# 

Escuela Internacional de Posgrado

Master Universitario en Ciencia de Datos e Ingeniería de Computadores

Trabajo de Fin de Master

**Análisis y estudio en frameworks de simulación sobre la generación de datos en problemas robótica industrial y su aplicación en tareas de aprendizaje automático.**

Presentado por: Hodei Zia López

Tutores: Alberto Luis Fernández Hilario y Mikel Galar Idoate

xx/09/2022

Resumen

Cada vez son más las tareas que decidimos automatizar haciendo uso de máquinas especializadas en ello gracias a todo lo que hemos avanzado durante estas últimas décadas dentro de la rama del aprendizaje automático, procedente del campo de la inteligencia artificial. Esto es debido a que un robot no depende de factores externos para realizar sus tareas y es más eficiente en la mayoría de los casos de uso, además de poder ser validado dentro de un entorno virtual que no requiera de la compra de ninguna herramienta física, por lo que minimicemos los gastos en cuanto a costes temporales y de mantenimiento se refiere.

Sin embargo, antes de ejecutar una tarea, debemos hacer que el robot en cuestión sea capaz de reproducir las acciones que ha de realizar gracias al modelo que ha sido entrenado previamente en la fase de aprendizaje. Esta parte no es sencilla, ya que debemos saber que datos, arquitectura de red o restricciones internas aplicar para en definitiva, saber cómo entrenar la red correctamente evitando sobreentrenamientos o predicciones erróneas de las acciones a realizar por el robot.

Teniendo todo esto en cuenta, presentamos este proyecto, el cual pretende abordar la problemática que se genera a la hora de buscar con qué tipo de datos trabajar en un problema de predicción de trayectorias para la realización de tareas en robótica industrial.

El problema se genera por la cantidad de datos que podemos obtener hoy en día en un entorno simulado dentro del mundo real en donde no solo somos capaces de obtener distintas visualizaciones de la escena desde cualquier ángulo que se nos ocurra, sino que podemos extraerlas con cámaras cotidianas, cámaras capaces de mostrar la profundidad o cámaras capaces de segregar el objeto del fondo, además del tipo de acción que puede realizar el robot para trazar la trayectoria, la cual puede ser descrita mediante la posición de las articulaciones, la fuerza que ejercen o su velocidad angular por ejemplo. Al haber tantos datos, se genera la necesidad de saber cuáles de ellos forman la mejor combinatoria posible que sea capaz de dotar de una mayor información a nuestro modelo evitando añadir ruido o información innecesaria de modo que obtengamos una

generalización de qué datos son los más valiosos para tomar como punto de partida a la hora de trabajar sobre un problema de este tipo.

Para ello, comenzaremos realizando un extenso estudio sobre el estado del arte de otros artículos científicos que hayan trabajado en proyectos relacionados para tener una base de la que partir. A continuación, desarrollaremos todo el código necesario para la obtención de todos los datos posibles que podamos extraer de la simulación de un conjunto de tareas dentro de un entorno de simulación virtual. Tras la obtención de dichos datos, entrenaremos una red neuronal con toda la combinatoria posible de modo que tengamos un conjunto de modelos que aplicar de vuelta al entorno de simulación. Una vez hecho esto, podremos evaluar qué tipo de datos son los que mejores resultados nos han dado, y por tanto, cuales debemos de escoger como base la próxima vez que trabajemos en un proyecto de este estilo.

Para evaluar la calidad de un modelo, tendremos en cuenta distintas métricas como el error en predicción, el porcentaje de acierto en simulación o la calidad de la trayectoria realizada en caso de acierto, ya que esta puede no ser siempre la más adecuada pese a alcanzar el objetivo.

Palabras clave

Robótica industrial, Generación de datos, Entorno de simulación, Aprendizaje automático, Multi-task learning, Meta-learning, Multi-view, Lifelong learning.

Índice

[1](#_Toc110616770)

[Resumen 3](#_Toc110616771)

[Palabras clave 4](#_Toc110616772)

[Índice 5](#_Toc110616773)

[Capítulo 1 6](#_Toc110616774)

[Introducción 6](#_Toc110616775)

[1.1. Motivación 6](#_Toc110616776)

[1.2. Objetivos 10](#_Toc110616777)

[Capítulo 2 11](#_Toc110616778)

[Marco teórico 11](#_Toc110616779)

[2.1. Fundamentos 11](#_Toc110616780)

[2.1.1. Meta-Learning 11](#_Toc110616781)

[2.1.2. Transfer Learning 13](#_Toc110616782)

[2.1.3. Multi-task Learning 14](#_Toc110616783)

[2.1.4. Few-Shot y One-Shot Learning 15](#_Toc110616784)

[2.1.5. Lifelong Learning 16](#_Toc110616785)

[2.1.6. Multiview Learning 16](#_Toc110616786)

[2.2. Entornos de simulación utilizados 17](#_Toc110616787)

[2.2.1. CoppeliaSim 18](#_Toc110616788)

[2.2.2. MuJoCo 21](#_Toc110616789)

[2.2.3. Comparativa entre ambos entornos de simulación 22](#_Toc110616790)

[2.3. Librerías utilizadas 23](#_Toc110616791)

[2.3.1. RLBench 24](#_Toc110616792)

[2.3.2. Metaworld 28](#_Toc110616793)

[Capítulo 3 33](#_Toc110616794)

[Desarrollo e implementación 33](#_Toc110616795)

[3.1. Fase 1: Generación de los datos 33](#_Toc110616796)

[3.1.1. Generación de datos en MuJoCo-Metaworld 34](#_Toc110616797)

[3.1.2. Generación de datos en CoppeliaSim-RLBench 40](#_Toc110616798)

[3.2. Fase 2: Entrenamiento del modelo 44](#_Toc110616799)

[3.3. Fase 3: Simulación y validación del modelo 49](#_Toc110616800)

[Capítulo 4 52](#_Toc110616801)

[Resultados obtenidos 52](#_Toc110616802)

Capítulo 1

Introducción

La robótica industrial es una rama de la ingeniería que pretende realizar múltiples procesos industriales tales como la manipulación de objetos haciendo uso de robots con el objetivo de completar diversas tareas en cadena de forma automática de modo que necesitemos la mínima supervisión humana posible.

Partiendo de esta definición, podemos encontrarnos tanto con tareas que no dependan del entorno y que por tanto, se realicen aplicando los mismos movimientos sobre el robot como con otras en las que tanto el entorno como los objetos u obstáculos que se encuentren en él sean cambiantes, por lo que necesitemos hacer que nuestro robot adapte sus movimientos, decisiones o incluso fuerza en base a lo que se encuentre en cada momento.

Pero primero, tenemos que hablar sobre cuál ha sido el camino que ha llevado a la robótica hasta el punto de convertirse en una de las ramas de la ingeniería y ciencias de la computación más importantes en casi cualquier ámbito de nuestras vidas.

# Motivación

Desde la década de los sesenta, junto con lo que la revolución industrial supuso, cada vez son más las empresas que deciden automatizar tareas o fases de su producción que antes estaban a cargo de un ser humano. Es una evidencia que los robots están revolucionando tanto los pequeños como los grandes sectores realizando cada vez más y más tareas las cuales hasta hace muy poco tiempo era impensable que pudieran estar bajo la supervisión de una maquina tanto por su complejidad como por lo que esto podría suponer en un futuro.

En los últimos años, incluso las interacciones más “humanas” han comenzado un proceso de mecanizado el cual supondrá una reestructuración de los espacios de trabajo y empleos actuales.

Esto último ha traído muchos quebraderos de cabeza y negativas al cambio en ciertos sectores debido al temor de que este proceso de automatización acabe por eliminar millones de puestos de trabajo no cualificados. Sin embargo, la realidad es que se crearán más puestos de trabajo de los que se destruirán, según comentaron los expertos en el World Economic Forum de Suiza en el año 2018 [x], en dónde predijeron que para el año 2022, de los 75 millones de empleos a nivel mundial que los robots reemplazarían, se crearían más de 133 millones de puestos de trabajo nuevos. Esto es debido a que la inteligencia artificial y los robots mejoraran enormemente la productividad de los trabajos existentes provocando la creación de nuevos empleos los cuales en su mayoría supondrían de una mayor cualificación.

Todo esto es consecuencia de que cada vez son más los recursos que se invierten en automatizar las líneas de producción industriales [x] o crear nuevas máquinas autómatas capaces de adaptarse a tareas muy concretas y difíciles de realizar. En el mismo foro económico mundial que comentábamos antes, se mencionaba también que el gasto mundial en robótica alcanzaría los 242.000 millones de dólares solamente durante 2019, por lo que podemos hacernos una idea del ascenso que esto supondrá durante esta nueva década. El cambio ha llegado para quedarse y en cuanto antes lo asimilemos y nos adaptemos a él, mejor nos ira.

Como ya hemos mencionado previamente, son muchas las tareas que un robot puede realizar hoy en día, las cuales van desde poner una tuerca [x] en una cinta de producción industrial hasta conducir por ti de modo que puedas realizar cualquier viaje sin necesidad de prestar atención a la carretera [x] o mantener un local de comida rápida en donde todas las tareas, desde cocinar hasta servir la comida estén a cargo de un robot [x]. Pese a esta versatilidad, por muy distintas que parezcan estas tareas, todas necesitan de un entrenamiento previo con el que poder aprender a alcanzar su objetivo independientemente de la dificultad que este suponga, ya que del mismo modo que ningún ser humano nace sabiendo, un robot tampoco.

Para poder entrenar un robot, debemos de mostrarle como realizar dicha tarea o en su defecto, como realizar otra tarea que tenga cierto grado de similitud. Esto se hace simulando correctamente la tarea en cuestión y almacenando los datos que se generen en cada instante de tiempo para que podamos utilizarlos posteriormente a la hora de entrenar la red con la que generaremos el modelo que sea el que devuelva las acciones que debe realizar el robot.

Sin embargo, llegados a este punto, nos surge la problemática de saber cuáles son los datos que debemos de usar para este tipo de problemas, ya que en el mundo real, de así quererlo, podríamos llenar la escena de cámaras que guarden la información visual de cada ángulo tanto con tres canales de color (en lo sucesivo RGB) como con cámaras de otro tipo como podrían ser de profundidad o capaces de segregar los objetos del fondo. Además de estas representaciones visuales de la escena, necesitaríamos averiguar qué clase de acción es la más adecuada, ya que podemos hacer que el robot trace una trayectoria hacia su objetivo en base a la posición de sus articulaciones, fuerza que estas ejercen o velocidad angular a la que se mueven.

Pese a poder aplicar todos los datos que quisiéramos en el entrenamiento para tratar de dotar de toda la información posible a nuestro modelo, sabemos cómo esto no sería lo más optimo, ya que estaríamos maximizando los costes temporales, monetarios y computacionales, y esto es lo que queremos evitar a toda costa.

Es aquí donde surge la necesidad de averiguar cuál es la combinatoria de los datos que podamos extraer de la escena que aporte una mayor información a nuestro modelo evitando añadir ruido o información innecesaria, todo esto tratando de minimizar la cantidad de información que utilicemos teniéndola en cuenta a la vez que los resultados que estos aporten.

Además de minimizar la cantidad de información que utilicemos, también querremos minimizar los costes que supongan la obtención de herramientas, maquinarias, patentes o incluso la electricidad y mantenimiento que puedan requerir dichos aparatos. Es por ello por lo que antes de realizar cualquier clase de tarea en el mundo real se crea su representación dentro de un mundo virtual gracias a los distintos entornos de simulación y librerías asociadas a ellos que disponemos.

Este es un problema que no se ha llegado a plantear en ninguna ocasión, ya que son muchos los entornos de simulación a los que podemos acceder para realizar pequeñas simulaciones de tareas guiadas por robot los cuales presentan distintos tipos de acciones o de configuraciones para las que podrían ser las mismas tareas. Es por este motivo por el que dependiendo del entorno que dispongamos o que se nos proporcione, seremos capaces de obtener unos resultados u otros, todo esto en base a la información que nos permita extraer cada entorno de la escena.

Nosotros vamos a trabajar con dos de los entornos de simulación y sus consecuentes librerías más utilizadas para este tipo de problemas en donde debamos predecir la trayectoria de un robot tras haber dotado a nuestra red de la información que veamos conveniente sobre dicha tarea. Estos entornos se tratan de CoppeliaSim [x] y MuJoCo [x], los cuales utilizaremos mediante librerías diseñadas específicamente para ellos como son RLBench [x] y MetaWorld [x].

Pese a existir una tendencia a usar CoppeliaSim por ser el estándar de facto, no por este motivo tiene por qué ser mejor para todas las tareas y casos de uso. Esto va a ser algo que analicemos también con el objetivo no solo de obtener una combinatoria generalista de con que datos tratar sino de que entorno es capaz de funcionar mejor.

Para poder realizar las comparaciones sobre los resultados que obtengamos, haremos uso de distintas métricas como pueden el error cuadrático medio [x] (en lo sucesivo RMSE) o el porcentaje de acierto durante la simulación.

En definitiva, con este proyecto trataremos de sacar una conclusión sobre cual ha de ser la configuración de datos con la que debamos tratar cualquier tipo de problema que requiera de la predicción de trayectorias para la realización de todo tipo de tareas llevadas a cabo por un robot con el objetivo de minimizar los costes necesarios para ello, tanto computacionales dentro del entorno virtual como monetarios y temporales fuera de él.

# Objetivos

El objetivo principal será obtener una combinatoria general de datos con el que se caractericen distintos casos de uso en robótica industrial pudiéndola coger como punto de partida a la hora de trabajar en un proyecto de este tipo. Con la finalidad de conseguirlo, desglosamos nuestro objetivo principal entre los siguientes subobjetivos:

1. Estudiar y analizar en profundidad tanto los distintos estudios y proyectos realizados en este ámbito como los diferentes entornos de simulación utilizados, dejando claras tanto sus diferencias como sus similitudes.
2. Generar datos para un conjunto de tareas con cada uno de los entornos de simulación que utilicemos para generar los distintos modelos en la fase de entrenamiento.
3. Analizar las mejores configuraciones posibles de datos en busca de un patrón capaz de generar una generalización para futuros problemas de modo que sepamos de donde partir inicialmente sea cual sea el problema a evaluar. Para esto trataremos de encontrar las configuraciones que maximicen tanto el RMSE como métrica estándar como el porcentaje de acierto en simulación, teniendo en cuenta la trayectoria realizada por cada prueba.
4. Simular dentro de los entornos de simulación virtuales los modelos generados y visualizar los resultados obtenidos mediante diferentes aproximaciones y estadísticos.

Para lograr los objetivos aquí presentados, vamos a estructurar la memoria de modo que dividamos la parte de implementación en tres fases: Generación de datos, entrenamiento del modelo y simulación de las tareas. Una vez hayamos presentado el desarrollo de nuestro proyecto, expondremos las pruebas realizadas así como sus resultados y las conclusiones que obtengamos de ellas.

Capítulo 2

Marco teórico

En este capítulo vamos a exponer toda la parte teórica que vemos necesaria comentar tras realizar una investigación documental sobre distintos trabajos centrados en el mismo tema. De igual forma, una vez finalizado dicho apartado, pasaremos a hablar sobre los diferentes entornos de simulación y librerías que hemos utilizado.

# 2.1. Fundamentos

Son muchos los conceptos y métodos que se abordan a lo largo de este proyecto. La mayoría de ellos se encuentran repartidos dentro del capitulo en donde hablamos de la implementación y marco experimental del trabajo. Es por este motivo por el que antes de llegar hasta ahí, vamos a exponer de la mejor manera posible todos estos conceptos teóricos de modo que queden claros y no sea necesario explicarlos ni entrar en detalle con ellos más adelante.

## 2.1.1. Meta-Learning

El meta-learning o meta-aprendizaje es un paradigma del aprendizaje automático (en lo sucesivo ML) que surge con la idea de aplicar distintos algoritmos de ML a los datos obtenidos por medio de otros algoritmos de ML. En otras palabras, se trata de algoritmos de ML que aprenden entre sí aprendiendo del aprendizaje que tenemos ya disponible por medio de otros métodos.

Este proceso de combinar las predicciones hechas por distintos algoritmos se llama apilamiento, y se refiere a tomar como entrada los datos de salida del algoritmo o método de aprendizaje anterior.

Su objetivo es conseguir realizar un buen apilamiento de predicciones creando un campo de aprendizaje conjunto en donde todos los algoritmos utilizados trabajen conjuntamente intentando realizar mejores predicciones o predicciones generalistas para un conjunto de tareas distintas.

Esto ultimo que hemos comentado nos llevaría a la posibilidad de aprender de un conjunto de tareas en predicción relacionadas entre si pero no iguales, lo cual nos llevaría hasta los siguientes fundamentos aquí propuestos.

En la siguiente figura podemos ver un ejemplo sencillo del funcionamiento del meta-learning:

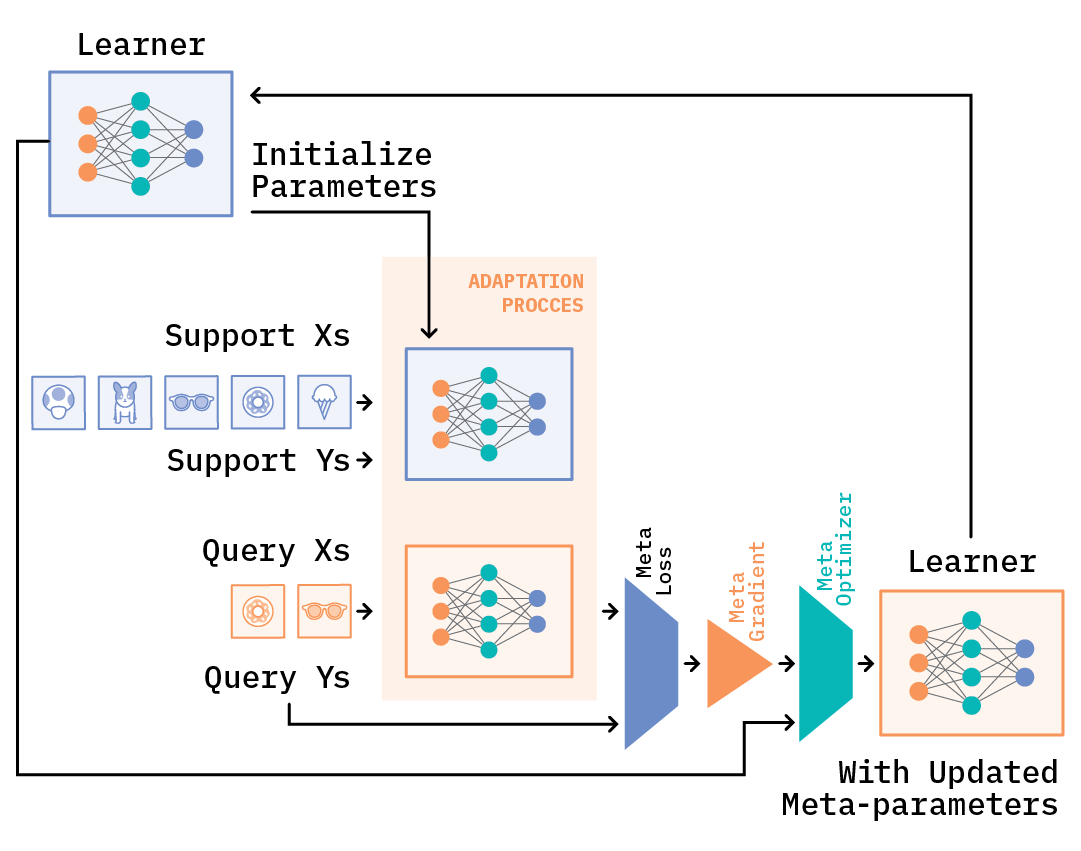


Figura x. Funcionamiento del proceso de Meta-Learning

Vemos como en la figura existen dos redes. La primera inicializa los parámetros y aprende los pesos para su modelo. Después, utiliza su salida como datos de entrada de la siguiente red con el objetivo de optimizar los resultados gracias a la colaboración de ambas.

## 2.1.2. Transfer Learning

El transfer learning o aprendizaje por transferencia se refiere al conjunto de métodos que permiten transferir conocimientos adquiridos tras la resolución de problemas para resolver otros problemas.

Este subcampo del ML ha sido de gran importancia con el auge del Deep Learning (en lo sucesivo DL), ya que los modelos utilizados en DL necesitan de muchos recursos y tiempo computacional. Es por esto por lo que tomando como base un modelo preentrenado, el transfer learning permite desarrollar rápidamente modelos validos para otro tipo de problemas. En la siguiente figura podemos ver el funcionamiento del transfer learning:

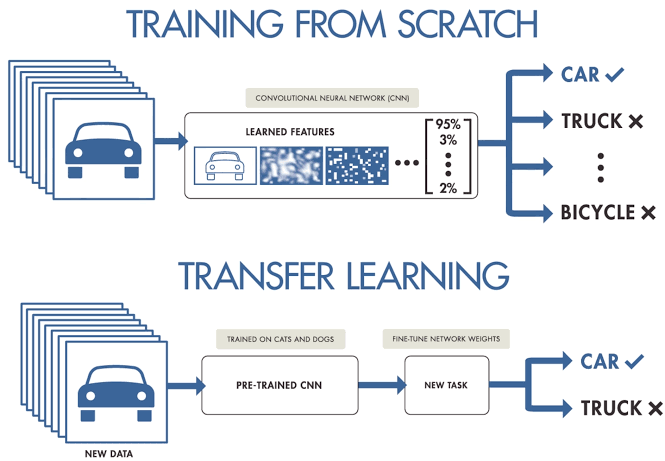


Figura x. Funcionamiento del proceso de Transfer Learning

En la figura observamos como tras haber entrenado un modelo capaz de realizar una tarea especifica, podemos aplicar dicho modelo a otro conjunto de datos y a una tarea no muy distinta para no tener que entrenar un nuevo modelo desde cero.

## 2.1.3. Multi-task Learning

El multi-task learning o aprendizaje multitarea es del mismo modo que el transfer learning, un subcampo del ML en el que se resuelven varias tareas de aprendizaje al mismo tiempo mientras que se analizan tanto los puntos en común o patrones como las diferencias que pueden tener las tareas del conjunto.

El procedimiento es sencillo. Se pretende resolver una tarea principal tras haberla aprendido conjuntamente con otras tareas relacionadas. En este proceso se produce una transferencia de conocimiento entre las distintas tareas.

Sin embargo, dentro del mundo real surge el problema de encontrar tareas que estén tan relacionadas o incluso una vez después de haberlas encontrado, es muy complejo saber el grado de importancia que van a suponer a la hora de predecir la tarea principal, ya que del mismo modo que pueden obtener información ventajosa, pueden obtener información que perjudique al procedimiento o a las trayectorias de nuestra tarea principal.

Dentro del multi-task learning, cualquiera de las tareas que se encuentre dentro del conjunto de tareas de aprendizaje puede ser la tarea principal a predecir, ya que el objetivo es poder aplicar el modelo generado a cualquiera de estas. Aun así, existe otro paradigma del ML capaz de aprender a realizar una tarea nunca antes vista o vista muy pocas veces en comparación con el resto de tareas entrenando de forma parecida que lo aquí descrito, el Few Shot y One Shot Learning.

## 2.1.4. Few-Shot y One-Shot Learning

Podríamos decir que estos dos paradigmas del ML son un paso más allá del multi-task learning, ya que parten de la misma idea de entrenar un modelo con un amplio conjunto de tareas.

Sin embargo, es en este punto donde comienzan sus diferencias respecto al multi-task learning, y que en el caso del one-shot learning, la tarea principal que antes utilizábamos también dentro del conjunto de tareas de entrenamiento desaparece del conjunto, siendo a la hora de validarla la primera vez que el modelo la ve.

En cuanto al few-shot learning, es una especie de mezcla entre ambas, ya que mantenemos la tarea principal a predecir dentro del conjunto de tareas de entrenamiento con la diferencia de tenerla muy pocas veces, de modo que el porcentaje que tiene dicha tarea dentro del conjunto respecto al de cualquier otra tarea sea minúsculo.

El objetivo de ambos paradigmas es el de generar un modelo entrenado con diversas tareas el cual sea capaz de ser aplicado para una nueva tarea o una tarea vista muy pocas veces.

Si nos fijamos bien, podemos darnos cuenta de que este concepto ya lo hemos tratado previamente al hablar del transfer learning, y es que en ambos casos se aplican las mismas técnicas con la diferencia de los casos de estudio que se proponen.

## 2.1.5. Lifelong Learning

El lifelong learning se trata de un paradigma de ML que aprende continuamente acumulando conocimiento de estados anteriores adaptándolo y usándolo para ayudarse a predecir los resultados en el futuro del problema en cuestión.

El paradigma principal del ML aprende de manera aislada al tiempo, y pese a ser muy exitoso para muchos casos de uso como ya sabemos, necesita de

un amplio conjunto de ejemplos de entrenamiento además de que estos ejemplos estén bien definidos y contengan la información necesaria para nuestro problema.

Sin embargo, con el lifelong learning, nos acercamos al comportamiento humano, ya que no solo predecimos acciones mediante datos actuales, sino que tenemos en cuenta como han sido esos datos en estados anteriores para buscar mejores patrones y prever comportamientos extraños en los datos que teniendo solo en cuenta datos del estado actual no podríamos hacer.

## 2.1.6. Multiview Learning

El multiview learning o aprendizaje multivista es otro d ellos paradigmas del ML en donde tratamos con problemas de imágenes.

En estos problemas, somos capaces de poseer por cada ejemplo imágenes o vistas del entorno desde diferentes ángulos, haciendo así que a la hora de realizar el aprendizaje, la red sea capaz de tener en cuenta como se ve el entorno desde distintos ángulos aportando una mayor dimensionalidad sobre los datos de entrada de nuestro modelo.

Esto se usa cuando queremos mostrar una representación mas tridimensional de los datos mediante imágenes en dos dimensiones representadas como matrices.

# 2.2. Entornos de simulación utilizados

Como ya hemos ido mencionado a lo largo del inicio de este documento, un entorno de simulación es una aplicación software que permite al usuario trabajar tanto con una amplia variedad de robots como de tareas y entornos virtuales totalmente personalizables a los gustos y necesidades de cada uno. Al ser un entorno virtual, no requiere de la disposición de ninguna clase de herramienta física, haciendo así que ahorremos tiempo y dinero en la compra y adjudicación de la puesta en marcha de todo lo necesario para simular cualquier tipo de tarea.

El objetivo principal de cualquier entorno de simulación es el de emular y validar tareas dentro de un mundo virtual antes de hacerlo en el mundo físico para así, tal y como hemos comentado antes, evitar sobrecostes y ahorrar tiempo, ya que es mucho más rápido y menos costoso simular una tarea dentro de un software que podemos modificar, iniciar o detener a nuestro antojo antes que hacerlo sobre un robot físico el cual muy posiblemente requiera de unos cuidados y puesta en marcha muy específicos. De esta manera, podemos probar distintas configuraciones de un modo muy sencillo para posteriormente evaluar cual es la que finalmente debemos llevar a cabo sobre nuestro robot o entorno físico.

Para ello, dentro de casi cualquier entorno, tenemos la libertad para crear y modificar materiales, objetos e incluso comportamientos de una manera rápida que en el mundo real no seriamos capaces de realizar tan fácilmente.

Para la realización de este proyecto, y con el objetivo principal de evitar un sesgo en los datos por culpa de las características específicas de cada entorno, hemos decidido utilizar dos de los entornos de simulación de datos más conocidos en problemas de robótica industrial: MuJoCo y CoppeliaSim. Cada uno de estos entornos de simulación es capaz de utilizar distintas librerías que son las encargadas de especificar al sistema como generar, simular y trabajar con sus propias herramientas. Nosotros hemos seleccionado dos de las más utilizadas en este tipo de proyectos: RLBench y Metaworld.

## 2.2.1. CoppeliaSim

Este entorno de simulación y desarrollo integrado basado en una arquitectura de control distribuida, antes conocido como V-Rep, es uno de los más utilizados para la simulación de cualquier tipo de tarea dentro de la comunidad robótica. Fue desarrollado por Coppelia Robotics en Marzo de 2010 y a día de hoy, según el servicio de búsqueda de patentes *The Lens [x]*, cuenta con un total de 1.282.860 citas distribuidas entre 73.775 patentes, por lo que podemos hacernos a la idea del prestigio que tiene.

Se utiliza entre muchas otras cosas para el monitoreo remoto de tareas industriales, la generación de prototipos y escenarios virtuales, el desarrollo de algoritmos, la educación relacionada con robots o la simulación de sistemas de automatización de fábricas. Es con esta última utilidad con la que vamos a trabajar en este proyecto.

Dispone de varios módulos de calculo general como son los de cinemática inversa, detección de colisiones, calculo de la distancia mínima o planificación de rutas entre otros con los cuales podemos ser capaces de desarrollar de una manera muy sencilla y visual algoritmos para la realización de tareas que sean capaces de ser integrados posteriormente en el mundo real.

Además de poseer todos estos módulos de cálculo propios ya integrados, tiene también un gran mecanismo de extensión que le permite recibir complementos y aplicaciones de cliente con los cuales ampliar su funcionalidad. Un ejemplo de uno de uno de estos complementos es RLBench el cual pasaremos a explicar más adelante.

Parte de su prestigio viene dado por su amplia capa de personalización con la cual podemos ser capaces de adaptar casi cualquier escenario del mundo real dentro del mundo virtual. Para ayudarnos con ello, tenemos toda clase de objetos como pueden ser muebles, material para construir cualquier tipo de estancias desde cero, actuadores, vehículos…

A parte de todos los aquí mencionados, disponemos también de un total de cincuenta modelos distintos de robots los cuales se diferencian entre 24 robots no móviles como son los brazos robóticos y 26 robots móviles de entre los que tenemos desde robots con ruedas hasta robots humanoides o robots basados en animales e insectos.

Como ya hemos comentado previamente, esta basado en una arquitectura de control distribuida. Es por este motivo por el que podemos programar escenarios de múltiples modos:

* **Scripts embebidos**
* **API remota de cliente**
* **Add-ones**
* **Plugins**
* **Nodo ROS/ROS2**
* **Nodo ZeroMQ**

Cada cual presenta ventajas y desventajas respecto al resto de métodos tal y como vamos a mostrar a continuación:

Tabla

Descripción generada automáticamente

Figura x. Diferencias entre los seis métodos de programación

De entre todos estos métodos de programación, nosotros vamos a trabajar en Python con scripts embebidos provenientes de la librería RLBench [x] y modificaciones que haremos sobre ellos, de modo que no necesitemos ni siquiera abrir su interfaz gráfica, ya que iremos extrayendo la información frame a frame sobre la escena en todo momento tal y como explicaremos más adelante.

En cuanto a sus demás características, podemos destacar que este entorno de simulación es tanto multiplataforma (Windows, Linux, MacOS) como multilenguaje (C/C++, Python, Java, Lua, Matlab y Octave). Además, soporta un total de cuatro motores de física (Bullet Physics, Open Dynamics Engine, Vortex Studio y Newton Dynamics) que podemos alternar ajustándonos a las necesidades que tengamos en todo momento.

En definitiva, prácticamente podemos llevar a cabo cualquier tarea que nos propongamos con él gracias a la cantidad de módulos de cálculo, capas de personalización y características que posee. Es por este motivo por el que a día de hoy es uno de los entornos de simulación más utilizados en todo el mundo.

## 2.2.2. MuJoCo

Este entorno de simulación y desarrollo integrado es uno de los que más está creciendo desde que fuera creado en 2018. Fue desarrollado por Roboti LLC [x] inicialmente pese a que en 2021 fue adquirido por DeepMind [x] y pasó a ser de código abierto.

Según el servicio de búsqueda de patentes *The Lens,* ha recibido 42 citas distribuidas en un total de 15 patentes, las cuales pese a no ser un gran número, nos muestran cómo es un entorno que se tiene en cuenta a la hora de realizar cualquier tipo de investigación dentro de este campo. Por otro lado, tenemos que destacar como la baja cantidad de citas ha podido producirse por ser hasta hace unos pocos meses una herramienta de pago.

MuJoCo surgió con el propósito principal de servir como una herramienta capaz de facilitar y ayudar en todo lo posible en el desarrollo e investigación centrado en la robótica, biomecánica, tareas de animación gráfica y otros áreas que demandaran de una simulación rápida y precisa por medio de estructuras articuladas que interactúen con el entorno.

Su utilidad es muy similar al resto de entornos de simulación que podemos encontrarnos. Sin embargo, es algo más restrictiva haciendo que no podamos desarrollar prototipos o entornos visualmente tan bien detallados como con otros entornos, ya que inicialmente, al estar pensado en ser una herramienta privada, no se tuvieron en cuenta ciertos aspectos sobre su interfaz, lo cual ha acabado derivando en que tengamos que hacer uso de complementos externos para poder añadir funcionalidades e implementar mejoras nuevas que lo hagan ponerse a la par de los grandes entornos del mercado.

Otro de los motivos por el que MuJoCo no es visualmente tan avanzado al resto de entornos es porque está centrado en la parte de código, más en concreto en la parte de desarrollo de algoritmos de ML, lo que ha hecho que se descuide un poco mas el apartado visual para favorecer en temas de velocidad y diversidad al apartado de complementos y módulos matemáticos.

Hablando sobre su capa de personalización, somos capaces de utilizar hasta un total de 16 robots distintos siendo en su mayoría robots no móviles como lo son los brazos robóticos u otro tipo de pinzas. En cuanto al resto de objetos con los que el robot puede interactuar en el entorno, disponemos de muy pocos.

Al estar basado en una arquitectura distribuida, es capaz de recibir órdenes de distintas maneras soportando scripts embebidos, plugins de Unity y API remota de cliente. Para nuestro proyecto hemos decidido optar por el uso de scripts embebidos, ya que son con los que más facilidades nos hemos encontrado a la hora de analizar los distintos métodos y probar con algunos de ellos.

Entre las características más importantes de MuJoCo, destaca el que sea un entorno de simulación multiplataforma (Windows, Linux, MacOS) y multilenguaje (Swift, Java, Python, Julia) con un motor de físicas propio desarrollado por Roboti LLC.

## 2.2.3. Comparativa entre ambos entornos de simulación

Si nos fijamos en todo lo descrito para ambos entornos de simulación, podemos ver como CoppeliaSim se encuentra a priori por encima a MuJoCo al tener no solo mas funcionalidades y utilidades sino una capa de personalización más cuidada con la que emular virtualmente entornos del mundo real con el máximo añadido de detalles posible. Sin embargo, al tener una visualización tan avanzada, es ligeramente más costosa computacionalmente hablando a la hora de realizar el mismo tipo de pruebas.

Centrándonos en la capa de personalización, CoppeliaSim viene por defecto con una infinidad de objetos interactuables con el entorno y con una gran variedad de robots de todo tipo. MuJoCo, en cambio, trae muy pocos objetos y clases de robots. Sin embargo, en MuJoCo somos capaces de generar desde cero o importar objetos al entorno con mucha mayor facilidad, cosa que en CoppeliaSim es bastante difícil al ser un entorno tan restrictivo.

En cuanto al resto de características y funcionalidades, no existe una gran diferencia entre ambos. Hemos podido ver como los dos entornos pretenden ser de utilidad para los mismos casos de uso.

A priori, al ser CoppeliaSim más completo y utilizado que MuJoCo, podría parecer que con el podemos obtener mejores resultados. Pese a ello, vamos a trabajar con los dos para poder sacar unas comparativas mas reales sobre el terreno aplicando los mismos casos de uso de nuestro proyecto.

# 2.3. Librerías utilizadas

Como ya hemos ido mencionando a lo largo del apartado anterior, los entornos de simulación necesitaban de una librería que les aporte todas las opciones necesarias para poder trabajar en la simulación de cualquier tipo de tarea posible en el ámbito de la robótica industrial.

No todos los entornos disponen del mismo número de librerías o de las mismas adaptadas para distintos entornos, por lo que antes de escoger que dos íbamos a utilizar, hemos decidido realizar un análisis previo sobre cuáles eran las librerías con las que se trabaja normalmente al utilizar estos dos entornos de simulación.

Estas librerías están adaptadas al simulador en cuestión y vienen con un conjunto de escenas, objetos, texturas, materiales y funciones que hacen que podamos partir de una base sólida de donde empezar a realizar casi cualquier tarea que se nos ocurra en el ámbito de la robótica.

Nos hemos encontrado con que en el caso de CoppeliaSim, la librería que más citas recibía era RLBench, por lo que hemos optado por escogerla. En cuanto al caso de MuJoCo, hemos tenido más dudas acerca de cuál escoger debido a que eran dos las librerías que se vienen utilizando con este entorno desde que se volvió de código abierto. Tenemos tanto OpenAI Gym [x] como Metaworld [x]. Tras evaluarlo, hemos decidido utilizar Metaworld por encima de OpenAI Gym por encontrarla más intuitiva y sencilla a la hora tanto de importarla como de trabajar con ella.

## 2.3.1. RLBench

RLBench, también conocida como Robot Learning Benchmark and Learning Environment, es una amplia librería y entorno de aprendizaje diseñada para facilitar el trabajo de los investigadores que trabajen en el campo de la robótica dentro de las áreas del aprendizaje por refuerzo, aprendizaje por imitación, aprendizaje multitarea, visión por computador y en particular el aprendizaje por medio de pocas pruebas o few-shot learning.

Fue desarrollada por Stephen James, Zicong Ma, David Rovick y Andrew J.Davison en septiembre de 2019 y ha sido desde entonces una de las librerías y entornos de aprendizaje más utilizadas dentro de este área de trabajo.

Esta librería engloba un total de 100 tareas diferentes realizables con la ayuda de brazos robóticos articulados. Dentro de estas tareas se encuentran algunas como recoger una pelota, pulsar un botón o incluso abrir y cerrar una ventana, tal y como se puede observar en la siguiente figura:



Figura x. Algunas de las tareas disponibles con RLBench

Podemos apreciar como la estructura de cada escena es la misma. Poseemos el mismo robot, misma mesa, y lo único que cambia es la tarea a realizar con distintos objetos además del código interno de cada una de las tareas que es el cual guía al robot a la hora de realizar pequeñas demostraciones las cuales utilizaremos más adelante para entrenar nuestro modelo.

Por otro lado, con el objetivo de dotar de una mayor complejidad a cada tarea, RLBench es capaz de generar variaciones sobre una misma tarea haciendo que cada prueba o episodio sea completamente distinto al anterior. Esto lo hace no solo inicializando los objetos en distintos lugares cada vez que llamamos a la ejecución de la escena, sino que también modificando los colores de los objetos que se encuentran en ella.

Diagrama, Mapa

Descripción generada automáticamente

Figura x. Ejemplo de las variaciones por prueba en cada tarea

En la figura anterior podemos ver cómo variaría cada episodio para una misma tarea de apilado de bloques haciendo que se modifiquen no solo los colores de los objetos secundarios de la escena sino los colores del objeto que se debe tomar como objetivo, además de modificar la tarea añadiendo nuevos niveles de complejidad como podría ser apilar más bloques o apilar bloques alternando sus colores. Todo esto dependerá de la tarea en cuestión, ya que no todas disponen del mismo abanico de variaciones disponible.

El objetivo de esta librería es el de dotar de las herramientas necesarias a CoppeliaSim para poder simular tareas con las que trabajar dentro del campo del aprendizaje automático y de este modo conseguir obtener y validar buenos modelos con los que trabajar en el mundo real.

No solo posee un amplio abanico de tareas, sino que estas son grabadas por un total de cinco cámaras colocadas en distintos ángulos de modo que podamos obtener toda la información posible de cada uno de los movimientos del brazo robótico. Es de estas cinco cámaras de las que extraeremos toda la información visual de la escena.

Además de estas cámaras que son capaces de mostrarnos la escena en los tres canales de color habituales, RLBench puede generar también imágenes de profundidad y máscaras desde los mismos ángulos que los mostrado en la figura de arriba tal y como podemos apreciar a continuación:

Imagen que contiene tabla, espejo, diferente, sostener

Descripción generada automáticamenteUna caricatura de una persona

Descripción generada automáticamente con confianza bajaImagen que contiene Texto

Descripción generada automáticamente

Figura x. Imágenes en RGB, profundidad y mascara

Con el objetivo de poder realizar las pruebas lo más comparables posibles, hemos optado por usar únicamente las imágenes obtenidas mediante cámaras RGB, ya que no todos los simuladores son capaces de sacar imágenes tanto en profundidad como en forma de mascara generando una segmentación de los objetos de la escena. Por otro lado, hemos tomado esta decision también pensando en que en el mundo real es mucho más sencillo y menos costoso obtener imágenes de tres canales de color que de los otros dos modos.

La librería no solo es capaz de ofrecernos la información de forma visual por cada instante para observar y evaluar las tareas, sino que proporcionan al usuario una variedad de acciones con las que complementar sus experimentos.

Estas acciones vienen dadas como un vector de siete elementos, uno por cada una de las articulaciones, entre las cuales tenemos:

* **Velocidad absoluta**: Se trata de la velocidad con la que se mueve cada articulación en un instante de tiempo. Viene dada en radianes/segundos.
* **Velocidad relativa**: Se trata de la diferencia de velocidad entre instantes dada por cada articulación. Viene dada en radianes/segundos.
* **Posición absoluta**: Se trata de la posición en la que se encuentra cada articulación en el espacio.
* **Posición relativa**: Se trata de la diferencia de posiciones en cada instante en la que se encuentra cada articulación en el espacio.
* **End-effector pose absoluto**: Se trata únicamente de la posición de la pinza en el espacio de coordenadas xyz. Con esta acción, es como si tiráramos de la pinza haciendo que el resto de articulaciones se movieran únicamente por dicha fuerza.
* **End-effector pose relativo**: Se trata únicamente de la diferencia de la posición de la pinza en el espacio de coordenadas xyz por cada instante de tiempo.
* **Fuerza absoluta**: Se trata de la fuerza realizada por cada una de las articulaciones.
* **Fuerza relativa**: Se trata de la diferencia de fuerza realizada por cada una de las articulaciones.

En próximas actualizaciones de RLBench se comenta sobre la posibilidad de incluir nuevas métricas de acciones tales como los ángulos absolutos y relativos, los cuales serán medidos en radianes.

En definitiva, RLBench es una librería muy completa capaz de dotar de una gran gama de funciones al programador con las que extraer la mayor cantidad de datos a la escena al igual que automatizar acciones o procesos que no se encontraban implementados inicialmente. Además de todo esto, facilita mucho el trabajo gracias a la cantidad de tareas y escenas que trae ya preparadas.

## 2.3.2. Metaworld

Metaworld es una librería de simulación de tareas centrada en el aprendizaje por refuerzo y en el aprendizaje multitarea.

Fue desarrollada por Tianhe Yu, Deirdre Quillen, Zhanpeng He, Ryan Julian, Karol Hausman, Chelsea Finn y Sergey Levine en el año 2019 y ha estado en constante desarrollo desde entonces implementando desde nuevas tareas a funciones capaces de facilitar el trabajo.

A diferencia de RLBench, la cual se centraba en muchos aspectos del aprendizaje automático, esta librería se centra única y exclusivamente en los dos campos ya mencionados que se pueden ver en la siguiente figura:

Imagen que contiene Icono

Descripción generada automáticamente

Figura x. Explicación de lo que pretende realizar esta librería

En la figura mostrada arriba, podemos ver de una manera más visual cuales son los dos objetivos principales de esta librería, el aprendizaje multitarea y el meta-aprendizaje, los cuales hemos explicado previamente en el apartado de fundamentación de este mismo capitulo, por lo que no vamos a volver a entrar en detalle en ellos.

Con este fin, se han diseñado un total de 50 tareas, muy parecidas a las que tiene RLBench, con las que se han generado seis métodos distintos de evaluar los distintos algoritmos de aprendizaje que el usuario genere. Son estos los seis métodos con los que hemos decidido probar el simulador previamente antes de empezar a trabajar más en profundidad con él. Cada uno de estos métodos de evaluación posee una dificultad y objetivo distinto al resto tal y como vamos a ver a continuación.

* Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

  Descripción generada automáticamente**Meta-Learning 1 (ML1)**: El ML1 es el método más sencillo de evaluación de meta-aprendizaje. Se escoge una sola tarea y se entrena realizando muchas pruebas con ella en donde se modifican las inicializaciones de los objetos y de sus metas. Finalmente, se realiza una validación con otro conjunto de pruebas en donde tengamos objetos inicializados en posiciones nunca antes vistas en el conjunto de entrenamiento.

Figura x. Ejemplo del funcionamiento del ML1

* **Multi-Task 1 (MT1)**: El MT1 es bastante parecido al ML1, ya que tan solo usa una única tarea para realizar el aprendizaje. Sin embargo, realiza la evaluación sin necesidad de realizar ninguna validación previa.

Diagrama

Descripción generada automáticamente

Figura x. Ejemplo del funcionamiento del MT1

* **Meta-Learning 10 (ML10)**: El ML10 es un método de meta-aprendizaje más complejo que el ML1 en donde entrenamos con un conjunto de 10 tareas distintas. Finalmente, realizamos la validación sobre 5 tareas no vistas en la fase de entrenamiento.

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación, Sitio web

Descripción generada automáticamente

Figura x. Ejemplo del funcionamiento del ML10

* **Diagrama

  Descripción generada automáticamenteMulti-Task 10 (MT10)**: El MT10 se asemeja al MT1 con la diferencia de que en lugar de aprender de una tarea y replicarla sin necesidad de validación, aprende de 10 tareas distintas para tratar de reproducirlas posteriormente.

Figura x. Ejemplo del funcionamiento del MT10

* **Imagen que contiene Escala de tiempo

  Descripción generada automáticamenteMeta-Learning 45 (ML45)**: El ML45 es el modelo más completo de meta-aprendizaje en donde se entrena un conjunto de 45 tareas dejando de lado las 5 restantes para validación.

Figura x. Ejemplo del funcionamiento del ML45

* **Imagen que contiene Escala de tiempo

  Descripción generada automáticamenteMulti-Task 50 (MT50)**: El MT50 es el modelo más completo de multitareas, ya que usa el 100% de estas sin dejar ninguna para la validación.

Imagen que contiene Escala de tiempo

Descripción generada automáticamente

Figura x. Ejemplo del funcionamiento **del** MT50

Las cincuenta tareas que se pueden observar son controladas por el robot de igual forma que en RLBench, con acciones que son pasadas instante a instante a nuestro robot.

Al contrario que con RLBench en donde teníamos un amplio abanico de acciones con el cual probar, en Metaworld tan solo tenemos las posiciones relativas en el espacio de coordenadas XYZ junto con el estado de la pinza, el cual puede estar representado por un cero en caso de estar abierta o por un valor decimal en caso de estar en proceso de cerrarse.

Además de a este vector de acciones, podemos acceder también a un conjunto de informaciones que nos describen la escena cada instante de tiempo dándonos datos como podrían ser la recompensa actual, el valor continuo del estado de la pinza o las posiciones absolutas en los ejes de coordenadas XYZ de la pinza por ejemplo.

Al estar realizando un proyecto en donde no queremos entrar dentro de un sistema de recompensas, vamos a considerar el uso de las dos ultimas informaciones mencionadas descartando la recompensa por cada instante de tiempo.

Las imágenes utilizadas por Metaworld, si bien no son iguales que las utilizadas en RLBench, si que son bastante parecidas. Estas se encuentran situadas en distintas zonas del entorno haciendo así que podamos obtener el máximo de información posible en todo momento de una manera muy visual.

Existen tipos de imágenes que son muy similares con algunos de los tipos de RLBench como son las que muestran tanto la primera persona de la pinza como el entorno desde arriba y desde ambos lados, todo esto lo veremos más adelante en la fase de implementación.

En definitiva, vemos como ambas librerías, pese a tener grandes diferencias por el modo en el que están hechas y por el entorno de simulación en el que son utilizadas, sirven para lo mismo, pues podemos obtener los mismos datos e información de tareas completamente iguales para entrenar nuestro modelo.

Además, es muy interesante ver la capa de personalización que poseen ambas, haciendo que pese a tener funciones y tareas ya programadas y funcionales, seamos capaces de modificarlas o crearlas desde cero a nuestro antojo. Esto último sí que es verdad que se nota mucho más en Metaworld, en donde no solo tenemos los scripts mejor explicados sino que al utilizar un entorno de simulación menos complejo, dependemos de menos variables para realizar nuestras modificaciones.

Capítulo 3

Desarrollo e implementación

A continuación, una vez hemos hablado tanto sobre en qué consiste nuestro proyecto como sobre los distintos entornos y librerías que vamos a utilizar, vamos a pasar a explicar como lo hemos hecho.

Para ello, dividiremos este capitulo entre las tres fases diferenciables de nuestro proyecto: Generación de datos, entrenamiento del modelo y simulación del modelo.

Cada una de estas fases ha sido realizada tanto para distintos entornos de simulación como para distintas tareas o configuraciones, de modo que en lugar de realizar un apartado para cada una de las variaciones, vamos a explicarlas todas de la mejor manera posible intentando que todas ellas queden completamente comprensibles para que más adelante, en el capítulo de resultados podamos mostrar las salidas que hemos obtenido de cada una de ellas y lleguemos así a formular una buena conclusión para nuestro problema.

# 3.1. Fase 1: Generación de los datos

Esta primera fase es una de las más importantes del proyecto, ya que consiste en entender tanto los entornos de simulación como las librerías y sus tareas para poder realizar pruebas con ellas y extraer sus datos, los cuales serán utilizados posteriormente a la hora de entrenar el modelo.

Como ya hemos comentado previamente, los entornos de simulación utilizados no son del todo iguales. Además, al estar utilizando librerías adaptadas a cada uno de ellos, los métodos para la generación y obtención de datos no son del todo igual pese a que hayamos intentado adecuar nuestros scripts para que

sean lo más parecidos posibles, de modo que podamos estar alternando de un entorno al otro sin necesidad de volver a entender todo de nuevo.

Además, algo también a tener en cuenta es como dependiendo de la tarea que estemos ejecutando, las tres fases se van a ver afectadas, ya que no cuesta lo mismo coger una pelota que abrir una ventana, sobre todo si tenemos en cuenta la información de las observaciones del entorno a cada instante de tiempo, cosa que hace que en MuJoCo tengamos que adaptarnos a cada una de las tareas realizadas. Una vez explicado todo esto, podemos comenzar a hablar de como hemos obtenido los datos.

El proceso de generación de los datasets comienza replicando un amplio número de veces una misma tarea aleatorizando el entorno para que cada una de las pruebas sea completamente distinta a las demás y no lleguemos a tener nunca una prueba igual que otra. Esta aleatorización del entorno del que hablamos consiste en inicializar los objetos del entorno en distintos puntos de la escena siempre accesibles por el robot. Además de esto, en el caso de utilizar RLBench, podemos modificar los colores de los objetos también.

Cada vez que repliquemos una prueba, dependiendo del entorno de simulación que estemos utilizando, cada instante de tiempo, almacenaremos una información u otra de modo que podamos formar con ella nuestros conjuntos de datos.

En el caso de CoppeliaSim-RLBench, ya hemos comentado que disponíamos de un gran abanico de datos que extraer de la escena. Nosotros hemos decidido extraer tanto el conjunto de los cinco tipos de imágenes de 128x128 capturables mediante cámaras RGB como las representaciones vectoriales de las velocidades, posiciones y fuerzas de las siete articulaciones cada instante de tiempo, siendo la representación vectorial de las velocidades la acción principal con la que realizaremos las pruebas.

En la siguiente figura podemos apreciar como serían las imágenes obtenidas en un instante de tiempo con las cinco clases de cámaras:

Imagen que contiene tabla, pequeño, niño, pastel

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene interior, computadora, café, tabla

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene interior, tabla, pastel, juguete

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene pastel, tabla, tablero, hombre

Descripción generada automáticamenteImagen en blanco y negro

Descripción generada automáticamente con confianza baja

Figura x. Imágenes de Front, Left, Overhead, Right y Wrist de RLBench

En cuanto al caso de MuJoCo-MetaWorld, al no disponer de un conjunto de datos tan extenso, hemos tenido que extraer únicamente los que teníamos disponibles sin poder hacer distinción de cual podría ir mejor o escoger ninguno sobre otro. Estos datos han sido el conjunto de los seis tipos de imágenes de 128x128 capturables mediante cámaras RGB junto con las representaciones vectoriales tanto de las posiciones relativas como de las posiciones absolutas de la pinza del robot acompañadas del estado de la pinza representada de dos modos distintos.

En la siguiente figura podemos apreciar como serían las imágenes obtenidas en un instante de tiempo con las seis clases de cámaras:

Imagen que contiene tabla, hecho de madera, mujer, tren

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene exterior, parado, calle, tabla

Descripción generada automáticamenteUna mesa de madera

Descripción generada automáticamente con confianza bajaUna silla roja

Descripción generada automáticamente con confianza bajaUna sala de estar

Descripción generada automáticamente con confianza baja

Figura x. Imágenes de BehindGripper, Corner, Corner2, Gripper, Top y Corner3 de Metaworld

Podemos apreciar como existen diferencias notorias entre las imágenes de ambos entornos de simulación bien por los ángulos de donde son sacadas las imágenes o bien por el propio entorno y librería. Sin embargo, si nos fijamos en los ángulos de las tomas de las imágenes, vemos como hay imágenes muy parecidas por donde se encuentra la cámara situada.

Una vez extraídos los datos, tendremos una carpeta para train y otra para test en donde dispondremos de las imágenes correspondientes para cada uno de los conjuntos junto con los ficheros de extensión .csv en donde por cada uno de ellos almacenaremos las distintas representaciones vectoriales de las acciones que vayamos a probar. Por otro lado, en el caso de MuJoCo-MetaWorld, dispondremos de igual forma de un fichero para cada conjunto de extensión .csv en donde dispondremos del tamaño de cada una de las pruebas. Este fichero no será necesario en CoppeliaSim-RLBench dado a que obtenemos dichos datos durante la fase de entrenamiento del modelo.

En cuanto al volumen de los datos que podemos llegar a obtener, depende de dos fatores principales: la capacidad de almacenamiento del equipo con el que estemos trabajando y el tipo de tarea con la que queramos trabajar. Estos dos motivos se encuentran fuertemente correlacionados, ya que dependiendo del tipo de tarea que vayamos a simular, tendremos pruebas de menor o mayor tamaño, por lo que necesitaremos o bien de más espacio de almacenamiento para el mismo número de pruebas o bien reducir el numero de pruebas para mantener el mismo espacio de almacenamiento. Sea como sea, nosotros hemos trabajado con datasets de entre 900 y 2000 pruebas, siempre de entorno a las 15 GB de memoria las cuales equivalen a unas 550.000 imágenes de media, teniendo en cuenta que las imágenes se encuentran repartidas en 10 carpetas en el caso de RLBench y 12 en el caso de MetaWorld.

Hemos comprobado además que utilizando un dataset con menos de la mitad de imágenes los resultados empeoran lo suficiente como para no funcionar bien en la fase de simulación, y que utilizando un dataset con más imágenes solamente ralentiza el proceso de entrenamiento al lograr mejoras muy poco significativas, por lo que creemos que esta medida, a priori para una sola tarea podría ser la recomendada.

# 3.2. Fase 2: Entrenamiento del modelo

Una vez hemos finalizado con la generación de datasets para ambos entornos de simulación, vamos a comenzar con la siguiente fase, la cual tiene como objetivo utilizar los datos recopilados para entrenar el modelo que sirva para simular los datos en la última fase.

Para ello, vamos a tratar de aplicar una red neuronal no muy compleja sobre distintas combinatorias de nuestros datos para intentar obtener la mejor configuración posible la cual tomemos como referencia en futuros proyectos de este tipo.

Lo primero que hemos hecho para esta fase ha sido generar un cuaderno de Jupyter [x] con el que ir ejecutando celda a celda para visualizar los resultados e ir modificando por trozos el código de modo que fuera más sencillo e intuitivo.

Como una vez llegados a este punto lo único que diferencia los datasets de los distintos entornos de simulación es un tipo de imágenes de más para Metaworld y la longitud del vector de acciones a predecir que pasa de 3 en el caso de Metaworld a 7 para RLBench, hemos decidido realizar un solo cuaderno el cual iremos adaptando para las pequeñas diferencias de ambos datasets que acabamos de comentar. La implementación de dicho cuaderno es la que viene a continuación.

Nuestro cuaderno de Jupyter comienza con la creación de tres clases para la extracción de los datos, sus transformaciones y generación de la cabeza de la red neuronal.

La primera de las clases se llama *ObsActionGetter()* y es la encargada de recibir la ruta de los ficheros tanto .csv como de la carpeta en donde se encuentran los subdirectorios con las imágenes para devolvernos posteriormente el conjunto de imágenes junto con las acciones ya listas.

Los datos que queremos utilizar para el entrenamiento son tanto las imágenes como las acciones. Sin embargo, nos surge la problemática una vez llegados a este punto de que al tener que predecir las acciones, no podemos pasarle la acción del estado actual, ya que no tendría ningún sentido que intentara predecir uno de los parámetros que le pasamos. Por ello, decidimos utilizar por

cada instante o estado, las imágenes actuales y previas junto con el vector de acciones del estado anterior. De este modo, tendremos una información visual gracias a las imágenes del movimiento realizado junto con la acción previa que representa dicha transición. Cabe destacar que esta es una de las configuraciones posibles, pero en caso de así quererlo, podríamos entrenar con un conjunto de imágenes de mas de un estado de igual forma que podríamos hacerlo con el vector de acciones, el cual sí que quedaría restringido al estado anterior como pronto.

Una duda que nos surge al idear esta idea es la de que hacer con las acciones previas del estado inicial, ya que no existen. Esto hemos decidido solventarlo haciendo que en el estado inicial, las acciones previas sean un vector de ceros, ya que esto implica la negación del movimiento y por tanto, el inicio de cada prueba.

Algo parecido hemos hecho para las imágenes, en donde en caso de estar en el primer estado, como hemos dicho que la acción va a ser un vector de ceros el cual implica no movimiento, tendremos las imágenes del estado previo iguales a las del estado actual.

Para ayudarnos a la hora de saber cuando comienza una prueba y cuando finaliza, usamos el fichero de extensión .csv que incluye estos valores, de modo que si el nombre de una imagen, el cual hace referencia a su instante, se encuentra dentro de dicho fichero, querrá decir que acabamos de comenzar una prueba y por tanto debemos tanto inicializar a ceros el vector de acciones como hacer que las imágenes previas sean iguales a las actuales.

De este modo, gracias a esta clase almacenamos dentro de variables para el entrenamiento las 12 imágenes y el vector de acciones previo. Además, guardamos también el vector de acciones actual para predecir.

Una vez tenemos almacenados todos estos valores, se los pasamos junto con las transformaciones que debemos realizar a la siguiente clase llamada como *ObsActionDataset().* Esta clase es la encargada de aplicar dichas transformaciones sobre las imágenes de manera individual para concatenarlas entre si por canales una vez transformadas. El procedimiento es sencillo, cada una de las 12 imágenes de 128x128x3 se convierte en Tensor [x] y posteriormente se normaliza teniendo en cuenta tanto la media como la desviación estándar que es calculada para el total de las imágenes de Train. Inicialmente utilizábamos las medias y

desviaciones proporcionadas por el dataset de ImageNet, ya que poseen unos valores generalistas para problemas de visión por computador. Sin embargo, más tarde decidimos calcular ambos valores en base al conjunto de train que tuviéramos. Una vez transformadas, nos encontramos con que cada imagen es un tensor de 3x128x128. Estas se concatenan por canales en base a su estado, es decir, las 6 imágenes de cada estado se concatenan entre si para obtener dos tensores de 3x128x768 las cuales se vuelven a concatenar entre si por canales llegando a tener finalmente un tensor de 3x128x1536. Este tensor final será el objeto que devolvamos de esta clase y que pasemos a nuestra red junto con el vector de acciones del estado previo.

La ultima clase que tenemos se llama *MultiImage()* y es la clase encargada de generar la red. Para ello, le pasaremos el extractor de características y la cabeza de la red personalizada, inicializándose con un *AdaptiveAvgPool2d()*, la cual como el nombre indica, hace un pooling de media adaptativo en dos dimensiones con un tamaño de salida de 1x1 para el tensor de imagen. Tras esto, usa un *Flatten()* para aplanar su rango contiguo de dimensiones de modo que obtengamos un tensor, ya que tras aplicar el pooling de media adaptativo, dejamos de tener un objeto de la clase tensor. Finalmente, concatenamos el tensor de imágenes junto con el vector de acciones previo y devolvemos dicho objeto como la cabeza de nuestra red y encargada de comenzar con ella.

Tras esto, cargamos nuestros conjuntos de train y test gracias a la función *DataLoader(),* a la cual le pasamos los objetos devueltos por la clase *ObsActionDataset()* yel batch size fijado a 32 entre otros parámetros.

En cuanto a la red que vamos a utilizar, vamos a hacer uso de una *ResNet18* [x] sin preentrenar de la cual cambiaremos la primera convolución por una personalizada y adaptada a nuestro problema. Una vez hayamos hecho esto, le eliminaremos el avgpool y las capas fully conected quedándonos únicamente con el extractor de características. En cuanto al resto de la red, crearemos una cabeza personalizada adaptada también a nuestro problema. Tanto el extractor de características como esta cabeza personalizada serán los objetos que pasemos a la clase *MultiImage()* durante toda la ejecución del entrenamiento.

Además de esto, durante las primeras cinco épocas de aprendizaje, congelaremos nuestras capas de aprendizaje de modo que no actualicen parámetros haciendo que la optimización de los restantes sea mas eficiente al

realizar menos cómputos de gradientes. A partir de la quinta época, las capas serán descongeladas y comenzarán a actualizar sus pesos.

Por otro lado, y con el objetivo de optimizar el ratio de aprendizaje al máximo, antes de comenzar cada entrenamiento ejecutaremos un test de búsqueda del mejor ratio posible. Lo que haremos será incrementarlo exponencialmente entre dos umbrales prefijados. El umbral más bajo será el que diga a la red donde empezar a converger. A medida que incrementemos este ratio, empezara a ser demasiado grande hasta el punto de que la red diverja. Un ejemplo de lo que sería la evolución del ratio y el que debemos de escoger de esta evolución se puede apreciar en la siguiente figura:

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

Figura x. Evolución del LR en el test inicial

Como podemos ver en esta figura a medida que vamos aumentando el valor del LR vamos teniendo una menor perdida. Sin embargo, llega un momento en el que es tan grande que llegamos a mínimos locales y comenzamos a ganar perdida. Es antes de este momento en el que debemos de escoger el LR, con un pequeño margen de modo que no nos llegue a divergir la red.

Para todas las pruebas, tras estudiarlo muy detenidamente, hemos decidido realizar un total de 20 épocas, ya que es sobre la numero 15 sobre la que empezamos a obtener buenos resultados y es a partir de la numero 25 sobre la que tiende a sobreaprender devolviéndonos muy buenos RMSE a la hora de realizar la validación pero errando tras repetir patrones a la hora de realizar las simulaciones.

# 3.3. Fase 3: Simulación y validación del modelo

En esta ultima fase, una vez hemos obtenido el modelo entrenado, volveremos a nuestro entorno de simulación con el objetivo de intentar aplicarlo de modo que el robot se guie por las salidas que este le devuelva.

Con este objetivo, hemos generado un nuevo script para cada uno de los entornos de simulación. Este script, recibe el modelo y en base a las acciones que devuelva, va realizando la simulación de un total de 100 pruebas de las cuales va almacenando las imágenes y los resultados en formato csv para que podamos ver en caso de fallar que es lo que está ocurriendo.

Para ello, comenzamos asignando una semilla fija la cual iremos aumentando en uno por cada prueba que avancemos. De este modo, siempre que queramos probar un modelo lo haremos sobre las mismas pruebas, por lo que podremos ver si un modelo es capaz de solventar errores que otro realizaba o si es capaz de llegar al objetivo de una manera más eficiente.

Una vez tengamos fijada nuestra semilla, comenzaremos con la primera de las cien pruebas que vamos a ejecutar. Asignamos un umbral de fin de prueba para pasar a la siguiente en caso de que el robot no sea capaz de llegar al objetivo en un tiempo límite. Esta acción de ir monitorizando las iteraciones era algo que ya realizábamos en Metaworld a la hora de generar los datos al no tener una función que hiciera que se ejecutara una prueba al completo. Sin embargo, con RLBench no teníamos que preocuparnos de este problema en la primera fase. Aquí sin embargo, al poder llegar a un estado en el que el robot no sea capaz de alcanzar el objetivo, hemos tenido que desglosar las funciones proporcionadas por RLBench de modo que el paso de un estado a otro sea realizado manualmente sin tener que hacer uso de las funciones predeterminadas para ello.

Tras esto, inicializamos la prueba. Para poder predecir qué acción ha de realizar el robot, debemos pasarle al modelo el conjunto de imágenes del estado actual junto con las del estado previo además del vector de acciones previo. Cuando nos encontremos en el estado inicial, no existirá un conjunto previo de datos, por lo que haremos lo mismo que realizábamos en la segunda fase de entrenamiento del modelo, asignar a ceros el vector de acciones e igualar el

conjunto de imágenes del estado previo al del estado actual para de esta manera hacer ver al modelo que no se ha realizado ningún movimiento. De este modo, pasaremos al modelo estos datos para recibir la primera acción a realizar y reasignaremos las variables de manera que los datos del estado actual pasen a ser los del estado previo y extraigamos las imágenes del estado al que hemos avanzado para asignárselas al conjunto de imágenes del estado actual. Repetiremos este proceso hasta que o bien superemos el umbral de iteraciones máximas o bien alcancemos el objetivo y demos paso a la siguiente prueba.

Estas dos maneras de pasar de una prueba a otra tienen un significado muy distinto, ya que si alcanzamos el umbral máximo, querrá decir que no hemos finalizado la prueba y por tanto hayamos fallado. Sin embargo, si alcanzamos el objetivo, querrá decir que la prueba ha sido finalizada satisfactoriamente y que por tanto, hemos obtenido un acierto.

Para saber si hemos alcanzado el objetivo, realizamos diferentes comprobaciones en base al entorno de simulación que estemos utilizando. En el caso de estar trabajando con Metaworld, tal y como ya mencionamos en el apartado de la primera fase de generación de datos, existe un objeto que almacena toda la información del entorno. Es este objeto el que nos devolverá los valores que debemos de evaluar para saber si una prueba a finalizado o no, del mismo modo que hacíamos a la hora de generar los datos cuando queríamos saber si habíamos llegado al final de una prueba. El valor que debemos de analizar difiere dependiendo del tipo de tarea que estemos simulando, ya que puede darse el caso de que exista una tarea que finalice siempre que uno de los valores se encuentre por encima de cierto umbral del mismo modo que puede haber otra que finalice siempre y cuando la diferencia de un valor entre dos estados contiguos sea lo suficientemente grande o pequeña. Esto es algo que tendremos que analizar en la primera fase y que nos servirá llegados a esta ultima fase de igual forma. En cuanto a RLBench, al poder calcular las posiciones tanto del centro de la pinza como del objetivo al igual que el estado de la pinza, tan solo debemos de analizar si ambas posiciones se encuentran lo suficientemente cerca como para poder confirmar que se ha llegado al objetivo. Además de esto, tendremos que tener en cuenta el estado de la pinza, ya que no es lo mismo llegar a una pelota que llegar y cogerla.

Con el objetivo de poder evaluar a posteriori cada simulación, almacenaremos las imágenes dentro de una carpeta separada en el tipo de cámara que se usa de la misma manera que hacíamos a la hora de generar el dataset. Además de esto, almacenaremos dos ficheros con extensión .csv. El primero de ellos, almacenara las acciones predichas durante la simulación para que podamos sacar estadísticos de estas y compararlas junto a las imágenes correspondientes a dicho estado para saber que esta ocurriendo en todo momento. En cuanto al segundo de los ficheros, almacenaremos un estadístico por cada prueba realizada que será el que evalué el correcto comportamiento de cada modelo en el simulador. Este fichero csv almacenara la siguiente información:

* **Inicio**: Sera el valor de la iteración en la que comienza dicha prueba.
* **Final**: Sera el valor de la iteración en la que finaliza dicha prueba.
* **Iteraciones**: Sera el valor de las iteraciones realizadas de inicio a fin.
* **Finaliza**: Sera un valor booleano fijado en 0 si no llega al objetivo y a 1 si es capaz de llegar al objetivo.
* **Acierto**: Sera el porcentaje acumulativo de acierto por cada prueba. El valor que realmente nos interesara será el que se muestre junto a la ultima de las pruebas, ya que será el porcentaje total de las 100 pruebas.

A continuación se muestra un extracto de este fichero de resultados:

Tabla

Descripción generada automáticamente

Figura x. Extracto del fichero de resultados devuelto tras la simulación

En esta figura podemos observar como existe una prueba la cual no llega al objetivo y se consume tras las 200 iteraciones máximas. Esto hace que baje el porcentaje de acierto acumulativo el cual es recalculado en base al numero total de pruebas que hemos realizado hasta el momento. Esto se debe a que a medida que realicemos más y más pruebas, un acierto o un error tendrá un menor impacto en el porcentaje final, ya que no es lo mismo fallar una prueba de dos y tener un 50% de acierto que fallar una de cien y tener un 99%.

Capítulo 4

Resultados obtenidos

Para evaluar la calidad de nuestros resultados, haremos uso de distintas métricas. La primera que tendremos en cuenta una vez finalicemos el entrenamiento de nuestros modelos será el error cuadrático medio [x2] (en lo sucesivo RMSE). Esta medida es la desviación estándar de los valores residuales, es decir, los errores producidos en la predicción, y mide la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos. En otras palabras, hace una comparativa entre el valor predicho y el valor real que tratamos de predecir.

A continuación se detalla la formula con la que se calcula esta medida, en donde n es la cantidad de valores dentro de ambos conjuntos de datos, P el conjunto de datos con los n valores predichos y R el conjunto de datos con los n valores reales:

Cabe destacar como el RMSE no será comparable entre distintos tipos de tareas o mismas tareas que predigan distintas clases de acciones. Esto será debido a que la trayectoria a predecir variará en base a lo ahora comentado. Así pues, usaremos el RMSE únicamente como medida comparativa dentro de pruebas que traten de predecir la misma tarea mediante el mismo tipo de acción. De todos modos, usaremos esta medida como referencia para saber que modelos aplicar y cuales descartar a la hora de realizar las simulaciones.

Es por este motivo por el que necesitaremos hacer uso de una segunda medida con la que podamos comparar cualquier clase de prueba. Esta medida será el porcentaje de acierto en simulación, y como el nombre indica, calculara el porcentaje de acierto que tiene cada modelo en el entorno de simulación. Sera calculado bajo el mismo conjunto de pruebas, por lo que será completamente comparable tanto para pruebas que hagan uso de la misma tarea como de pruebas que no lo hagan.

Finalmente, evaluaremos los resultados obtenidos en simulación analizando la trayectoria realizada por las pruebas que hayan finalizado correctamente.