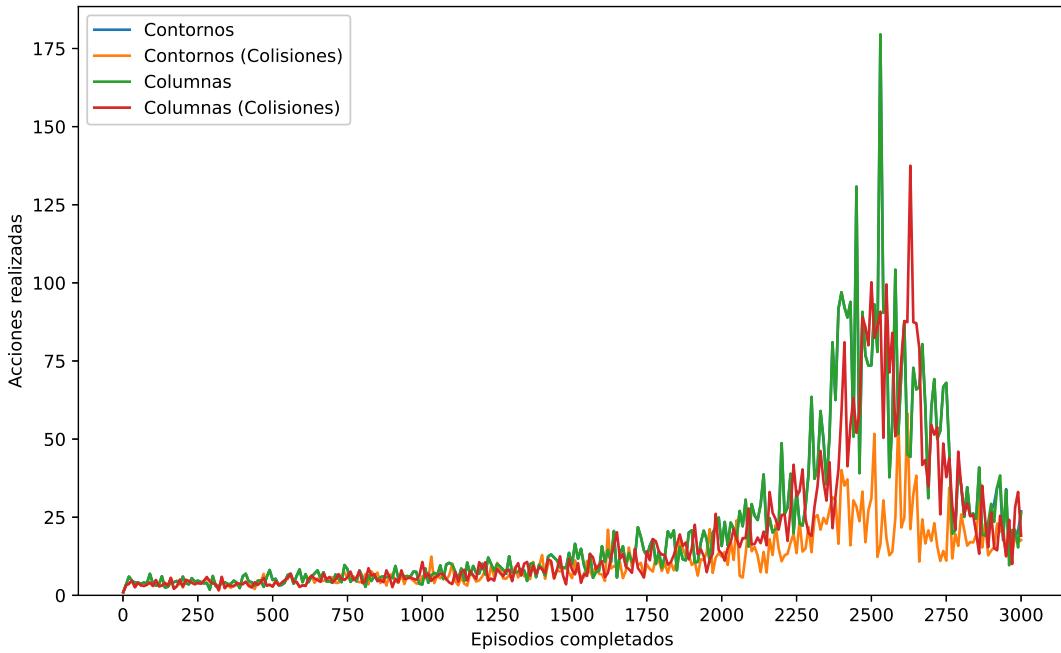


Figura 5.10: Agentes priorizados - Acciones realizadas por episodio.

Estudiando el porcentaje de distancia recorrida por cada agente - disponible en la Figura 5.11 - se puede ver como todos los agentes presentan un comportamiento similar durante todo el entrenamiento: la distancia recorrida media aumenta lentamente durante todo el entrenamiento, siendo esta distancia inestable en el rango de los 2000 a los 2750 episodios. Tras esto, el porcentaje medio de distancia recorrida se normaliza alrededor del 10 % de la distancia total.

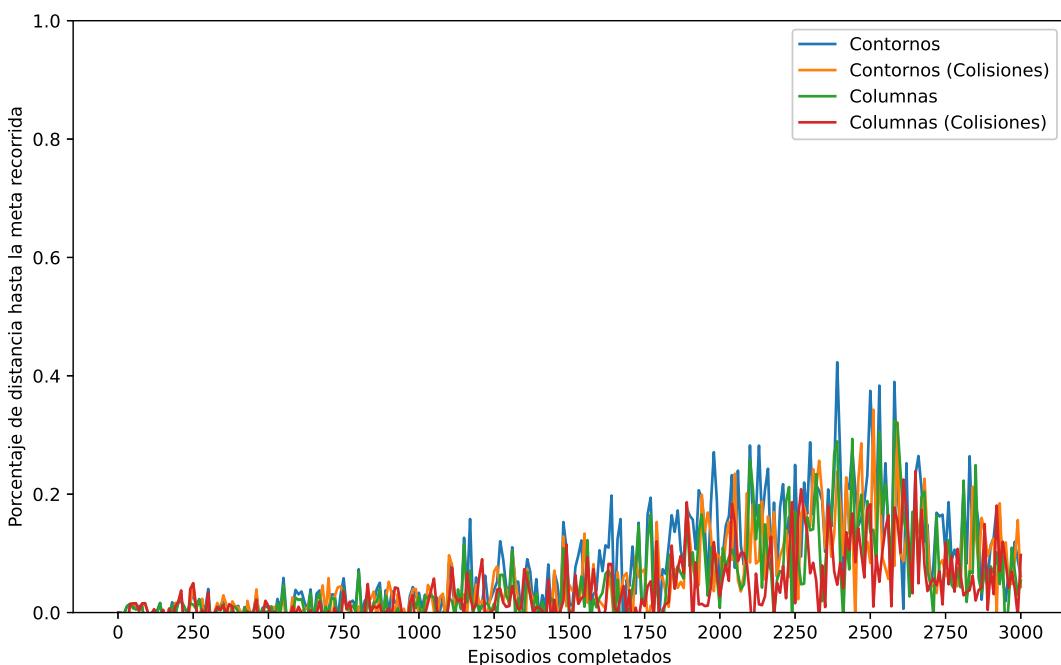


Figura 5.11: Agentes priorizados - Distancia recorrida por episodio.

Experimentación

Las únicas diferencia en el comportamiento de los agentes son que el agente de **contornos sin colisiones** presenta picos mayores durante el entrenamiento, y que el agente de **columnas con colisiones** recorre una distancia ligeramente menor de media durante el entrenamiento.

Finalmente, comparando la recompensa media por episodio - como se puede ver en la Figura 5.12 - se ve que, de forma parecida a la distancia y a las acciones, los agentes presentan un comportamiento muy parecido durante todo el entrenamiento, aumentando la recompensa media lentamente hasta aproximadamente los 2500 episodios, punto tras el cual se reduce levemente la recompensa media.

Ahora bien, al contrario de la distancia o las acciones, cuyos valores se vuelven más ruidosos y oscilantes conforme aumenta el entrenamiento, la recompensa media se vuelve más consistente, alcanzando un valle alrededor de los 2500 episodios. De igual manera, el descenso tras este valle es apenas pronunciado, alcanzando una recompensa media de -20 durante el final del entrenamiento de manera consistente.

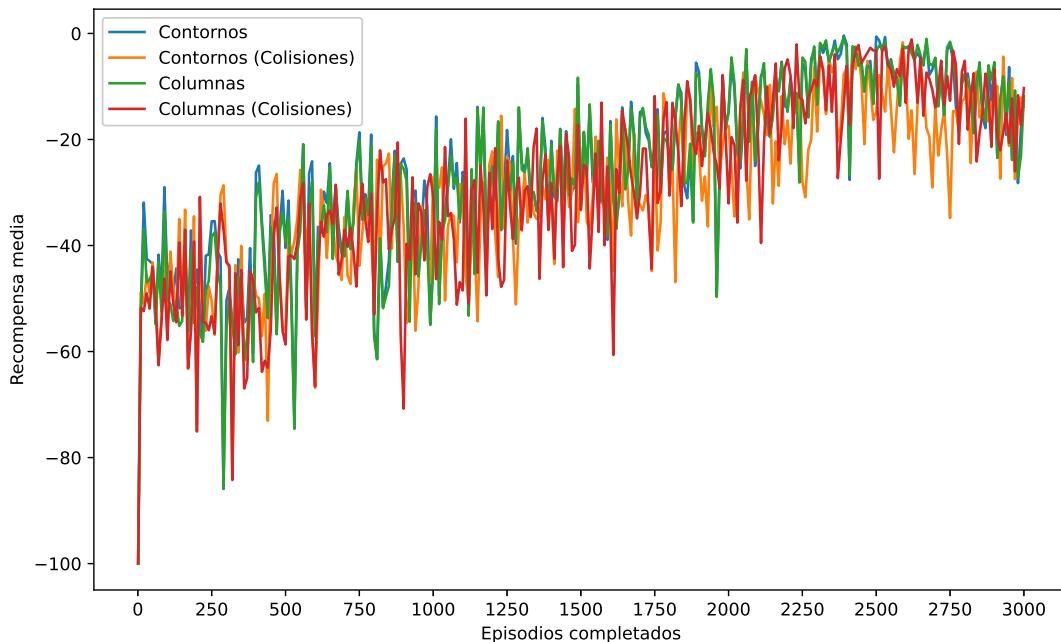


Figura 5.12: Agentes priorizados - Recompensa media por episodio.

5.3. Comparativa y análisis de los resultados

En esta sección se comparan los resultados de la experimentación realizada, tanto durante el entrenamiento (comparando a los mejores agentes de los dos grupos anteriores) como durante la evaluación, usando las métricas mencionadas previamente.

Finalmente, se realiza un análisis de todos los resultados obtenidos, extrayendo unas conclusiones al respecto.

5.3.1. Comparativa durante el entrenamiento

Para la comparativa, se han elegido los mejores dos agentes de cada una de las aproximaciones, siendo los agentes escogidos:

5.3. Comparativa y análisis de los resultados

- Agente de **contornos** sin colisiones (Estándar)
- Agente de **columnas** sin colisiones (Estándar)
- Agente de **contornos** sin colisiones (Priorizado)
- Agente de **columnas** sin colisiones (Priorizado)

Como se puede ver, los agentes con **colisiones** han sido descartados, al ofrecer peores rendimientos en general. Esto puede deberse a la complejidad de los escenarios (interiores de domicilios amueblados) donde las penalizaciones de las restricciones pueden resultar demasiado limitantes durante el entrenamiento.

Además, no es posible comparar directamente los dos grupos de agentes, al haber sido entrenados durante un número distinto de episodios (15000 episodios para los agentes estándares y 3000 episodios para los agentes priorizados). Por esto, para realizar una comparación más honesta, se ha optado por comparar el rendimiento de ambas familias de agentes durante los primeros 3000 episodios de entrenamiento.

Comparando la tasa de acierto de los agentes - como se puede ver en la Figura 5.13 - los agentes priorizados son claramente capaces de aprender en menos episodios una política capaz de finalizar episodios. El agente de **contornos priorizado** es el mejor agente en este caso, siendo capaz de acabar **14** episodios exitosamente, frente a los **3** episodios del agente de **columnas priorizado**. En cambio, los agentes **estándares** no acaban ningún episodio con éxito.

Ésto se corresponde con lo esperado al comparar ambas propuestas: *Deep Q-Learning* con *Prioritized Experience Replay* aprende muestreando memorias con más error (y por tanto, más importantes) del *Replay Memory*, lo que acelera su proceso de entrenamiento. Esto se traduce en políticas más exitosas en un menor número de episodios.

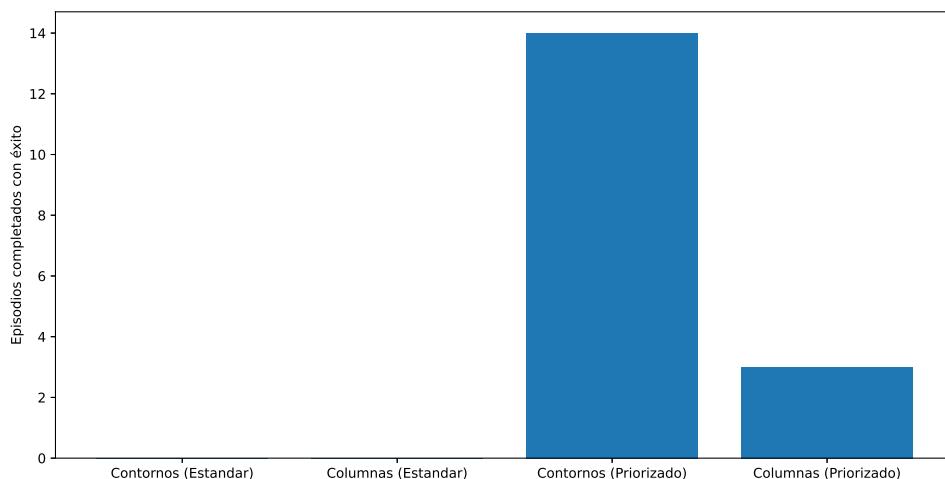


Figura 5.13: Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Episodios completados con éxito.

Respecto al tiempo total de entrenamiento - representado en la Figura 5.14 - se ve una diferencia clara entre las dos familias de agentes. Los agentes priorizados (**contornos priorizado** y **columnas priorizado**) necesitan un tiempo de entrenamiento mucho mayor al de los agentes estándares, tardando aproximadamente **22500** segundos

Experimentación

(unas **6** horas) en simular 3000 episodios, frente a los **2500** segundos (aproximadamente **una** hora) de los agentes estándares.

Este resultado también es coherente con las técnicas utilizadas. Si bien el aprendizaje de *Deep Q-Learning* con *Prioritized Experience Replay* es más rápido (se necesitan menos episodios para que el agente aprenda una política), este aprendizaje también tiene un coste computacional mayor (al tener que realizar varios cálculos de distribuciones de probabilidad para cada muestreo), traduciéndose ésto en un mayor tiempo de entrenamiento.

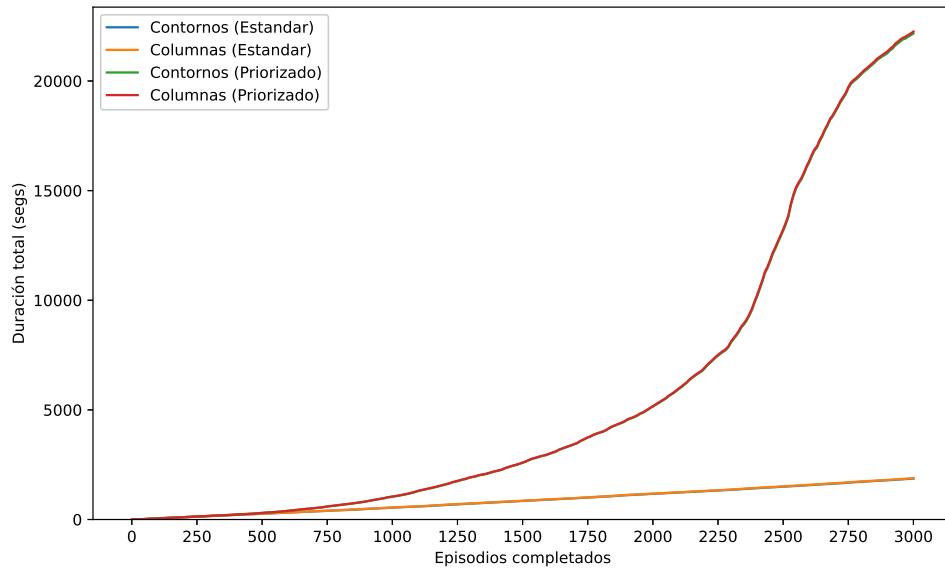


Figura 5.14: Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Tiempo total de entrenamiento.

Observando las acciones realizadas durante el entrenamiento - representadas en la Figura 5.15 - se ve que los agentes priorizados siguen la forma que se ha dado hasta ahora: un crecimiento paulatino hasta que se acerca el final del entrenamiento, tras el cual alcanzan un pico de acciones y vuelve a estabilizarse el número de acciones promedio.

En cambio, los agentes estándares no han sido capaces de aumentar el número de acciones realizadas en 3000 episodios, manteniéndose constante alrededor de las **5** acciones. Esto puede deberse a la falta de aprendizaje de los agentes estándares, provocando que realice acciones aleatorias en la práctica, frente a la política entrenada de los agentes priorizados.

Comparando la distancia recorrida por los agentes - disponible en la Figura 5.16 - se vuelve a ver una separación entre el rendimiento de ambos tipos de agentes. Los agentes priorizados mejoran su rendimiento más rápidamente, empezando a recorrer distancias mayores a partir de los 1000 episodios y mejorando hasta un pico a los 2500 episodios (si bien su rendimiento es inestable, con picos notables). Tras este pico, se vuelve a estabilizar el rendimiento del agente, recorriendo de media alrededor del 15 % de la distancia. Ahora bien, el agente de **contornos priorizado** recorre una distancia ligeramente superior, si bien se puede afirmar que son equivalentes en la práctica.

5.3. Comparativa y análisis de los resultados

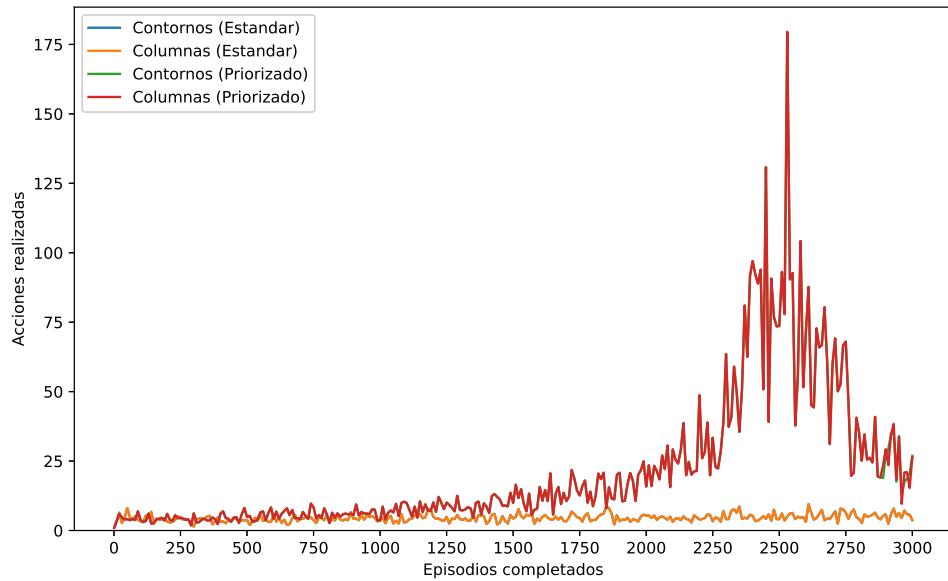


Figura 5.15: Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Acciones realizadas por episodio.

Frente a esto, los agentes estándares recorren en promedio una distancia mucho menor, mejorando ligeramente su resultado a partir de los 2000 episodios pero sin superar valores de aproximadamente el 5 %. De nuevo, esto demuestra la velocidad de aprendizaje de *Prioritized Experience Replay* (siendo capaz de recorrer una distancia mayor en menor número de episodios que los agentes estándares).

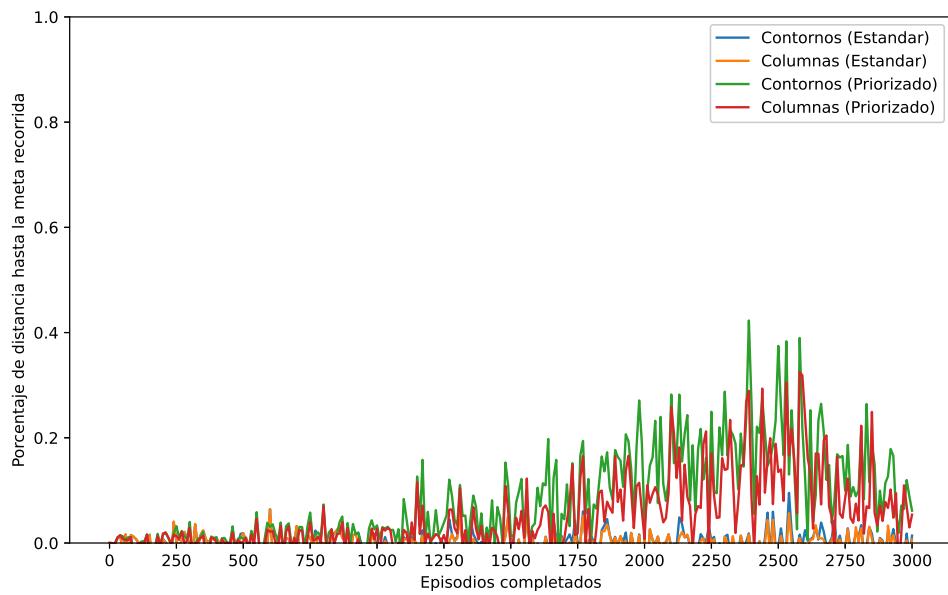


Figura 5.16: Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Distancia recorrida por episodio.

Finalmente, comparando las recompensa media obtenida por los agentes - como se puede observar en la Figura 5.17 - se observa como los agentes priorizados presentan un comportamiento muy parecido, mejorando su recompensa media (sin llegar a

Experimentación

valores positivos), alcanzando un techo alrededor de los 2500 episodios. Tras este techo, las recompensas acaban disminuyendo ligeramente y normalizándose por encima de -20.

Como comparación, los agentes estándares tienen una recompensa media con un crecimiento mucho más lento y estable, manteniéndose la recompensa media alrededor de -40.

De nuevo, el comportamiento de las recompensas se corresponde con lo visto hasta el momento. Los agentes priorizados realizan un mayor número de acciones (lo que acerca la recompensa media hacia 0), y además realizan un aprendizaje más rápido (llevando a acciones con recompensas mayores y, por tanto, una recompensa promedio más elevada).

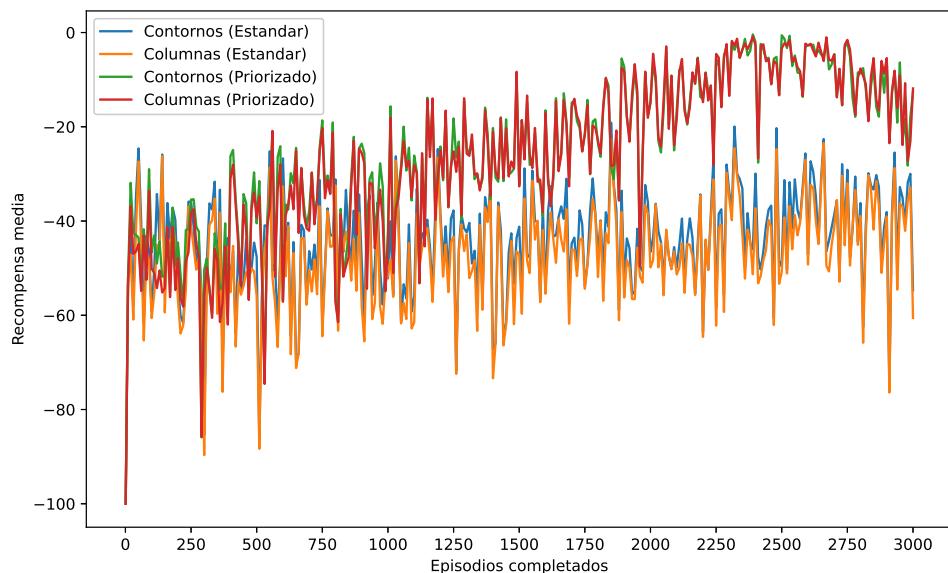


Figura 5.17: Comparativa de agentes durante el entrenamiento - Recompensa media por episodio.

5.3.2. Comparativa durante la evaluación

De cara a poder estimar el rendimiento real de los agentes al enfrentarse a problemas desconocidos (problemas nuevos en entornos no incluidos en el conjunto de entrenamiento) se procede a comparar su rendimiento ante un conjunto de evaluación separado del conjunto de datos usado durante el entrenamiento.

Se evaluará el rendimiento de todos los agentes durante un total de **250 episodios**. Además de los agentes entrenados (cuyo rendimiento se ha descrito en las secciones previas), se incluye en la comparativa una serie de agentes ofrecidos por defecto por *Habitat*:

- **baselines:** Agentes simples usados como base. Se espera que el agente propuesto presente un rendimiento superior a los agentes de *baseline*, siendo éstos:
 - *random*: Un agente puramente aleatorio, el agente realiza una acción aleatoria en cada paso.

5.3. Comparativa y análisis de los resultados

- *random_forward*: Una variante del agente *random* con sesgo hacia el movimiento hacia adelante. El agente avanza el 80 % de las acciones, teniendo un 20 % de posibilidades de rotar.
- *goal_follower*: Un agente heurístico simple, que rota hasta estar enfocado hacia la meta. Tras ésto, el agente procede a moverse hacia delante sin tener en cuenta ningún obstáculo.

Es importante destacar que los agentes aleatorios ofrecidos por *Habitat* no son puramente aleatorios, sino que utilizan información adicional. Concretamente, los agentes aleatorios no pueden elegir al azar la acción **STOP** (para detener el episodio). En su lugar, conocen la distancia a la meta, utilizando automáticamente la acción si el agente alcanza la meta.

- **ppo**: Un agente utilizando el algoritmo de *Proximal Policy Optimization* con un sistema de recompensas básico ofrecido por *Habitat*. Este agente se utiliza como **objetivo**, siendo los resultados de este agente los resultados que se busca alcanzar.

Los resultados de esta evaluación se pueden observar en el Cuadro 5.4. El agente con los mejores resultados de cada grupo se encuentra indicado en negrita.

	Agente	Distancia a la meta (m)	Tasa de éxito	SPL	SPL suavizado	Colisiones
Baselines	Aleatorio (Habitat)	6.5227	0.076	0.0512	0.0845	139.228
	Aleatorio (Forward)	6.3152	0.032	0.0264	0.0638	379.344
	Goal Follower	3.2310	0.352	0.3502	0.3886	318.552
Agentes estándares	Contornos	5.7175	0.0	0.0	0.1179	364.944
	Columnas	5.3395	0.0	0.0	0.1096	224.292
	Contornos (Colisiones)	4.3832	0.0	0.0	0.1665	338.46
	Columnas (Colisiones)	5.6652	0.0	0.0	0	0
Agentes priorizados	Contornos	4.6862	0.0	0.0	0.1679	97.76
	Columnas	5.4865	0.0	0.0	0.1538	42.884
	Contornos (Colisiones)	5.5804	0.0	0.0	0.1132	18.312
	Columnas (Colisiones)	4.9178	0.0	0.0	0.0803	11.332
PPO	Profundidad (15000 eps)	0.6578	0.932	0.7677	0.7669	17.036

Cuadro 5.4: Resultados de los agentes durante la evaluación - Media de 250 episodios.

Experimentación

El primer resultado más llamativo es el rendimiento del **agente estándar de contornos con colisiones**, siendo el mejor agente de todos los agentes estándares y el segundo mejor de todos los agentes entrenados. Esto contrasta con su rendimiento durante el entrenamiento (donde presentaba uno de los peores resultados).

Otro resultado destacable es el resultado del **agente estándar de columnas con colisiones**, sin ninguna colisión y con un *SPL* suavizado de 0.0 (no ha hecho ningún progreso hacia la meta en ningún episodio). Esto se corresponde con los resultados ofrecidos por el agente durante su entrenamiento (con la gran caída de sus recompensas y de la distancia recorrida). Es probable que esto se deba a que el agente haya aprendido a rotar sobre sí mismo sin desplazarse para minimizar las posibles penalizaciones de las colisiones.

Por lo demás, el resultado de los agentes entrenados concuerda con lo visto durante el entrenamiento: los agentes priorizados son en general mejores que sus equivalentes estándares pese a haber sido entrenados durante menos episodios, y los agentes usando colisiones ofrecen (salvo la excepción ya mencionada) peores resultados.

Se puede observar que, en general, **los agentes propuestos han mejorado su rendimiento**, ofreciendo mejores resultados que los agentes aleatorios (si bien estos agentes tienen una tasa de éxito mayor, sus valores de *SPL* suavizado son notablemente peores, lo que indica que en promedio se acercan menos a la meta).

Ahora bien, también se puede decir que **los agentes propuestos no son útiles para la tarea propuesta**, debido a su baja tasa de acierto, siendo superados por un agente heurístico muy simple como es *goal_follower*.

Finalmente, se puede ver que el agente utilizando *PPO* es, con gran diferencia, el mejor agente, teniendo una tasa de acierto superior al 90 % (si bien su *SPL* indica que las trayectorias usadas no son óptimas).

Se pueden observar videos del rendimiento de todos los agentes comparados en un episodio aleatorio del conjunto de evaluación en el enlace <https://bit.ly/ReactiveNavigationHabitatVideos>.

5.3.3. Conclusiones del análisis

De los análisis realizados, se pueden extraer algunas conclusiones sobre los experimentos y el trabajo realizado en general:

- Los agentes propuestos han mejorado su rendimiento respecto a los *baselines* básicos aleatorios, lo que indica que **la arquitectura propuesta es aplicable al problema a resolver**.
- Pese a esto, **la aplicación de la arquitectura propuesta al problema no es recomendable**, al ofrecer peores resultados que otras arquitecturas existentes (como heurísticas o *PPO*).
- **No existe diferencia notable entre los sistemas de recompensas propuestos.** Los resultados de las recompensas por **contornos** y por **columnas** son muy similares tanto durante el entrenamiento como durante la evaluación, por lo que el uso del sistema propuesto de recompensas por columnas no ofrece ningún beneficio sustancial.

5.3. Comparativa y análisis de los resultados

- Por lo general, **el uso de colisiones empeora el rendimiento del agente**. Salvo la excepción vista en la evaluación, los agentes usando colisiones (independientemente del resto de características) han ofrecido peores resultados tanto durante el entrenamiento como durante la evaluación.
- **Prioritized Experience Replay ofrece resultados mejores a cambio de un mayor tiempo de entrenamiento**. Como se ha visto, el agente propuesto con mejor resultado ha sido un agente priorizado, y los agentes priorizados ofrecen mejores resultados en promedio pese a haber sido entrenados durante solo **3000** episodios (frente a los 15000 episodios de los agentes estándares). Ahora bien, el tiempo de entrenamiento de estos agentes es también notablemente superior, lo que supone un sacrificio de rendimiento por tiempo.

Capítulo 6

Conclusiones

A lo largo de este trabajo, se ha desarrollado un agente físico basado en los principios de campos de potenciales para navegación en entornos de interiores, usando una red neuronal mixta (basada en una mezcla de redes convolucionales y densas) entrenada mediante **Deep Q-Learning**. Este agente ha sido desarrollado en el marco de trabajo del entorno de *Habitat*.

Se puede afirmar que **se ha cumplido plenamente el principal objetivo de este trabajo** (el estudio y aplicación de técnicas para el desarrollo de un agente capaz de navegar entornos de interiores), habiendo realizado una tarea de análisis y documentación tanto del estado del arte actual como del entorno de *Habitat*, facilitando así el trabajo posterior a otros investigadores al contar con indicaciones sobre el funcionamiento de los algoritmos y del simulador utilizados.

Además, se ha desarrollado e implementado un agente físico para resolver la tarea de navegación en interiores. Se han propuesto varias arquitecturas para dicho agente, optando finalmente por una arquitectura híbrida novedosa para trabajar con entradas mixtas de imágenes y valores numéricos). También se han propuesto variantes para el agente desarrollado, incluyendo varios métodos de generación de recompensas (adaptando el trabajo original de Carlos Sampedro *et al.* [1] a un conjunto de sensores distintos y proponiendo variantes) o de entrenamiento.

El agente y sus variantes han sido entrenados utilizando **Deep Q-Learning**, siendo necesario el uso de varios ordenadores para el entrenamiento debido a la elevada carga computacional. Estas variantes entrenadas han sido estudiadas y comparadas con otros agentes ya existentes, viendo que el trabajo propuesto ofrece mejores resultados que agentes básicos propuestos como *baselines*.

Si bien es cierto que los resultados indican que el agente desarrollado no es viable para la tarea de navegación en interiores, este resultado es comprensible, ya que el método de navegación reactiva basada en campos de potenciales (método en el que se fundamenta el agente) presenta problemas a la hora de enfrentarse a entornos complejos y ruidosos como puede ser el interior de un domicilio. Además, la extensión del entrenamiento se ha visto limitada por cuestiones de tiempo y de capacidad computacional, lo que ha impedido un entrenamiento más intenso que posiblemente hubiera mejorado los resultados.

Es también posible afirmar que **se ha cumplido con creces el segundo objetivo del**

trabajo (el estudio y uso del simulador *Habitat*). Se ha desarrollado una documentación de los principales elementos del entorno, su funcionamiento y su uso para facilitar futuros trabajos en el mismo marco de trabajo. Además, se ha realizado toda la implementación y experimentación usando el simulador con buenos resultados, permitiendo una simulación veraz y eficiente en un ordenador doméstico estándar, sin necesidad de equipamiento u ordenadores especializados para el trabajo con el simulador.

Actualmente, el trabajo se encuentra disponible en un repositorio público de *Github* (https://github.com/MoonDollLuna/drlearning_navigation) bajo licencia *MIT*, para permitir el uso y el desarrollo de modificaciones sobre el trabajo realizado por parte de cualquier usuario interesado. Además, en el enlace <https://bit.ly/ReactiveNavigationHabitatVideos> se encuentran disponibles varios videos mostrando el comportamiento de todos los agentes propuestos (junto a los agentes usados como *benchmarks*) en un episodio aleatorio del conjunto de valoración.

6.1. Trabajo futuro

Existen varias formas de continuar este trabajo, de cara a mejorar su rendimiento y utilidad:

- **Utilizar una arquitectura física distinta:** La arquitectura propuesta ha asumido un robot terrestre con movimiento limitado, utilizando una cámara de profundidad y un conjunto de brújula y GPS.

Resultaría de interés evaluar el agente propuesto en una arquitectura física distinta, siendo algunas posibilidades el usar un robot aéreo con movimiento omnidireccional o utilizar un conjunto de cámaras de profundidad para que el agente cuente con un mayor rango de visión de los obstáculos a su alrededor.

- **Utilizar un conjunto de datos más simple:** El conjunto de datos utilizado durante el entrenamiento (*Gibson*) está formado por interiores de domicilios amueblados, siendo estos escenarios complejos (al estar formados por varios cuartos con grandes cantidades de ruido y obstáculos).

Una posibilidad sería utilizar un conjunto de datos más simple, similar al usado por Carlos Sampedro *et al.* [1] durante su trabajo (entornos amplios y abiertos con una menor densidad de obstáculos), para observar el rendimiento del agente en condiciones más propicias para la navegación por campo de potenciales.

- **Entrenar al agente usando un conjunto de datos con obstáculos dinámicos:** El soporte de *Habitat* a los obstáculos dinámicos (obstáculos en movimiento) es muy limitado, por lo que el trabajo actual se ha centrado en el rendimiento en entornos estáticos como los ofrecidos por *Gibson*.

Sería de interés estudiar el rendimiento del agente propuesto en un entorno con obstáculos móviles, de cara a estudiar el rendimiento de la propuesta en éste caso.

- **Utilizar un método de aprendizaje por refuerzo profundo distinto:** El agente ha sido entrenado utilizando *Deep Q-Learning* y variantes. Actualmente existen otros métodos de aprendizaje por refuerzo profundo (como *Proximal Policy Optimization* o *Deep Deterministic Policy Gradient*) ofreciendo muy buenos resultados, por lo

Conclusiones

que sería útil comparar el rendimiento actual del agente con el rendimiento usando alguna de las técnicas mencionadas.

- **Aplicar el agente propuesto a un robot real:** El entorno *Habitat* ofrece la posibilidad de montar agentes desarrollados en su marco de trabajo en agentes físicos reales mediante *Habitat-PyRobot*, una pasarela que conecta al simulador con la librería *PyRobot*.

De esta forma, se podría observar el rendimiento del agente entrenado (posiblemente con algunas de las posibilidades descritas previamente) en un entorno físico real.

Bibliografía

- [1] C. Sampedro, H. Bavle, A. Rodriguez-Ramos, P. De La Puente y P. Campoy, “Laser-Based Reactive Navigation for Multirotor Aerial Robots using Deep Reinforcement Learning,” *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, págs. 1024-1031, 2018, ISSN: 21530866. DOI: 10.1109/IROS.2018.8593706.
- [2] M. Savva, A. Kadian, O. Maksymets y col., “Habitat: A Platform for Embodied AI Research,” en *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2019.
- [3] A. Szot, A. Clegg, E. Undersander y col., “Habitat 2.0: Training Home Assistants to Rearrange their Habitat,” *arXiv preprint arXiv:2106.14405*, 2021.
- [4] S. Russell y P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3.^a ed. Prentice Hall, 2010.
- [5] I. Goodfellow, Y. Bengio y A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016, <http://www.deeplearningbook.org>.
- [6] N. Buduma y N. Locascio, *Fundamentals of Deep Learning: Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms*, 1st. O'Reilly Media, Inc., 2017, ISBN: 1491925612.
- [7] Q. jun Zhang, K. Gupta y V. Devabhaktuni, “Artificial neural networks for RF and microwave design - from theory to practice,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 51, págs. 1339-1350, 2003.
- [8] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton y R. J. Williams, “Learning Representations by Back-propagating Errors,” *Nature*, vol. 323, n.^o 6088, págs. 533-536, 1986. DOI: 10.1038/323533a0. dirección: <http://www.nature.com/articles/323533a0>.
- [9] C. Shorten y T. Khoshgoftaar, “A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning,” *Journal of Big Data*, vol. 6, págs. 1-48, 2019.
- [10] J. F. Kolen y S. C. Kremer, “Gradient Flow in Recurrent Nets: The Difficulty of Learning LongTerm Dependencies,” en *A Field Guide to Dynamical Recurrent Networks*. 2001, págs. 237-243. DOI: 10.1109/9780470544037.ch14.
- [11] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker y col., “Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition,” *Neural Comput.*, vol. 1, n.^o 4, 541-551, dic. de 1989, ISSN: 0899-7667. DOI: 10.1162/neco.1989.1.4.541. dirección: <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.541>.
- [12] A Krizhevsky, I. Sutskever y G. E. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” *Communications of the ACM*, vol. 60, págs. 84-90, 2012.
- [13] Y. Zhou y R. Chellappa, “Computation of optical flow using a neural network,” *IEEE 1988 International Conference on Neural Networks*, 71-78 vol.2, 1988.

- [14] C. S. Wiki, *Max-pooling / Pooling*, 2018. dirección: https://computersciencewiki.org/index.php/Max-pooling_-_Pooling.
- [15] R. S. Sutton y A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, Second Edition. The MIT Press, 2018. dirección: <http://incompleteideas.net/book/the-book-2nd.html>.
- [16] C. J. C. H. Watkins, "Learning from Delayed Rewards," Tesis doct., King's College, Oxford, 1989.
- [17] G. A. Rummery y M. Niranjan, "On-Line Q-Learning Using Connectionist Systems," Cambridge University Engineering Department, Cambridge, England, inf. téc. TR 166, 1994.
- [18] I. Witten, "An Adaptive Optimal Controller for Discrete-Time Markov Environments," *Inf. Control.*, vol. 34, págs. 286-295, 1977.
- [19] V. François-Lavet, P. Henderson, R. Islam, M. G. Bellemare y J. Pineau, "An Introduction to Deep Reinforcement Learning," *CoRR*, vol. abs/1811.12560, 2018. arXiv: 1811.12560. dirección: <http://arxiv.org/abs/1811.12560>.
- [20] G. J. Gordon, "Stable Fitted Reinforcement Learning," en *Advances in Neural Information Processing Systems*, D. Touretzky, M. C. Mozer y M. Hasselmo, eds., vol. 8, MIT Press, 1996. dirección: <https://proceedings.neurips.cc/paper/1995/file/fd06b8ea02fe5b1c2496fe1700e9d16c-Paper.pdf>.
- [21] M. Riedmiller, "Neural Fitted Q Iteration – First Experiences with a Data Efficient Neural Reinforcement Learning Method," en *Machine Learning: ECML 2005*, J. Gama, R. Camacho, P. B. Brazdil, A. M. Jorge y L. Torgo, eds., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, págs. 317-328, ISBN: 978-3-540-31692-3.
- [22] V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver y col., "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, vol. 518, págs. 529-533, 2015.
- [23] M. Hessel, J. Modayil, H. van Hasselt y col., "Rainbow: Combining Improvements in Deep Reinforcement Learning," *CoRR*, vol. abs/1710.02298, 2017. arXiv: 1710.02298. dirección: <http://arxiv.org/abs/1710.02298>.
- [24] H. Van Hasselt, "Double Q-learning..," ene. de 2010, págs. 2613-2621.
- [25] H. van Hasselt, A. Guez y D. Silver, "Deep Reinforcement Learning with Double Q-learning," *CoRR*, vol. abs/1509.06461, 2015. arXiv: 1509.06461. dirección: <http://arxiv.org/abs/1509.06461>.
- [26] T. Schaul, J. Quan, I. Antonoglou y D. Silver, *Prioritized Experience Replay*, cite arxiv:1511.05952Comment: Published at ICLR 2016, 2015. dirección: <http://arxiv.org/abs/1511.05952>.
- [27] Z. Wang, N. de Freitas y M. Lanctot, "Dueling Network Architectures for Deep Reinforcement Learning," *CoRR*, vol. abs/1511.06581, 2015. arXiv: 1511.06581. dirección: <http://arxiv.org/abs/1511.06581>.
- [28] R. S. Sutton, "Learning to Predict by the Methods of Temporal Differences," *Mach. Learn.*, vol. 3, n.º 1, 9–44, ago. de 1988, ISSN: 0885-6125. DOI: 10.1023/A:1022633531479. dirección: <https://doi.org/10.1023/A:1022633531479>.
- [29] M. G. Bellemare, W. Dabney y R. Munos, "A Distributional Perspective on Reinforcement Learning," *CoRR*, vol. abs/1707.06887, 2017. arXiv: 1707.06887. dirección: <http://arxiv.org/abs/1707.06887>.
- [30] M. Fortunato, M. G. Azar, B. Piot y col., "Noisy Networks for Exploration," *CoRR*, vol. abs/1706.10295, 2017. arXiv: 1706.10295. dirección: <http://arxiv.org/abs/1706.10295>.

BIBLIOGRAFÍA

- [31] J. Peters y S. Schaal, "Reinforcement learning of motor skills with policy gradients," *Neural Networks*, vol. 21, n.º 4, págs. 682-697, 2008, Robotics and Neuroscience, ISSN: 0893-6080. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2008.02.003>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608008000701>.
- [32] V. Mnih, A. P. Badia, M. Mirza y col., "Asynchronous Methods for Deep Reinforcement Learning," *CoRR*, vol. abs/1602.01783, 2016. arXiv: 1602.01783. dirección: <http://arxiv.org/abs/1602.01783>.
- [33] J. Vitay, *Deep Reinforcement Learning*, 2020. dirección: <https://julien-vitay.net/deeprl/DeepRL.html>.
- [34] T. P. Lillicrap, J. J. Hunt, A. Pritzel y col., "Continuous control with deep reinforcement learning," en *ICLR*, Y. Bengio e Y. LeCun, eds., 2016. dirección: <http://dblp.uni-trier.de/db/conf/iclr/iclr2016.html#LillicrapPHETS15>.
- [35] G. Barth-Maron, M. W. Hoffman, D. Budden y col., "Distributed Distributional Deterministic Policy Gradients," *CoRR*, vol. abs/1804.08617, 2018. arXiv: 1804.08617. dirección: <http://arxiv.org/abs/1804.08617>.
- [36] J. Schulman, S. Levine, P. Abbeel, M. Jordan y P. Moritz, "Trust Region Policy Optimization," en *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, F. Bach y D. Blei, eds., ép. Proceedings of Machine Learning Research, vol. 37, Lille, France: PMLR, 2015, págs. 1889-1897. dirección: <https://proceedings.mlr.press/v37/schulman15.html>.
- [37] J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford y O. Klimov, "Proximal Policy Optimization Algorithms," *CoRR*, vol. abs/1707.06347, 2017. arXiv: 1707.06347. dirección: <http://arxiv.org/abs/1707.06347>.
- [38] P. Corke, *Robotics, Vision and Control: Fundamental Algorithms In MATLAB, Second Edition*, 2nd. Springer Publishing Company, Incorporated, 2017, ISBN: 3319544128.
- [39] C. Stachniss, *Robotic Mapping and Exploration*. ene. de 2009, vol. 55, ISBN: 978-3-642-01096-5. DOI: 10.1007/978-3-642-01097-2.
- [40] V. J. Lumelsky y A. A. Stepanov, "Path-Planning Strategies for a Point Mobile Automaton Moving Amidst Unknown Obstacles of Arbitrary Shape," *Algorithmica*, vol. 2, págs. 403-430, 1987. dirección: <http://dblp.uni-trier.de/db/journals/algorithmica/algorithmica2.html#LumelskyS87>.
- [41] S. M. LaValle, *Planning Algorithms*. Cambridge University Press, 2006, ISBN: 0521862051.
- [42] S. Quinlan y O. Khatib, "Elastic bands: connecting path planning and control," en *[1993] Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1993, 802-807 vol.2. DOI: 10.1109/ROBOT.1993.291936.
- [43] Y. Koren y J. Borenstein, "Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation," en *Proceedings. 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1991, 1398-1404 vol.2. DOI: 10.1109/ROBOT.1991.131810.
- [44] J. Andrews, *Impedance Control as a Framework for Implementing Obstacle Avoidance in a Manipulator*. Massachusetts Institute of Technology, Department of Mechanical Engineering, 1983. dirección: <https://books.google.es/books?id=OcmcNwAACAAJ>.
- [45] R. C. Arkin, "Motor Schema — Based Mobile Robot Navigation," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 8, n.º 4, págs. 92-112, 1989. DOI: 10.1177/027836498900800406. dirección: <https://doi.org/10.1177/027836498900800406>.

- [46] Abhishek Kadian*, Joanne Truong*, A. Gokaslan y col., “Sim2Real Predictivity: Does Evaluation in Simulation Predict Real-World Performance?,” 4, vol. 5, 2020, págs. 6670-6677.
- [47] D. Batra, A. Gokaslan, A. Kembhavi y col., “ObjectNav Revisited: On Evaluation of Embodied Agents Navigating to Objects,” en *arXiv:2006.13171*, 2020.
- [48] D. S. Chaplot, D. Gandhi, S. Gupta, A. Gupta y R. Salakhutdinov, “Learning to Explore using Active Neural SLAM,” *CoRR*, vol. abs/2004.05155, 2020. arXiv: 2004.05155. dirección: <https://arxiv.org/abs/2004.05155>.
- [49] S. K. Ramakrishnan, Z. Al-Halah y K. Grauman, “Occupancy Anticipation for Efficient Exploration and Navigation,” *CoRR*, vol. abs/2008.09285, 2020. arXiv: 2008.09285. dirección: <https://arxiv.org/abs/2008.09285>.
- [50] S. Datta, O. Maksymets, J. Hoffman, S. Lee, D. Batra y D. Parikh, “Integrating Egocentric Localization for More Realistic Point-Goal Navigation Agents,” *CoRR*, vol. abs/2009.03231, 2020. arXiv: 2009.03231. dirección: <https://arxiv.org/abs/2009.03231>.
- [51] R. Partsey, “Robust Visual Odometry for Realistic PointGoal Navigation,” *Ukrainian Catholic University*, pág. 87, 2021. dirección: <https://er.ucu.edu.ua/handle/1/2703>.
- [52] X. Chang, P. Ren, P. Xu, Z. Li, X. Chen y A. Hauptmann, “Scene Graphs: A Survey of Generations and Applications,” *CoRR*, vol. abs/2104.01111, 2021. arXiv: 2104.01111. dirección: <https://arxiv.org/abs/2104.01111>.
- [53] F. Xia, A. R. Zamir, Z.-Y. He, A. Sax, J. Malik y S. Savarese, “Gibson Env: real-world perception for embodied agents,” en *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018 IEEE Conference on*, IEEE, 2018.
- [54] M. Savva, A. X. Chang, A. Dosovitskiy, T. A. Funkhouser y V. Koltun, “MINOS: Multimodal Indoor Simulator for Navigation in Complex Environments,” *CoRR*, vol. abs/1712.03931, 2017. arXiv: 1712.03931. dirección: <http://arxiv.org/abs/1712.03931>.
- [55] J. Straub, T. Whelan, L. Ma y col., “The Replica Dataset: A Digital Replica of Indoor Spaces,” *CoRR*, vol. abs/1906.05797, 2019. arXiv: 1906.05797. dirección: <http://arxiv.org/abs/1906.05797>.
- [56] P. Anderson, A. X. Chang, D. S. Chaplot y col., “On Evaluation of Embodied Navigation Agents,” *CoRR*, vol. abs/1807.06757, 2018. arXiv: 1807.06757. dirección: <http://arxiv.org/abs/1807.06757>.
- [57] E. Wijmans, S. Datta, O. Maksymets y col., “Embodied Question Answering in Photorealistic Environments with Point Cloud Perception,” en *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019.
- [58] A. Chang, A. Dai, T. Funkhouser y col., “Matterport3D: Learning from RGB-D Data in Indoor Environments,” *International Conference on 3D Vision (3DV)*, 2017.
- [59] D. Batra, A. Chang, A. Clegg y col., *Habitat Matterport Dataset*, 2021. dirección: <https://aihabitat.org/datasets/hm3d/0002.html>.
- [60] C. Evans, O. Ben-Kiki e I. Döt Net, *The Official YAML Web Site*, 2001. dirección: <https://yaml.org/>.
- [61] T. Salimans y D. P. Kingma, “Weight Normalization: A Simple Reparameterization to Accelerate Training of Deep Neural Networks,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, págs. 901-909, 2016. arXiv: 1602.07868. dirección: <https://arxiv.org/abs/1602.07868v3>.

BIBLIOGRAFÍA

- [62] X. Glorot e Y. Bengio, “Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks,” en *AISTATS*, 2010.
- [63] D. Kingma y J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” *International Conference on Learning Representations*, dic. de 2014.
- [64] M. M. Ahsan, T. E. Alam, T. Trafalis y P. Huebner, “Deep MLP-CNN Model Using Mixed-Data to Distinguish between COVID-19 and Non-COVID-19 Patients,” *Symmetry*, vol. 12, n.º 9, 2020, ISSN: 2073-8994. DOI: 10.3390/sym12091526. dirección: <https://www.mdpi.com/2073-8994/12/9/1526>.
- [65] Y. Zhang, “Deep Reinforcement Learning with Mixed Convolutional Network,” *CoRR*, vol. abs/2010.00717, 2020. arXiv: 2010.00717. dirección: <https://arxiv.org/abs/2010.00717>.
- [66] K. He, X. Zhang, S. Ren y J. Sun, “Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification,” *CoRR*, vol. abs/1502.01852, 2015. arXiv: 1502.01852. dirección: <http://arxiv.org/abs/1502.01852>.
- [67] P. J. Huber, “Robust Estimation of a Location Parameter,” *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 35, n.º 1, págs. 73 -101, 1964. DOI: 10.1214/aoms/1177703732. dirección: <https://doi.org/10.1214/aoms/1177703732>.

Apéndice A

Ficheros de configuración

Este anexo contiene los ficheros de configuración desarrollados durante el trabajo. En total, se han desarrollado un total de **12** ficheros de configuración, aunque se pueden dividir en **4** tipos básicos:

- **Fichero base:** Este fichero contiene la configuración básica y sirve de base para el resto de ficheros (siendo importados por éstos)
- **Ficheros de entrenamiento:** Este fichero contiene la configuración necesaria para el entrenamiento de los agentes, incluyendo los parámetros usados durante *Deep Q-Learning*. Hay **8** variantes de este fichero dependiendo de la combinación de variantes a utilizar.
- **Ficheros de benchmark:** Este fichero contiene la configuración usada para la evaluación de los agentes. Hay **2** variantes de este fichero, dependiendo del conjunto de datos a usar (*Matterport3D* o *Gibson*).
- **Fichero de generación de video:** Este fichero contiene la configuración usada para generar video del agente durante un episodio. Contiene un bloque con una clave *dummy* de *RL* para poder usar las utilidades de generación de video de *Habitat*.

Los ficheros creados (junto a su documentación en inglés) se muestran a continuación.

A.1. Fichero base

```
1 # REACTIVE NAVIGATION
2 # General evaluation / showcase configuration
3 # Developed by Luna Jimenez Fernandez
4 #
5 # This file contains all general parameters to be used while
# evaluating
6 # or showcasing the trained agents.
7 #
8 # In addition, the contents of this file are also used as a basis
# for the configuration
```

```
9 # used while training the agents. Training specific parameters can
10 # be found in the
11 #
12 # Finally, some of the parameters are specified via arguments during
13 # program launch:
14 #     - Agent type
15 #     - Dataset and splits to be used
16 #     - Path to pre-trained weights
17 #
18 ENVIRONMENT:
19   MAX_EPISODE_STEPS: 1000
20
21 SIMULATOR:
22   AGENT_0:
23     SENSORS: ['RGB_SENSOR', 'DEPTH_SENSOR']
24     RGB_SENSOR:
25       WIDTH: 256
26       HEIGHT: 256
27     DEPTH_SENSOR:
28       WIDTH: 256
29       HEIGHT: 256
30
31   # Physics are explicitly disabled, to avoid segmentation faults
32   HABITAT_SIM_V0:
33     ENABLE_PHYSICS: False
34     # PHYSICS_CONFIG_FILE: "None"
35
36
37   # DATASET: Data path, split and name are specified via argument
38 DATASET:
39   TYPE: PointNav-v1
40   # SPLIT:
41   # DATA_PATH:
42   # NAME:
43
44 TASK:
45   TYPE: Nav-v0
46   SUCCESS_DISTANCE: 0.3
47   SENSORS: ['POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR']
48   POSSIBLE_ACTIONS: ['STOP', 'MOVE_FORWARD', 'TURN_LEFT', 'TURN_RIGHT
49     ']
50   POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR:
51     GOAL_FORMAT: "POLAR"
52     DIMENSIONALITY: 2
53     GOAL_SENSOR_UUID: pointgoal_with_gps_compass
54     MEASUREMENTS: ['DISTANCE_TO_GOAL', 'SUCCESS', 'SPL', 'SOFT_SPL', '
55       COLLISIONS']
```

Ficheros de configuración

```
54 SUCCESS:
55   SUCCESS_DISTANCE: 0.3
```

A.2. Ficheros de entrenamiento

```
1 # REACTIVE NAVIGATION
2 # Reactive Navigation Agent training configuration
3 # Developed by Luna Jimenez Fernandez
4 #
5 # This file contains all the specific parameters used by the agent
6 # training, including
7 # both the Deep Q Learning and the Reward computation parameters
8 #
9 # Note that this config is added on top of "base_config.yaml", so
10 # both files need to be configured
11 # The following arguments can be found in "base_config.yaml":
12 #   - Steps per episode (ENVIRONMENT->MAX_EPISODE_STEPS)
13 #   - Goal radius (TASK->SUCCESS_DISTANCE)
14 #
15 # NOTE: Not all parameters are configured via config, the following
16 #       parameters can be specified
17 # as arguments when launching the script:
18 #   - Agent type
19 #   - Dataset and splits to be used
20 #   - Path to pre-trained weights
21 #
22 VERBOSE: False
23
24 BASE_TASK_CONFIG_PATH: "configs/base_config.yaml"
25 TRAINER_NAME: "reactive"
26 ENV_NAME: "ReactiveNavEnv"
27 SIMULATOR_GPU_ID: 0
28 TORCH_GPU_ID: 0
29 VIDEO_OPTION: []
30 # Can be uncommented to generate videos during training.
31 # VIDEO_OPTION: ["disk", "tensorboard"]
32 TENSORBOARD_DIR: "Evaluation/Reactive/Tensorboard"
33 VIDEO_DIR: "Evaluation/Reactive/Video"
34 # Evaluate on all episodes
35 TEST_EPISODE_COUNT: -1
36
37 SENSORS: ['DEPTH_SENSOR', 'POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR']
38
39 CHECKPOINT_FOLDER: "Training/Reactive/Checkpoints"
40 TRAINING_LOG_FOLDER: "Training/Reactive/Log"
41 # If True, the log will not output messages to the console screen
42 # during training
```

```

40 LOG_SILENT: False
41 EVAL_CKPT_PATH_DIR: "Training/Reactive/Checkpoints"
42
43 # One of these two parameters must be present:
44 #     TOTAL_NUM_STEPS: Maximum number of steps the agent will take
45 #             across all epochs
46 #     NUM_UPDATES: Number of updates (completed episodes) that
47 #             have been performed
48 # Training stops when either of these values are reached
49
50
51 # TOTAL_NUM_STEPS: 2000.0
52 NUM_UPDATES: 15000
53 LOG_INTERVAL: 25
54 NUM_CHECKPOINTS: 100
55
56 # Reinforcement Learning specific configs
57 RL:
58 # Seed used for all experiments. Can be commented to use a random
59 # seed
60 seed: 0
61
62 # Deep Q-Learning parameters
63 DQL:
64 # Learning rate of the neural network
65 learning_rate: 0.001
66 # Maximum size of the Experience Replay (once full, older
67 # experiences will be removed)
68 er_size: 20000
69 # Batch size when sampling the Experience Replay
70 batch_size: 64
71 # Batches of experiences are split into chunks of this size
72 # during training
73 # Reduces training speed, but improves memory usage
74 training_batch_size: 32
75 # Gamma value (learning rate of DQL)
76 gamma: 0.99
77 # Epsilon value (initial chance to perform a random action due
78 # to exploration-exploitation)
79 epsilon: 1.00
80 # Minimum epsilon value, achieved after a percentage of epochs (
81 #     min_epsilon_percentage)
82 min_epsilon: 0.05
83 # Percentage of epochs (between 0 and 1) after which epsilon
84 #     will reach min_epsilon.
85 # The value of epsilon will decrease linearly from epsilon to
86 #     min_epsilon
87 min_epsilon_percentage: 0.8
88 # Chooses between standard DQL (False) or Prioritized DQL (True)
89 prioritized: False

```

Ficheros de configuración

```
80      # (PRIORITIZED ONLY) Alpha value (priority degree). The higher
81      alpha is, the higher the probability of choosing higher error
82      experiences is
prioritized_alpha: 0.5
83      # (PRIORITIZED ONLY) Beta value (bias degree). The higher the
84      value is, the less weight variations have (to avoid big
85      oscillations)
prioritized_beta: 0.5
86
87      # Image pre-processing parameters (used to compute the rewards)
IMAGE:
88      # Pixels to be trimmed from both bottom and top of the image (
89      # the depth view seen by the camera)
90      # This parameter is relevant since the robot is an embodied
91      # agent that will always see the floor (and, in the case of
92      # houses,
93      # the roof) at a constant height
94      # Therefore, it can be trimmed without problem
trim: 35
95      # Threshold to consider a part of the image an obstacle. Note
96      # that the image is a grayscale image from 0.0 to 1.0, where 0
97      # (black) means the closest and 1.0 (white) means the furthest
98      # This also doubles as the maximum distance to an obstacle.
obstacle_threshold: 0.15
99      # Minimum area (in pixels) for contours / columns. Contours /
100     # columns smaller than this size will be ignored
min_contour_area: 250
101    # (COLUMN REWARDS ONLY) Total columns to be used when using the
102    # column reward method. Ignored when using the contour
103    # reward_method
reward_columns: 8
104
105    # Reward parameters
REWARD:
106    # Reward method to be used. There are two possibilities:
107    #   - contour: Contour based approach, imitating the original
108    #     laser-based proposal
109    #   - column: Column based approach, dividing the image into
110    #     smaller columns and computing each column as obstacle / no
111    #     obstacle.
reward_method: contour
112    # Approximate distance (in simulator units) at which obstacles
113    # are when they are at the threshold.
114    # Can also be understood as the maximum distance the camera will
115    # detect obstacles
obstacle_distance: 2
116    # Positive gain applied to the attractive field, to increase its
117    # weight
attraction_gain: 100
```

```

111 # Positive gain applied to the repulsive field, to increase its
112   weight
113 repulsive_gain: 15
114 # Value used to limit the repulsive field's maximum value
115 repulsive_limit: 0.04
116 # Percentage (between 0 and 1). When the goal is closer than
117   repulsive_goal_influence * obstacle_distance, the effect of
118   the repulsive field gets decreased
119 repulsive_goal_influence: 0.75
120 # Success reward. Note that positive rewards will also be
121   clipped to this value
122 success_reward: 10
123 # Slack penalty, added to the reward each non-final episode to
124   ensure that the agent doesn't end in a loop of doing actions
125   without reward to avoid a penalty
126 slack_penalty: -0.25
127 # Failure penalty. Note that negative rewards will also be
128   clipped to this value
129 failure_penalty: -100
130 # If True, the episode will end immediately if a collision is
131   detected
132 collisions: False

```

A.3. Ficheros de *benchmark*

```

1 # REACTIVE NAVIGATION
2 # Benchmark configuration
3 # Developed by Luna Jimenez Fernandez
4 #
5 # This file contains all general parameters to be used while
6   benchmarking
7 # the agents
8 #
9 # In essence, this is a variation of the base file to be used
10 # when evaluating the agents
11
12 # BENCHMARKING OPTIONS
13 VIDEO_OPTION: ["disk"]
14 VIDEO_DIR: "Video/Reactive"
15 SEED: 0
16
17 # ENVIRONMENT:
18   MAX_EPISODE_STEPS: 500
19
20 # SIMULATOR:
21   AGENT_0:
22     SENSORS: ['RGB_SENSOR', 'DEPTH_SENSOR']
23     RGB_SENSOR:

```

Ficheros de configuración

```
23   WIDTH: 256
24   HEIGHT: 256
25 DEPTH_SENSOR:
26   WIDTH: 256
27   HEIGHT: 256
28
29   # Physics are explicitly disabled, to avoid segmentation faults
30 HABITAT_SIM_V0:
31   ENABLE_PHYSICS: False
32
33 # DATASET: Dataset path, name and split to be used must be specified
34   here
35 DATASET:
36   TYPE: PointNav-v1
37   SPLIT: "val"
38   DATA_PATH: "./data/datasets/pointnav/gibson/v1/{split}/{split}.json
39   .gz"
40   NAME: "gibson"
41
42 TASK:
43   TYPE: Nav-v0
44   SUCCESS_DISTANCE: 0.3
45   SENSORS: ['POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR']
46   POSSIBLE_ACTIONS: ['STOP', 'MOVE_FORWARD', 'TURN_LEFT', 'TURN_RIGHT
47   ']
48 POINTGOAL_WITH_GPS_COMPASS_SENSOR:
49   GOAL_FORMAT: "POLAR"
50   DIMENSIONALITY: 2
51   GOAL_SENSOR_UUID: pointgoal_with_gps_compass
52   MEASUREMENTS: ['DISTANCE_TO_GOAL', 'SUCCESS', 'SPL', 'SOFT_SPL', "
53     COLLISIONS"]
54 SUCCESS:
55   SUCCESS_DISTANCE: 0.3
56
57 # Dummy RL config, to allow usage with video
58 RL:
59   dummy: True
```

A.4. Fichero de generación de video

```
1 # REACTIVE NAVIGATION
2 # Video
3 # Developed by Luna Jimenez Fernandez
4 #
5 # This file contains all general parameters to be used
6 # in order to generate video of the agents
7 #
8
```

A.4. Fichero de generación de video

```
9 BASE_TASK_CONFIG_PATH: "configs/base_config.yaml"
10 VIDEO_OPTION: ["disk"]
11 VIDEO_DIR: "Video"
12 SEED: 0
13
14 # Dataset is still specified via console
15
16 # Add a dummy RL section, to avoid errors
17 # (Habitat Lab expects video to only be created for RL agents)
18 RL:
19 dummy: True
```