

# Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

# Introducción

# Introducción

## Motivación

¿Es posible hacer que las redes neuronales sean capaces de **ver**?

Propiedades necesarias:

- 1 **Localidad**
- 2 **Invarianza al movimiento**
- 3 **Composición jerárquica**

# Introducción

Propiedades necesarias:

- 1 **Localidad:** Detectar características que componen un objeto.
- 2 **Invarianza al movimiento**
- 3 **Composición jerárquica**



# Introducción

Propiedades necesarias:

- 1 **Localidad:** Detectar características que componen un objeto.
- 2 **Invarianza al movimiento:** Misma salida si la posición del objeto de entrada cambia.
- 3 **Composición jerárquica**



# Introducción

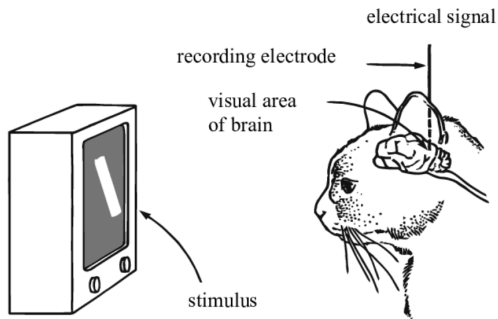
Propiedades necesarias:

- 1 **Localidad:** Detectar características que componen un objeto.
- 2 **Invarianza al movimiento:** Misma salida si la posición del objeto de entrada cambia.
- 3 **Composición jerárquica:** Combinar características simples y aprender otras complejas.



## ¿Cómo funciona nuestra visión?

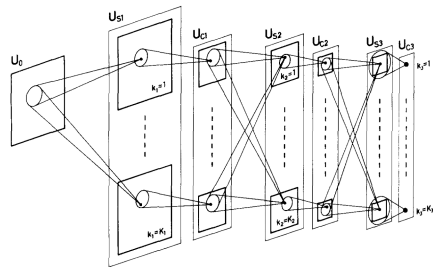
En 1981, David Hubel y Torsten Wiesel reciben el Nobel de medicina por sus contribuciones en el campo de la neurociencia y su investigación sobre el procesamiento visual en el cerebro.



## Neocognitron

En 1980, Fukushima propone una forma de implementar el modelo jerárquico del sistema nervioso visual de Hubel y Wiesel utilizando redes neuronales.

- Creado a partir de **convoluciones**.
- Capaz de detectar composiciones jerárquicas.
- Algoritmo de entrenamiento ineficiente.





## Convolutional networks

En 1990, LeCun entrena una red convolucional utilizando backpropagation. Aboga por el aprendizaje de características end-to-end en la clasificación de imágenes.



Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

# Convoluciones

# Convoluciones

## Codificación de imágenes

Las imágenes son matrices de **pixels**. Cada uno posee un valor entre  $[0, 255]$  que representan la intensidad.

- Si la imagen es en escala de grises, solo tendremos **una matriz**.
- Si es en color, tendremos **tres matrices**, una por cada **canal** (Rojo, Verde y Azul).

Imagen de 6x6 (Grayscale)



|     |     |     |     |     |     |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 255 | 255 | 255 | 255 | 255 | 255 |
| 255 | 0   | 0   | 0   | 255 | 255 |
| 255 | 0   | 255 | 0   | 255 | 255 |
| 255 | 0   | 0   | 0   | 255 | 255 |
| 255 | 255 | 255 | 0   | 255 | 255 |
| 255 | 255 | 255 | 255 | 255 | 255 |

Imagen de 6x6 (RGB)



|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

# Convoluciones

## Procesamiento dentro de una red

No pueden ser tratados como vectores “no estructurados” normales, han de ser invariantes al movimiento.



Además, los modelos resultantes tendrían un tamaño enorme:

- Una pequeña imagen en escala de grises de  $100 \times 100$  generaría un vector de 10000.

# Convoluciones

## Procesamiento dentro de una red

No pueden ser tratados como vectores “no estructurados” normales, han de ser invariantes al movimiento.



Además, los modelos resultantes tendrían un tamaño enorme:

- Una pequeña imagen en escala de grises de  $100 \times 100$  generaría un vector de 10000.

## Definición

Operación matemática capaz de extraer características o patrones de unos datos de entrada, típicamente imágenes o señales.

Compuesta por:

- Datos de entrada **x**.
- Uno o varios **kernels** o filtros **u**.
- Salida **o**.

Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

## Convoluciones 1D

# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.



# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.

# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.

# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.

# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.

# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.

# Convoluciones: 1D

Si nuestros datos de entrada son de una dimensión (una señal, por ejemplo), tendremos que aplicar la **convolución 1D**.

Tendremos por tanto:

- Vector 1D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^W$
- Vector 1D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^w$
- Vector 1D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1}$

La operación de convolución se define como:

$$(\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[i] = \sum_{m=0}^{w-1} x_{m+i} \cdot u_m$$



Utilizaremos el operador  $\circledast$  para referirnos a la convolución.

# Convoluciones: 1D

Las convoluciones pueden aplicar diferentes kernels o filtros.

Por ejemplo, en una señal eléctrica, podemos aplicar un filtro para buscar incrementos de voltaje (en 1 unidad):

$$(0, 0, 0, 0, 1, 2, 3, 3) \circledast (-1, 1) = (0, 0, 0, 1, 1, 1, 0)$$

Gráficamente:



Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

## Convoluciones 2D



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Tendremos por tanto:

- Matriz 2D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{W \times H}$
- Matriz 2D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{w \times h}$
- Matriz 2D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1 \times H-h+1}$

La operación de convolución en 2D sería:

$$\mathbf{o}_{j,i} = (\mathbf{x} \circledast \mathbf{u})[j, i] = \sum_{n=0}^{h-1} \sum_{m=0}^{w-1} \mathbf{x}_{n+j, m+i} \cdot \mathbf{u}_{n,m}$$

# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## Las dimensiones del barrido definen el tipo de convolución

Cuando trabajamos con imágenes en escala de grises o cualquier matriz, utilizamos convoluciones 2D.

Gráficamente:





### ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello seguiremos aplicando convoluciones 2D.

Tendremos por tanto:

- Tensor 3D de entrada  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{C \times W \times H}$
- Tensor 3D kernel  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{C \times w \times h}$
- Tensor 2D de salida  $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{W-w+1 \times H-h+1}$

La operación de convolución en 2D sería:

$$\mathbf{o}_{j,i} = \sum_{c=0}^{C-1} (\mathbf{x}_c \circledast \mathbf{u}_c)[j, i] = \sum_{c=0}^{C-1} \sum_{n=0}^{h-1} \sum_{m=0}^{w-1} \mathbf{x}_{c,n+j,m+i} \cdot \mathbf{u}_{c,n,m}$$

# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:



# Convoluciones: 2D

## ¿Y si trabajamos con imágenes en color?

Como ya hemos mencionado, las imágenes RGB están formadas por 3 matrices de  $W \times H$ , es decir, un **volumen o tensor**. A pesar de ello **seguiremos aplicando convoluciones 2D**.

Gráficamente:





# Convoluciones: n-D

La operación de convolución se puede aplicar en múltiples dimensiones, pero las más comunes son 1D, 2D y 3D.

## ¡Muy importante!

Los valores de  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}$  son los únicos **parámetros** de la convolución, es decir, se aprenden durante el entrenamiento del modelo.

El propio modelo decide que filtros son más adecuados para la tarea que se pretende resolver.

# Convoluciones: Interpretación

Ejemplo donde la red aprende un filtro para detectar líneas verticales<sup>1</sup>:

$$\mathbf{X} \otimes \mathbf{u} = \mathbf{O}$$

The diagram illustrates a 1D convolution operation. The input matrix  $\mathbf{X}$  is a 6x6 grid with a width of  $W=6$  and height of  $H=6$ . The kernel  $\mathbf{u}$  is a 3x3 grid with a width of  $w=3$  and height of  $h=3$ . The output matrix  $\mathbf{O}$  is a 4x4 grid with a width of  $W-w+1=4$  and height of  $H-h+1=4$ . The input  $\mathbf{X}$  contains a vertical line of 1s at column 3. The kernel  $\mathbf{u}$  is designed to detect vertical lines. The output  $\mathbf{O}$  shows the result of the convolution, with the highest value (7) at the position where the vertical line in  $\mathbf{X}$  aligns with the kernel.

|   |    |    |    |   |   |
|---|----|----|----|---|---|
| 1 | 1  | 1  | 1  | 1 | 1 |
| 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | 1 |
| 1 | -1 | 1  | -1 | 1 | 1 |
| 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | 1 |
| 1 | 1  | 1  | -1 | 1 | 1 |
| 1 | 1  | 1  | 1  | 1 | 1 |

$W$

|   |    |    |
|---|----|----|
| 1 | -1 | 1  |
| 1 | -1 | -1 |
| 1 | -1 | 1  |

$w$

|   |    |   |    |
|---|----|---|----|
| 5 | -3 | 5 | -1 |
| 5 | -5 | 5 | -3 |
| 5 | -5 | 7 | -3 |
| 3 | -1 | 5 | -1 |

$W - w + 1$

<sup>1</sup>Se ha normalizado en el rango  $[-1, 1]$  la imagen de entrada.

Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

## Convoluciones: Hiperparámetros

# Convoluciones: Hiperparámetros

Aunque la operación de convolución es siempre la misma, existen **múltiples hiperparámetros** que podemos ajustar.

Los más relevantes:

- Número  $D$  de filtros o kernels.
- Tamaño  $w \times h$  de cada kernel.
- Padding de la convolución.
- Stride de la convolución.

# Convoluciones: Hiperparámetros

## Número de kernels

En los ejemplos anteriores siempre aplicamos 1 filtro por simplificar. Normalmente este número de filtros  $D$  suele ser mayor.

- La idea es extraer más conocimiento de cada convolución.
- En 2 o 3 dimensiones, con  $D$  filtros, el tamaño de  $\mathbf{o}$  será:  $D \times W - w + 1 \times H - h + 1$



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Número de kernels

En los ejemplos anteriores siempre aplicamos 1 filtro por simplificar. Normalmente este número de filtros  $D$  suele ser mayor.

- La idea es extraer más conocimiento de cada convolución.
- En 2 o 3 dimensiones, con  $D$  filtros, el tamaño de  $\mathbf{o}$  será:  $D \times W - w + 1 \times H - h + 1$



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Número de kernels

En los ejemplos anteriores siempre aplicamos 1 filtro por simplificar. Normalmente este número de filtros  $D$  suele ser mayor.

- La idea es extraer más conocimiento de cada convolución.
- En 2 o 3 dimensiones, con  $D$  filtros, el tamaño de  $\mathbf{o}$  será:  $D \times W - w + 1 \times H - h + 1$



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Tamaño de cada kernel

El tamaño  $w \times h$  de cada filtro de la convolución, es otro hiperparámetro que podemos alterar.

- Suelen ser cuadrados  $w = h$ .
- Si hay más de uno, los  $D$  han de tener el mismo tamaño.
- Influyen directamente en el tamaño de la salida. Para  $w = h = 2$ :





# Convoluciones: Hiperparámetros

## Tamaño de cada kernel

El tamaño  $w \times h$  de cada filtro de la convolución, es otro hiperparámetro que podemos alterar.

- Suelen ser cuadrados  $w = h$ .
- Si hay más de uno, los  $D$  han de tener el mismo tamaño.
- Influyen directamente en el tamaño de la salida. Para  $w = h = 3$ :



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Tamaño de cada kernel

El tamaño  $w \times h$  de cada filtro de la convolución, es otro hiperparámetro que podemos alterar.

- Suelen ser cuadrados  $w = h$ .
- Si hay más de uno, los  $D$  han de tener el mismo tamaño.
- Influyen directamente en el tamaño de la salida. Para  $w = h = 4$ :



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Padding

Al aplicar una convolución, vemos que la salida es de menor tamaño que la entrada. El **padding** nos permite evitarlo.

- El padding añade un “marco” de píxels a la entrada. El grosor es un hiperparámetro.
- El valor por defecto de estos nuevos píxels suele ser zero (zero padding).



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Padding

Al aplicar una convolución, vemos que la salida es de menor tamaño que la entrada. El **padding** nos permite evitarlo.

- El padding añade un “marco” de píxels a la entrada. El grosor es un hiperparámetro.
- El valor por defecto de estos nuevos píxels suele ser zero (zero padding).



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

Ya hemos visto lo que sucede con un **stride de tamaño uno**:



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

Ya hemos visto lo que sucede con un **stride de tamaño uno**:



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

Ya hemos visto lo que sucede con un **stride de tamaño uno**:



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

Ya hemos visto lo que sucede con un **stride de tamaño uno**:





# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

¿Que sucede si cambiamos el tamaño del **stride a tres**?:



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

¿Que sucede si cambiamos el tamaño del **stride a tres**?:



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

¿Que sucede si cambiamos el tamaño del **stride a tres**?:



# Convoluciones: Hiperparámetros

## Stride

En los ejemplos anteriores, siempre movemos el filtro **u** de **una en una unidad** sobre la entrada **x** en cada dirección, pero esto no tiene por que ser siempre así.

- Ese valor es lo que se conoce como stride.
- Al igual que el padding, influye en el tamaño de salida.

¿Que sucede si cambiamos el tamaño del **stride a tres**?:



## Tamaño de la salida

Como acabas de ver, el padding y el stride también influyen en el tamaño de la salida  $o$ .

- Si llamamos  $s$  al tamaño del stride.
- Y  $p$  al tamaño del padding.

El tamaño de la salida sería el siguiente:

$$\left( \frac{W + 2p - w}{s} + 1 \right) \times \left( \frac{H + 2p - h}{s} + 1 \right)$$

Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

# Pooling

# Pooling

Si observamos la arquitectura de **LeNet5** propuesta por Yann LeCun podemos ver que, además de convoluciones, existe otro tipo de operación, el **pooling**.



## Pooling

El objetivo de esta operación es reducir el volumen de entrada agrupando valores y conservando la estructura global.

# Pooling

Funciona de manera muy similar a la convolución pero esta operación **no tiene parámetros**. En este caso no hay filtros, hay una ventana que se comporta de manera similar.

Hiperparámetros:

- Tamaño de la ventana.
- Stride.
- Operación.

Operaciones más típicas:

- **Max pooling:** Máximo de los valores.
- **Average pooling:** Media de los valores.
- **Min pooling:** Mínimo de los valores.



# Pooling

Funciona de manera muy similar a la convolución pero esta operación **no tiene parámetros**. En este caso no hay filtros, hay una ventana que se comporta de manera similar.

Ejemplo<sup>1</sup> con ventana de tamaño 2 y stride de 2 (valores más típicos):



Como se ve, se divide el ancho y alto de la entrada a la mitad, pero se conserva la profundidad.

<sup>1</sup>Se muestran 3 operaciones para ejemplificar, pero se ha de seleccionar solo una de ellas.

# Pooling

Funciona de manera muy similar a la convolución pero esta operación **no tiene parámetros**. En este caso no hay filtros, hay una ventana que se comporta de manera similar.

Ejemplo<sup>1</sup> con ventana de tamaño 2 y stride de 2 (valores más típicos):



Como se ve, se divide el ancho y alto de la entrada a la mitad, pero se conserva la profundidad.

<sup>1</sup>Se muestran 3 operaciones para ejemplificar, pero se ha de seleccionar solo una de ellas.

# Pooling

Funciona de manera muy similar a la convolución pero esta operación **no tiene parámetros**. En este caso no hay filtros, hay una ventana que se comporta de manera similar.

Ejemplo<sup>1</sup> con ventana de tamaño 2 y stride de 2 (valores más típicos):



Como se ve, se divide el ancho y alto de la entrada a la mitad, pero se conserva la profundidad.

<sup>1</sup>Se muestran 3 operaciones para ejemplificar, pero se ha de seleccionar solo una de ellas.

# Pooling

Funciona de manera muy similar a la convolución pero esta operación **no tiene parámetros**. En este caso no hay filtros, hay una ventana que se comporta de manera similar.

Ejemplo<sup>1</sup> con ventana de tamaño 2 y stride de 2 (valores más típicos):



Como se ve, se divide el ancho y alto de la entrada a la mitad, pero se conserva la profundidad.

<sup>1</sup>Se muestran 3 operaciones para ejemplificar, pero se ha de seleccionar solo una de ellas.

# Pooling

Funciona de manera muy similar a la convolución pero esta operación **no tiene parámetros**. En este caso no hay filtros, hay una ventana que se comporta de manera similar.

Ejemplo<sup>1</sup> con ventana de tamaño 2 y stride de 2 (valores más típicos):



Como se ve, se divide el ancho y alto de la entrada a la mitad, pero se conserva la profundidad.

<sup>1</sup>Se muestran 3 operaciones para ejemplificar, pero se ha de seleccionar solo una de ellas.

# Pooling

## Global pooling

Cuando se quiere transformar el volumen de la entrada en un vector de longitud igual a la profundidad, se utiliza el **Global Pooling**.

- Al igual que el pooling tradicional tiene diferentes operaciones.
- Resume cada matriz de la entrada en un solo número.
- No existe el tamaño de ventana ni stride.



# Pooling

## Global pooling

Cuando se quiere transformar el volumen de la entrada en un vector de longitud igual a la profundidad, se utiliza el **Global Pooling**.

- Al igual que el pooling tradicional tiene diferentes operaciones.
- Resume cada matriz de la entrada en un solo número.
- No existe el tamaño de ventana ni stride.



Convolutional Neural Networks (CNNs)

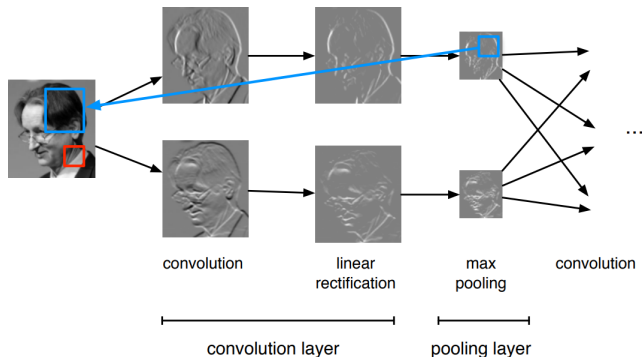
---

# Arquitecturas



## Red Neuronal Convolucional

Además de las ya vistas capas convolucionales (CONV), y de pooling (POOL), una CNN también está compuesta por rectificadores lineales (ReLU) y capas totalmente conectadas (FC).



La arquitectura CNN más común sigue este patrón:

$$\text{INPUT} \rightarrow [(\text{CONV} \rightarrow \text{ReLU}) * N \rightarrow \text{POOL?}] * M \rightarrow [\text{FC} \rightarrow \text{ReLU}] * K \rightarrow \text{FC}$$

Donde:

- \* indica repetición.
- POOL? indica una capa de pooling opcional.
- $N \geq 0$  (y normalmente  $N \leq 3$ ),  $M \geq 0$ ,  $K \geq 0$  (y típicamente  $K < 3$ ).
- La última capa FC contiene la salida del modelo (p.ej. las probabilidades de cada clase).

Algunas de las arquitecturas típicas que siguen este patrón:

- $\text{INPUT} \rightarrow \text{FC}$ , básicamente un modelo lineal ( $N = M = K = 0$ ).
- $\text{INPUT} \rightarrow [\text{FC} \rightarrow \text{ReLU}] * K \rightarrow \text{FC}$ , es decir, un  $K$ -layer MLP.
- $\text{INPUT} \rightarrow \text{CONV} \rightarrow \text{ReLU} \rightarrow \text{FC}$ .
- $\text{INPUT} \rightarrow [\text{CONV} \rightarrow \text{ReLU} \rightarrow \text{POOL}] * 2 \rightarrow \text{FC} \rightarrow \text{ReLU} \rightarrow \text{FC}$ .
- $\text{INPUT} \rightarrow [[\text{CONV} \rightarrow \text{ReLU}] * 2 \rightarrow \text{POOL}] * 3 \rightarrow [\text{FC} \rightarrow \text{ReLU}] * 2 \rightarrow \text{FC}$ .

# Arquitecturas conocidas: LeNet-5

## LeNet-5 (LeCun et al, 1998)

Compuesta de dos capas CONV + POOL, seguidas por un bloque de capas fully-connected.



# Arquitecturas conocidas: AlexNet

## AlexNet (Krizhevsky et al, 2012)

Red convolucional de 8 capas junto a un perceptrón de 3 capas.

La implementación original estaba dividida en dos partes para poder funcionar en dos GPUs.



LeNet vs. AlexNet

# Arquitecturas conocidas: VGG

## VGG (Simonyan and Zisserman, 2014)

Red compuesta de 5 bloques VGG cada uno con capas CONV + POOL. La red finaliza con un bloque de capas FC .

La profundidad de la red se incrementó hasta 19 capas mientras el tamaño de los filtros se redujo a 3.



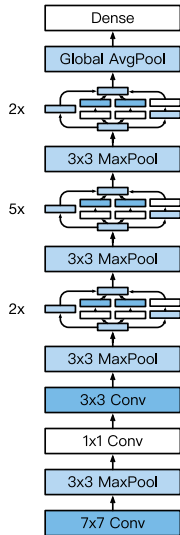
AlexNet vs. VGG

# Arquitecturas conocidas: GoogLeNet

## GoogLeNet (Szegedy et al, 2014)

Compuesta de dos capas CONV + POOL, una serie de 9 bloques “inception” y una capa de global average pooling.

Cada bloque “inception” es a su vez una CNN con 4 caminos paralelos.



# Arquitecturas conocidas: ResNet

## ResNet (He et al, 2015)

Compuesta inicialmente similar a GoogLeNet, una serie de 4 bloques residuales y una capa global average pooling. Algunas extensiones proponen más bloques residuales, hasta 152 (ResNet-152).



Bloque ResNet regular vs. bloque ResNet con convolución  $1 \times 1$ .





# Arquitecturas conocidas: ResNet

El entrenamiento de redes de esta profundidad es posible gracias a las *skip connections* de los bloques residuales. Permiten a los gradientes acortar las capas y atravesarlas sin desvanecerse.



Convolutional Neural Networks (CNNs)

---

## Referencias

- 1 **Convolutional Neural Networks**
- 2 **Modern Convolutional Neural Networks**
- 3 **Lecture 5: Convolutional networks**
- 4 **A guide to convolution arithmetic for deep learnings**