

# Deep learning en visión

---

Robótica - Grado en Ingeniería de Computadores

Departamento de Sistemas Informáticos

E.T.S.I. de Sistemas Informáticos - Universidad Politécnica de Madrid

22 de octubre de 2023

---

License CC BY-NC-SA 4.0

# Conceptos básicos de redes de neuronas

# Sistema matemático capaz de realizar predicciones a partir de datos de entrada

- Propuesta por McCulloch y Pitts en 1943
- Basada en **imitar** el comportamiento de una neurona biológica
- Toma ciertos **estímulos** de entrada, los procesa y genera una nueva salida

## Neurona biológica

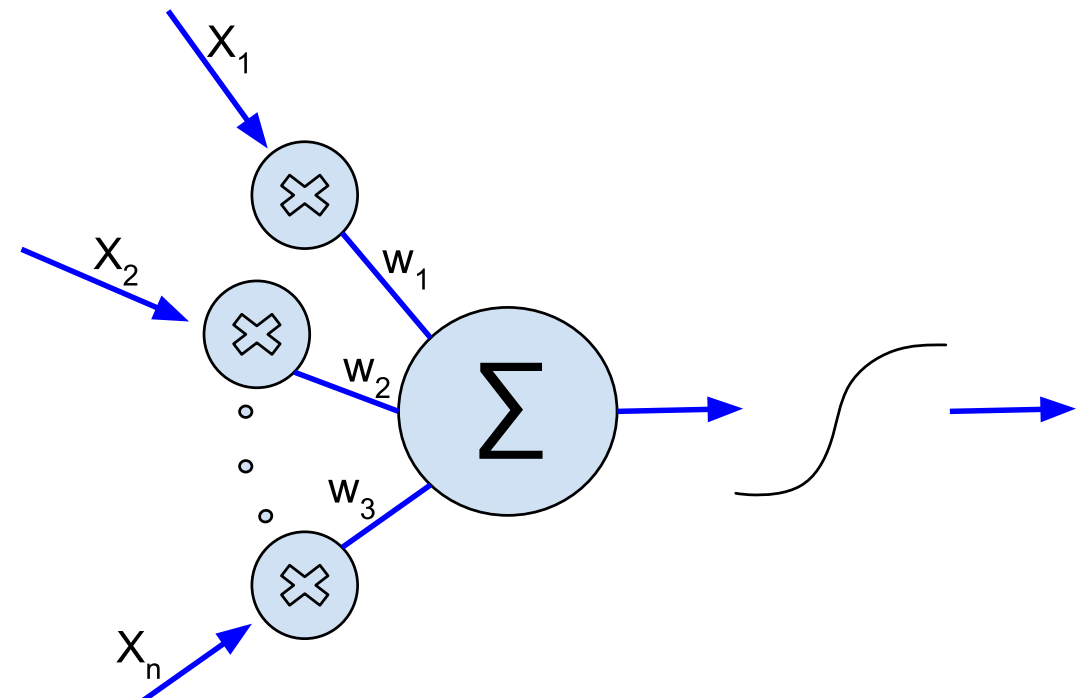
- Estímulos → **impulsos nerviosos**



**Fig.1** - Neurona biológica. Fuente: [Wikipedia](#).

## Neurona artificial

- Estímulos → **cálculos matemáticos**



# Neurona artificial



**Fig.3** - Neurona artificial. Fuente: [ElectronicsHub](https://www.electronicshub.org/).

Para ello, existen diversos **elementos** dentro de una neurona artificial:

- **Entradas ( $x_i$ ):** Los valores numéricos de entrada
- **Salida ( $y$ ):** El valor de salida de la neurona
- **Pesos ( $w_i$ ):** Parámetros capaces de cambiar, suponen el aprendizaje de la neurona
- **Bias ( $b$ ):** Peso cuya entrada **siempre** es 1 y que desplaza la función de activación
- **Función de activación:  $\alpha$ :** Participa en el cálculo de la salida de la neurona

# Inferencia o propagación



**Fig.3** - Neurona artificial. Fuente: [ElectronicsHub](#).

Se encarga de procesar la **entrada** y generar la **salida** correspondiente

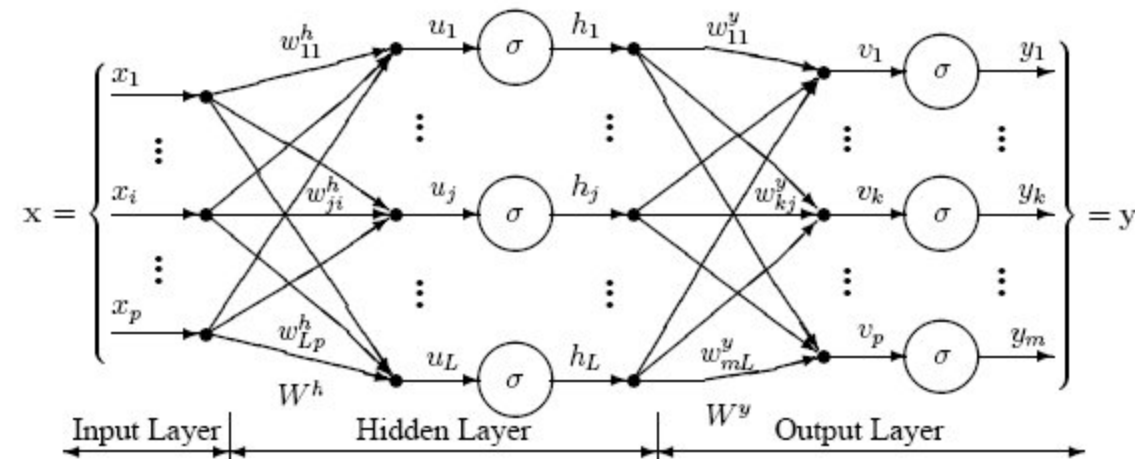
1. Cada entrada  $x_i$  es multiplicada por el valor de su peso correspondiente  $w_i$ ,
  - La entrada del *bias* siempre es 1, y tiene su propio peso (denominado  $w_0$  o  $b$ )
2. Todos los productos se suman (**entrada neta**),
3. La entrada neta pasa por la función de activación  $a$  para generar la salida  $\hat{y}$ .

Cuando hay varias capas, **la salida de una capa es la entrada de la siguiente**

# Estructura de capas

Las redes de neuronas se suelen organizar por capas

- Éstas se componen de varias neuronas
- Cuando cada neurona de una capa se conecta con todas las de la siguiente, se denomina **capa densa** o **fully connected**
- Si la red posee sólo capas densas se denomina perceptrón multicapa (MLP)



**Fig.4** - Esquema de un perceptrón multicapa. Fuente: [AILephant](#).

[https://www.researchgate.net/profile/Baha-Zarrouki/publication/344954689/figure/fig3/AS:952023495241731@1603991497884/a-neuron-and-a-MLP\\_W640.jpg](https://www.researchgate.net/profile/Baha-Zarrouki/publication/344954689/figure/fig3/AS:952023495241731@1603991497884/a-neuron-and-a-MLP_W640.jpg)

## Funciones de activación

---

Las **funciones de activación** de cada neurona pueden variar; algunas de las más populares son:

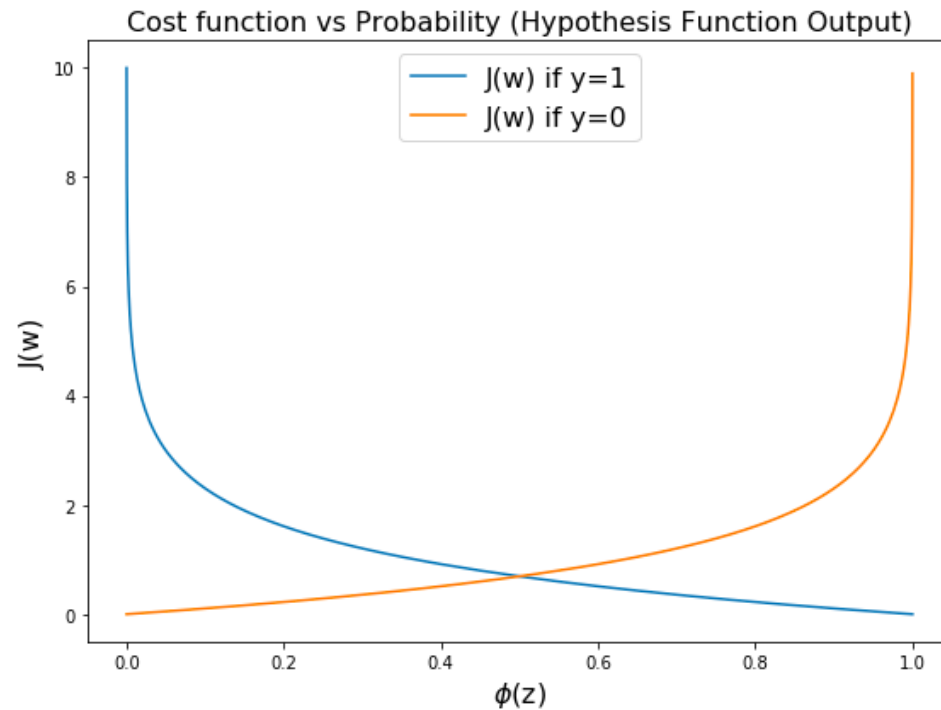


**Fig.5** - Algunas funciones de activación. Fuente: [Deep learning for decision support in dermatology](#).

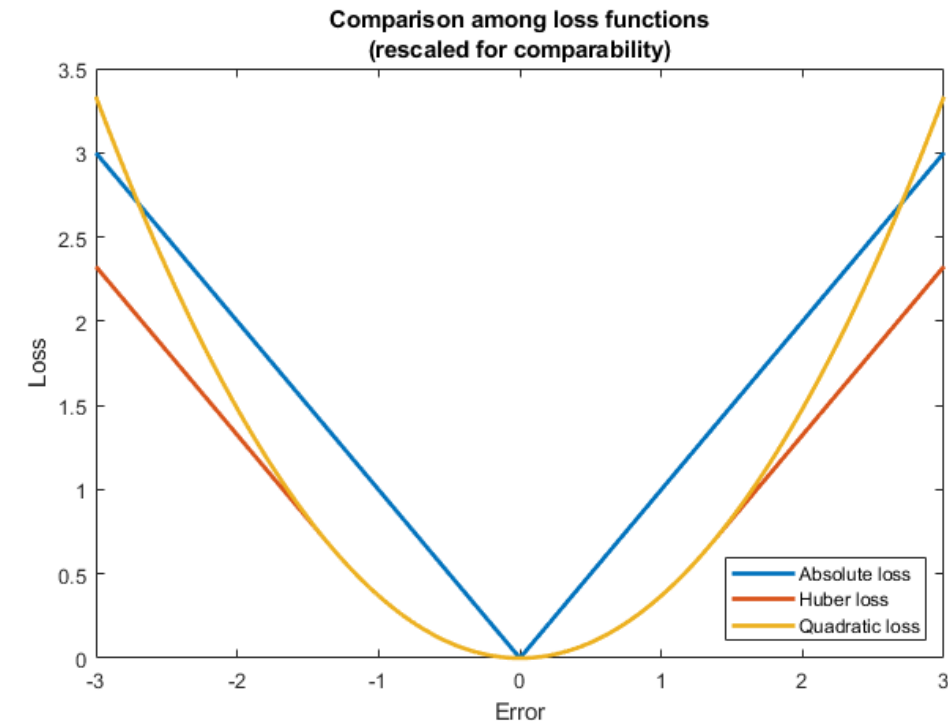
# Función de error (pérdida o *loss*)

Se usa para calcular el error entre salida deseada y real

- Para un ejemplo: **coste** (*coste*); para muchos: **pérdida** (*loss*),



**Fig.6** - Entropía cruzada (clasificación). Fuente: [Analytics Yogi](#).



**Fig.7** - Ejemplos de *loss* en regresión. Fuente: [StatLect](#).



# Algoritmo de retropropagación (*backpropagation*)

---

Es el encargado de **adaptar** la red de neuronas a su cometido específico

$$\Delta w_i = w_i - \alpha \cdot \delta_i$$

- $\delta_i$  es directamente proporcional al **loss** en la última capa
- $\delta_i$  es directamente proporcional al error de la capa inmediatamente posterior
  - De ahí lo de retropropagación, el error se va propagando de la última a la primera capa
- Para calcular la dirección del error se usa el gradiente de la función de activación

# Entrenamiento

Entrenamiento en un esquema de aprendizaje supervisado:

1. **Inferencia:** Se calcula la salida de la red para una entrada,
2. **Calculo del error:** Se comparan las salidas real y deseada,
3. **Retropropagación:** Se modifican los pesos según el error.

Esta operación se realiza iterativamente hasta que el error sea lo suficientemente bajo

- Cada iteración se denomina **época** o *epoch* y es una vuelta a todo el conjunto de entrenamiento
- A cada porción de datos de entrenamiento se le denomina **lote** o *batch*



ENGINEERING TIP:  
WHEN YOU DO A TASK BY HAND,  
YOU CAN TECHNICALLY SAY YOU  
TRAINED A NEURAL NET TO DO IT.

**Fig.8** - Neurona artificial.  
Fuente: [XKCD](#).

# Entrenamiento de redes neuronales

Durante la creación de modelos, se suelen usar tres conjuntos de datos:

- **Entrenamiento** (*training*): Usado para entrenar el modelo,
- **Validación** (*validation*): Usado para validar el modelo **durante el entrenamiento**,
  - Suele ser un subconjunto del conjunto de entrenamiento
- **Testeo** (*testing*): Usado para probar el modelo una vez entrenado.
  - Debe ser un conjunto de datos no visto por el modelo durante el entrenamiento



**Fig.9** - Representación de los conjuntos de entrenamiento, validación y test. Fuente: [Towards Data Science](#).

# Compromiso sesgo-varianza

En inglés *bias-variance tradeoff*, es el equilibrio entre dos tipos de error:

- **Sesgo** (*bias*): Error por supuestos demasiado simples (*underfitting*)
- **Varianza** (*variance*): Error por excesiva sensibilidad a los datos (*overfitting*)

Modelos y complejidad:

- **Modelo simple**: Puede no capturar las relaciones subyacentes en los datos
- **Modelo complejo**: Puede sobreajustarse, capturando ruido y anomalías

Implicaciones:

- **Sobreajuste** (*overfitting*): Modelos muy complejos con alta varianza
- **Subajuste** (*underfitting*): Modelos muy simples con alto sesgo
- **Objetivo**: Equilibrio donde el modelo es lo **suficientemente flexible** para capturar la verdadera relación, pero no tanto como para ser engañado por el ruido

# ¿Cómo detectar altos sesgo o varianza?

---

## Detección de un alto sesgo:

- **Indicador:** Error elevado en entrenamiento
- **Soluciones:** Aumentar complejidad, más épocas, revisar arquitectura y calidad de datos.

## Detección de una alta varianza:

- **Indicador:** Gran diferencia entre errores de entrenamiento y validación
- **Soluciones:** Más datos, usar regularización (ej. dropout), disminuir complejidad, aumento de datos

# Problemas del gradiente

# Recordando qué es el gradiente

Vector que indica la dirección y magnitud de máximo crecimiento de una función

- En redes neuronales nos dice **cómo actualizar los pesos para minimizar el error**
- Se obtiene al derivar la función de *loss* respecto a cada peso
  - Así sabemos cuánto cambiaría la función de pérdida si ajustáramos un peso específico



**Fig.10** - Gradiente calculándose para varios pesos y su evolución a lo largo de **10** iteraciones. Fuente: [Towards AI](#).

# Problema del desvanecimiento del gradiente

Ocurre cuando los **gradientes** de las capas más alejadas a la entrada **tienden a disminuir exponencialmente** a medida que se retropropagan a través de la red

- Provoca actualizaciones mínimas, más cuanto más cercanas a la entrada
- Aprendizaje lento o nulo: Las capas profundas no convergen (o sí, pero muy lento)
- Mayor cuanto más capas (multiplicación continua de valores pequeños)

La principal causa es la naturaleza de ciertas funciones de activación



**Fig.11** - La sigmoide comprime muchos valores de entrada a un rango limitado. Fuente: [Towards Data Science](#).



# Problema de la Explosión del Gradiente

---

Ocurre cuando los **gradientes** se vuelven **excesivamente grandes**, causando actualizaciones de pesos desproporcionadas, haciendo que la red sea inestable

- Es el fenómeno opuesto al desvanecimiento del gradiente
- Actualizaciones inestables, red que oscila y no converge, o incluso que diverge a infinito
- Riesgo de Overfitting: La red puede adaptarse demasiado a particularidades del conjunto de entrenamiento.
- Valores NaN: Las actualizaciones excesivas pueden llevar a valores numéricos indeseados o no válidos en la red.

---

A diferencia del desvanecimiento del gradiente, donde el aprendizaje se detiene, la explosión del gradiente puede hacer que la red aprenda patrones incorrectos o simplemente falle.

# Soluciones a los problemas del gradiente

---

Algunas soluciones son de diseño o de parametrización:

- **Funciones de activación:** Optar por funciones como ReLU o sus variantes (Leaky ReLU, Parametric ReLU) que no saturan en regiones extensas
- **Inicialización de pesos:** Utilizar técnicas como la inicialización He o Xavier/Glorot, que consideran el tamaño de las capas anteriores y siguientes.
- **Optimizadores Avanzados:** Como Adam, RMSprop o Adagrad, que ajustan dinámicamente las tasas de aprendizaje.

Otras son ya técnicas específicas de estos problemas

- **Gradient Clipping:** Establece un umbral para limitar el tamaño del gradiente
- **Batch Normalization:** Normaliza la activación de las neuronas dentro de una capa para mantenerlas en un rango deseado.

# Perceptrón multicapa para procesar imágenes

# ¿Cómo procesar imágenes?

Las imágenes son matrices, pero las redes neuronales trabajan con vectores

- Así que no nos queda otra que **aplanar** la imagen en un vector unidimensional



**Fig.12** - La entrada al perceptrón debe ser pasada a vector antes de ser procesada. Fuente: [Towards Data Science](#).

En `keras` existe la capa `Flatten` precisamente para realizar esta operación

# Implementando un perceptrón multicapa

---



El siguiente notebook contiene un ejemplo de clasificador de imágenes usando un perceptrón multicapa como red neuronal

Ejercicio: [2.2. Clasificación de dígitos con un perceptrón multicapa.ipynb](#)<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> [https://github.com/etsisi/Robotica/blob/main/Notebooks/2.2. Clasificación de dígitos con un perceptrón multicapa.ipynb](https://github.com/etsisi/Robotica/blob/main/Notebooks/2.2.%20Clasificaci3n%20de%20d3gitos%20con%20un%20perceptr3n%20multicapa.ipynb)

# Problemas del perceptrón

Al transformar la matriz en vector **se pierde la información espacial** de la imagen

- En particular, todas las relaciones de **color** y **distancia**



**Fig.13** - Aplanar una imagen hace que perdamos su información espacial. Fuente: [SuperDataScience](#).

Y también está la **enorme magnitud de las redes** creadas de esta manera

- Ejemplo: Imagen de  $512 \times 512$  píxeles  $\rightarrow$  ¡786.432 neuronas de entrada!

# Fundamentos de las redes convolucionales

# Operación de convolución

Las redes **convolucionales** son redes adaptadas al **tratamiento de imágenes**

- Y se apoyan en la **convolución**, que es el producto punto entre dos matrices



**Fig.13** - Operación de convolución aplicada a una imagen. Fuente: [IceCream Labs](#).

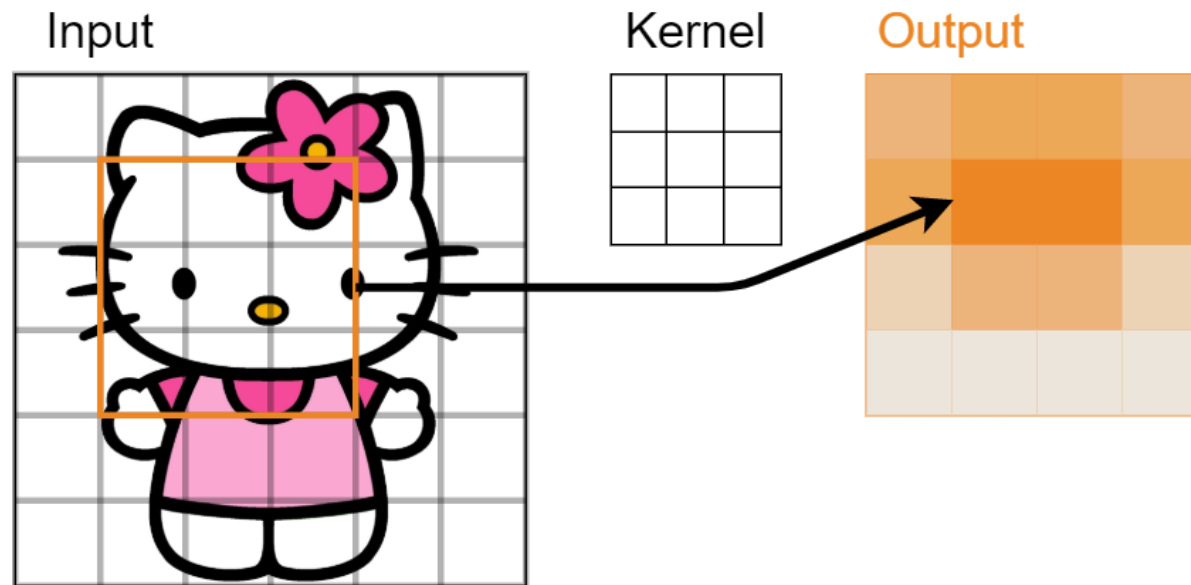
Para ello deben existir dos elementos fundamentales:

- Imagen de entrada: Matriz tridimensional de datos
- Filtro o *kernel*: Matriz con la que realizar la operación de **convolución**



# Campo receptivo

La salida de la convolución es una **extracción de características** de la imagen



**Fig.14** - Extracción de características asociadas a un filtro concreto.

El **campo receptivo** de cada celda de salida se **activa** al detectar la **característica**

- Diferentes filtros detectarán diferentes características

# ¿Y qué aprende la red?

Una red de convolución sustituye las primeras capas **densas** por **convolucionales**

- El bloque convolucional extrae características
- El bloque denso predice de acuerdo a características, (y no a píxeles en bruto)

Cada capa convolucional está compuesta por una serie de filtros de igual tamaño



**Fig.15** - Los pesos de las capas de convolución son los filtros.

La red aprenderá qué filtros extraen las características para el problema a resolver

# Tamaño de la salida de una capa convolucional

---

Supongamos que tenemos:

- Una imagen de entrada de  $n \times m$  píxeles y  $c$  canales,
- Un filtro de  $f \times g$  píxeles,
- Una capa de convolución con  $k$  filtros,

Entonces la salida de la capa convolucional será de:

$$(n - f + 1) \times (m - g + 1) \times k$$

La salida es una nueva imagen **más pequeña** de las características extraídas

# Padding en la convolución

Muchas convoluciones reducen el tamaño de la imagen de salida

- Lo que es un problema en redes muy profundas

¿Cómo se soluciona? Con un relleno de ceros (*padding*) en la imagen de entrada

- Filtro de  $n \times m \rightarrow \lfloor n/2 \rfloor$  arriba y abajo,  $\lfloor m/2 \rfloor$  derecha e izquierda



**Fig.16** - Los pesos de las capas de convolución son los filtros.

Así la imagen de **salida** tendrá el **mismo tamaño** que la de **entrada**

# Salto (*stride*) en la operación de convolución

Un *stride* es el número de píxeles que se desplaza el filtro al realizar la convolución

- No tienen por qué coincidir ambos desplazamientos (y por defecto son 1)

La fórmula de la dimensión cuando hay:

- Una **dimensión** de entrada de  $n$  píxeles,
- Un **filtro** de  $f$  píxeles,
- Un **salto** de  $s$  píxeles,
- Un **padding** de  $p$  píxeles

Es la siguiente:

$$\frac{n - f + 2p}{s} + 1$$



**Fig.17** - Filtro de  $3 \times 3$  con desplazamiento de 3 en ambas direcciones. Fuente: [The Startup](#)

# Reducción dimensional en redes convolucionales

---

La operación principal para ello es el *pooling*, cuyas dos variantes son:

- *MaxPooling*: Se queda con el valor máximo de la ventana
- *AveragePooling*: Se queda con el valor medio de la ventana

Es similar a una operación de convolución, pero sin pesos



Ejemplo de operación de max pooling

**Fig.18** - Ejemplo de operación de *max pooling*. Autor: [Parva Shah](#).

Normalmente el filtro y el salto (stride) son iguales, y suelen ser de  $2 \times 2$

# Clasificador con redes convolucionales

---



El siguiente notebook contiene un ejemplo de clasificador redes convolucionales como red neuronal

Ejercicio: [2.3. Entendiendo las redes de convolución.ipynb](#)<sup>2</sup>

---

<sup>2</sup> [https://github.com/etsisi/Robotica/blob/main/Notebooks/2.3. Entendiendo las redes de convolución.ipynb](https://github.com/etsisi/Robotica/blob/main/Notebooks/2.3.%20Entendiendo%20las%20redes%20de%20convoluci%C3%B3n.ipynb)

**¡GRACIAS!**