

Tema 1: Introducción al aprendizaje profundo



Aprendizaje
Profundo

Grado en Ingeniería y Ciencia de datos (Universidad de Oviedo)

Pablo González, Pablo Pérez
{gonzalezgpablo, pperez}@uniovi.es
Centro de Inteligencia Artificial, Gijón

El aprendizaje profundo está de moda

¡Aprendizaje profundo en los medios!

¿Quién no ha oido hablar del aprendizaje profundo en los últimos meses?

- Lanzamiento de ChatGPT en Noviembre de 2022
- Prácticamente cada día salen nuevas herramientas en este campo
- ¿No existía el aprendizaje profundo antes?



Premios Princesa de Asturias

En el año 2022, Geoffrey Hinton, Yann LeCun, Yoshua Bengio y Demis Hassabis, ganaron el Premio Princesa de Asturias de Investigación Científica y Técnica 2022



Premios Princesa de Asturias: Geoffrey Hinton

Geoffrey Hinton es un informático y psicólogo cognitivo Británico-Canadiense. Algunos datos interesantes son:

- Fue coautor del algoritmo de **backpropagation** publicado en Nature en 1986.
- Co-inventó las **máquinas de Boltzmann**, un tipo de redes neuronales recurrentes.
- Trabajó como investigador en Google y en la universidad de Toronto



Premios Princesa de Asturias: Yann LeCun

Yann LeCun es un informático Francés. Algunos datos interesantes son:

- Se le considera el fundador de las **redes convolucionales**, uno de los estándares para los problemas de visión artificial.
- Es profesor de la Universidad de Nueva York y director de investigación en Facebook AI Research.



Premios Princesa de Asturias: Yoshua Bengio

Yoshua Bengio es un informático Canadiense. Algunos datos interesantes son:

- Ha hecho importantes contribuciones al aprendizaje profundo.
- Con Ian Goodfellow, desarrollo las redes generativas adversarias (**GANs**)
- Es profesor de la Universidad de Montreal y director científico del Instituto de Aprendizaje Automático de Montreal.



Premios Princesa de Asturias: Dennis Hassabis

Dennis Hassabis es un informático Británico. Algunos datos interesantes son:

- Es co-fundador y CEO de **Deepmind**, empresa de IA adquirida por Google.
- Su empresa creó de **AlphaGo**, que utiliza aprendizaje por refuerzo, para aprender a jugar al juego de Go [Enlace].
- También crearon **AlphaFold** y **AlphaFold 2**, para predecir la estructura de las proteínas.



Principales aplicaciones

Principales aplicaciones: NLP

Procesamiento del lenguaje natural

- Traducción automática
- Reconocimiento del habla
- Análisis de sentimientos
- Generación de texto (incluido código fuente)
- Clasificación de texto



Principales aplicaciones: CV

Visión por computador

- Detección de objetos
- Segmentación de imágenes
- Reconocimiento de caras
- Clasificación de imágenes
- Generación de imágenes

TEXT DESCRIPTION

An astronaut Teddy bears A bowl of soup

riding a horse lounging in a tropical resort in space playing basketball with cats in space

in a photorealistic style in the style of Andy Warhol as a pencil drawing

DALL E 2



Principales aplicaciones: Audio

Procesamiento de audio

- Clasificación de audio
 - Reconocimiento de emociones
 - Clasificación de sonidos
 - Clasificación de géneros musicales
- Procesamiento de audio
- Reconocimiento de voz
- Generación de audio
 - Generación de música
 - Generación de diálogos

[Enlace]



Principales aplicaciones: Otras

Otras aplicaciones interesantes son:

- Robótica
- Análisis de datos (biología, medicina, etc)
- Predicción meteorológica [Enlace]
- Juegos [Enlace]



Tecnologías construidas sobre el aprendizaje automático

Existen importantes tecnologías que se construyen sobre varias de las aplicaciones anteriores, como por ejemplo la **conducción autónoma**

Principales aplicaciones: Ejemplos

Detectron2: A PyTorch-based modular object detection library



Principales aplicaciones: Ejemplos

Google's DeepMind AI Just Taught Itself To Walk



Principales aplicaciones: Ejemplos

Sense, Solve, and Go: The Magic of the Waymo Driver



Principales aplicaciones: Ejemplos

AlphaFold: la historia de un descubrimiento científico



¿Qué es el aprendizaje profundo?

¿Qué es el aprendizaje profundo?



¿Qué es el aprendizaje profundo?

Inteligencia Artificial

Es el conjunto de técnicas que estudia la capacidad de los computadores para emular el comportamiento humano.

Aprendizaje automático

Conjunto de técnicas que habilitan al ordenador a aprender a resolver una tarea sin necesidad de ser programados explícitamente para ello. Se basa en el uso de datos para el aprendizaje.

Aprendizaje profundo

En este conjunto de técnicas los patrones son extraídos de los datos automáticamente por las redes neuronales sin necesidad de hacerlo manualmente. Aprendemos a resolver un problema **directamente** desde los datos.

Diferencias con el aprendizaje automático

Las diferencias del **aprendizaje profundo** con el **aprendizaje automático** se pueden resumir en el siguiente ejemplo:



Diferencias con el aprendizaje automático

En el siguiente ejemplo podemos ver características de **bajo, medio y alto nivel** aprendidas por una red neuronal convolucional en el reconocimiento automático de rostros.



¿Por qué ahora?

Los principios básicos de las redes neuronales fueron inventados en la década de los 80, aunque sus orígenes son anteriores. Ahora el campo está experimentando un crecimiento muy rápido, por tres razones fundamentalmente:

- **Big data:** hay una gran cantidad de datos disponibles para entrenar los sistemas.
- **Hardware:** El desarrollo de hardware como GPUs o TPUs ha permitido el entrenamiento de redes neuronales profundas cada vez mayores.
- **Software:** Frameworks de aprendizaje profundo de código abierto.



Historia del aprendizaje profundo

Historia del aprendizaje profundo: Hitos

- **1943: Neurona de McCulloch-Pitts.** Consiste en un modelo simplificado de neurona biológica en la que los pesos se establecían manualmente. Fue la base para desarrollos posteriores.
- **1957: Perceptron.** Desarrollado por Frank Rosenblatt, consistía en una neuronal artificial muy simple pero capaz de aprender de los datos.
- **1986: Backpropagation.** Descubierto inicialmente por Paul Werbos in 1981, y redescubierto por Rumelhart, Hinton, and Williams, que volvieron a traer este algoritmo a la escena y permitió entrenar eficientemente redes neuronales de varias capas.
- **1998: LeNet.** Propuesta por Yann LeCun, fue la primera arquitectura de red convolucional propuesta para reconocer imágenes de caracteres. Demostró gran eficiencia en la clasificación de imágenes.

Historia del aprendizaje profundo: ImageNet

Un momento importante en la historia del aprendizaje profundo fue la **publicación de ImageNet** en 2010, un conjunto público inicialmente con 1 millón de imágenes en 1000 categorías.



Historia del aprendizaje profundo: AlexNet

ImageNet se estableció como una competición anual que en 2012 fue ganada por **AlexNet**, una red convolucional profunda.

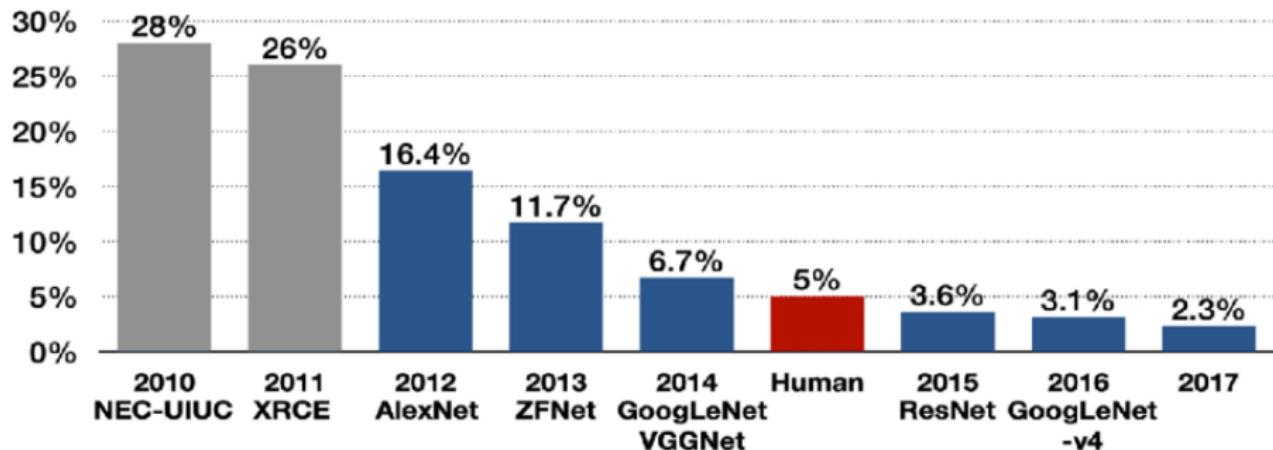
- Obtuvo un resultado casi un **10%** que el siguiente competidor.
- Fue entrenada en 2 GPUs con 3Gb de RAM.
- Tenía unos **60 millones** de parámetros.



Historia del aprendizaje profundo: Competición ImageNet

En los siguientes años, las redes convolucionales profundas han seguido dominando la competición, mejorando el error de manera muy sustancial.

Top-5 error



Software y hardware para aprendizaje profundo

Software para aprendizaje profundo: PyTorch

PyTorch es un framework muy popular de aprendizaje profundo desarrollado por Facebook. Su popularidad se basa en su facilidad de uso y flexibilidad. El lenguaje de programación usado es Python.

<http://www.pytorch.org>

Importancia

Los frameworks de aprendizaje profundo como **PyTorch** o **TensorFlow** han supuesto una pieza clave en el desarrollo de la tecnología



Software para aprendizaje profundo: TensorFlow

TensorFlow es otro de los frameworks de aprendizaje profundo más usados. Fue creado por Google. Normalmente se usa junto a **Keras** que provee operaciones de más alto nivel. El lenguaje de programación usado es Python.

<https://www.tensorflow.org>



Software para aprendizaje profundo: MXNet

Desarrollado por Amazon, **Apache MXNet** es un framework de aprendizaje profundo de código abierto que soporta múltiples lenguajes de programación (entre ellos Python, R o C++).

<https://mxnet.apache.org>



Hardware para el aprendizaje profundo

- **GPUs:** Las GPUs son adecuadas para el aprendizaje profundo porque son capaces de realizar **cálculos en paralelo**. Además, las arquitecturas de las GPUs están optimizadas para el tipo de **operaciones matemáticas matriciales** que se utilizan en el aprendizaje profundo, lo que las hace mucho más eficientes que las CPU para esta tarea.
- **TPUs:** Las TPUs son unidades de procesamiento tensorial diseñadas específicamente para el aprendizaje profundo. Son **más eficientes y rápidas** que las GPUs pero también **más caras**. Fueron inventadas por Google.

Multiples GPUs y TPUs en paralelo

En el entrenamiento de los grandes modelos actuales, múltiples GPUs y TPUs son usadas en paralelo.

Tipos de aprendizaje profundo

Tipos de Aprendizaje Profundo

Existen diferentes **tipos de aprendizaje** que podemos llevar a cabo usando aprendizaje profundo. A continuación se listan los más importantes:

- Aprendizaje Supervisado
- Aprendizaje No Supervisado
- Aprendizaje por Refuerzo
- Aprendizaje Semi-Supervisado
- Aprendizaje por Transferencia

Nota

Aprenderemos diferentes arquitecturas enfocadas a cada tipo de aprendizaje a lo largo de este curso.

Tipos de Aprendizaje Profundo: Supervisado

- Utiliza un **conjunto de datos etiquetados**, donde cada ejemplo tiene una entrada y una salida esperada. Datos en la forma: (\mathcal{X}, y) .
- Se entrena el modelo para **predecir etiquetas** de los datos nuevos en base a la información proporcionada por los datos etiquetados, es decir tratamos de aprender una función para mapear $\mathcal{X} \rightarrow y$.
- Algunos ejemplos:
 - Clasificación
 - Regresión
 - Detección de objetos



Tipos de Aprendizaje Profundo: No Supervisado

- Utiliza un conjunto de **datos no etiquetados**, donde solo se tienen las entradas sin ninguna salida esperada. Datos en la forma: (\mathcal{X}) , sin etiquetas.
- El objetivo principal es descubrir patrones, estructuras o **representaciones latentes** en los datos.
- Ejemplos comunes de problemas de aprendizaje no supervisado:
 - Agrupamiento de datos (**clustering**).
 - **Reducción de la dimensionalidad**.
 - Generación de texto o imágenes, donde el modelo aprende a **generar nuevos ejemplos** de texto o imágenes similares a los datos de entrenamiento.

Algunos algoritmos populares para el aprendizaje profundo no supervisado son las **redes generativas adversarias** (GAN) y los **autoencoders**.

Tipos de Aprendizaje Profundo: Por refuerzo

- El aprendizaje por refuerzo es un proceso por el cual un agente aprende a tomar decisiones basado en la **prueba** y el **error**.
- El agente toma acciones en el entorno y recibe **recompensas** o **castigos** según el resultado de esas acciones.
- El objetivo del agente es aprender a **tomar decisiones que maximicen las recompensas** a largo plazo.

Aplicaciones del aprendizaje por refuerzo

Algunos ejemplos de la aplicación de **aprendizaje por refuerzo** en el aprendizaje profundo son los juegos de mesa (go, ajedrez, poker, etc.), control de robots, etc.

Tipos de Aprendizaje Profundo: Semi-supervisado

- Combina elementos del aprendizaje supervisado y no supervisado.
- Se entrena el modelo utilizando tanto los **datos etiquetados** como los **no etiquetados**.
- La información de los datos etiquetados se utiliza para **guiar el aprendizaje y ajustar los parámetros** del modelo.
- La estructura o patrones descubiertos en los datos no etiquetados ayudan a **mejorar la generalización y la capacidad del modelo**.

Ventajas del aprendizaje semi-supervisado

Puede **aprovechar grandes cantidades de datos no etiquetados**, lo que puede ser más fácil de obtener en comparación con datos etiquetados, además de mejorar el rendimiento del modelo, especialmente cuando los datos etiquetados son escasos.

Tipos de Aprendizaje Profundo: por Transferencia

- Utiliza conocimientos aprendidos de una **tarea fuente** para mejorar el rendimiento en una **tarea objetivo** relacionada.
- En lugar de entrenar un modelo desde cero en la tarea objetivo, **se transfieren los conocimientos** y las representaciones aprendidas de la tarea fuente al modelo de la tarea objetivo.
- El aprendizaje por transferencia es útil cuando **no se dispone de suficientes datos** para entrenar directamente en la tarea objetivo y las tareas fuente y objetivo comparten características comunes.



Problemas y retos sociales del aprendizaje profundo

Problemas del aprendizaje profundo

Los principales problemas del aprendizaje profundo son los siguientes:

- Necesitan **grandes cantidades de datos** para ser entrenados
 - Aumentación de datos
- Las redes neuronales profundas son **difíciles de entrenar** y necesitan hardware específico
 - El entrenamiento de los grandes modelos de lenguaje cuesta millones de euros.
- Los modelos resultantes **no son fácilmente explicables**. Además, todavía no se entiende como funcionan como lo hacen aunque su base matemática es sencilla.



Problemas del aprendizaje profundo: explicabilidad

- Las redes neuronales profundas son **herramientas muy potentes** para resolver problemas complejos.
- Sin embargo, al contrario que con otros algoritmos como los árboles de decisión, a medida que aumenta su complejidad, se vuelve cada vez más **difícil entender cómo funciona y cómo toma sus decisiones**.
- Los **problemas de explicabilidad** pueden tener consecuencias significativas en diferentes campos, incluyendo la medicina, la justicia y la seguridad.
- Los investigadores han propuesto diversas técnicas (mapas de activación, salidas intermedias, etc) para abordar estos problemas y sigue siendo un **tema de investigación activo** y de gran importancia para garantizar su uso responsable y ético.

Retos sociales del aprendizaje profundo

A continuación se listan algunos de los retos a los que se enfrentan los creadores de modelos con aprendizaje profundo:

- **Sesgos y discriminación**
- **Privacidad y seguridad** de los datos
- **Responsabilidad y ética**

También, aquí se listan algunas de la **implicaciones sociales** que tendrá esta tecnología en el futuro cercano:

- Automatización de empleos (¿empleos cualificados?)
- Cambios en la educación
- Redistribución de la riqueza
- Brecha social
- Generación de contenido en Internet
- Deep fakes