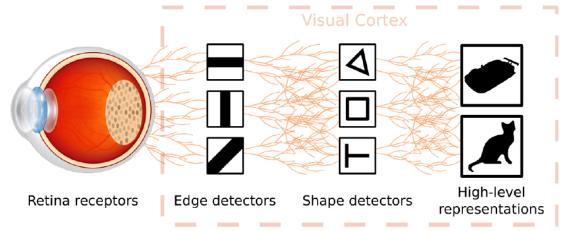
Módulo 5: Deep Learning

5.1 Redes Neuronales Convolucionales

Rafael Zambrano

rafazamb@gmail.com

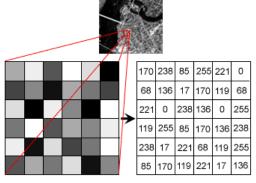
- Uno de los algoritmos más populares de redes neuronales profundas
- Son especialmente eficaces en la clasificación de imágenes, aunque también pueden utilizarse con series temporales o señales de audio y vídeo
- Imitan el funcionamiento del sistema visual humano



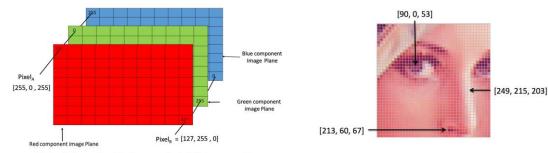
Son robustas ante cambios de tamaño, contraste, rotación u orientación

Representación digital de imágenes: matriz de píxeles con valores de

intensidad entre 0 y 255



Las imágenes en color se representan con tres capas superpuestas (RGB)

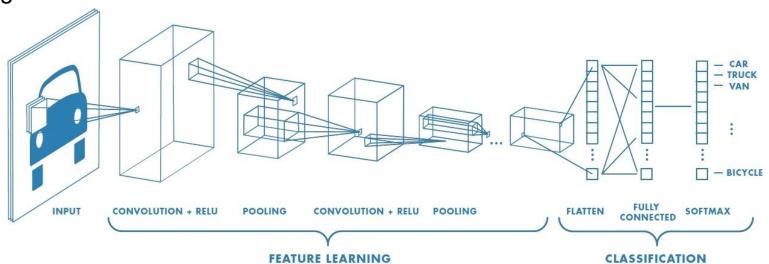


Pixel of an RGB image are formed from the corresponding pixel of the three component images

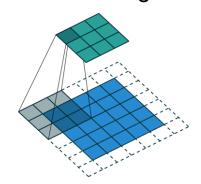
Etapas en CNN:

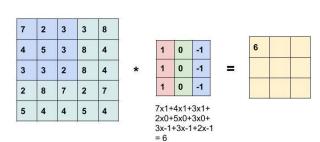
- Convolución
- Normalización (ReLU)
- Pooling
- Regularización



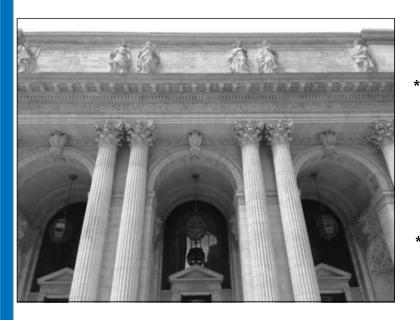


- Las CNN realizan operaciones de convolución, una técnica ampliamente utilizada en procesamiento de señales e imágenes
- La convolución permite preservar la relación entre diferentes partes de una imagen
- Para realizar las convoluciones, se utilizan pequeñas matrices denominadas kernels, que recorren la imagen original, aplican productos escalares y producen una nueva imagen con características diferentes





• Dependiendo del kernel, se resaltarán diferentes aspectos de una imagen



-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1



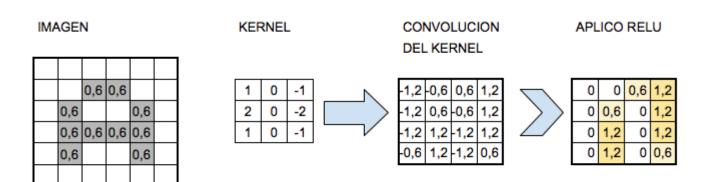
(bordes)

-2	-1	0
-1	1	1
0	1	2





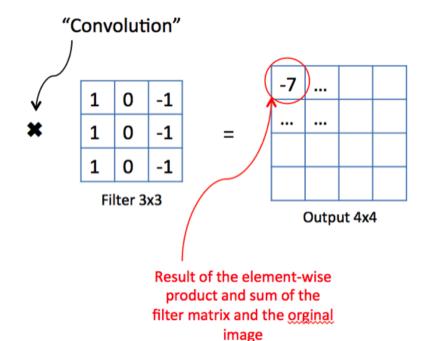
- En una capa convolucional, suelen utilizarse varios kernels
- Los pesos del kernel se aprenden durante el entrenamiento (backpropagation)
- La función de activación más utilizada tras aplicar la convolución se denomina Rectifier Linear Unit (ReLu), que facilita el entrenamiento $f(x) = \max\{0, x\}$



¿Cuál es el resultado de la siguiente convolución?

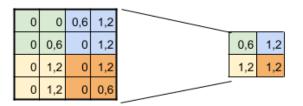
3	1	1	2	8	4
1	0	7	3	2	6
2	3	5	1	1	3
1	4	1	2	6	5
3	2	1	3	7	2
9	2	6	2	5	1

Original image 6x6



Pooling

- Calcula estadísticas por grupos de píxeles
- Reduce complejidad computacional y evita el overfitting
- Es invariante al escalado y pequeñas traslaciones, manteniendo las características más importantes que detectó cada convolución
- Suele utilizarse el max-pooling, que mantiene las características más destacadas



SUBSAMPLING: Aplico Max-Pooling de 2x2 y reduzco mi salida a la mitad

Ejemplo

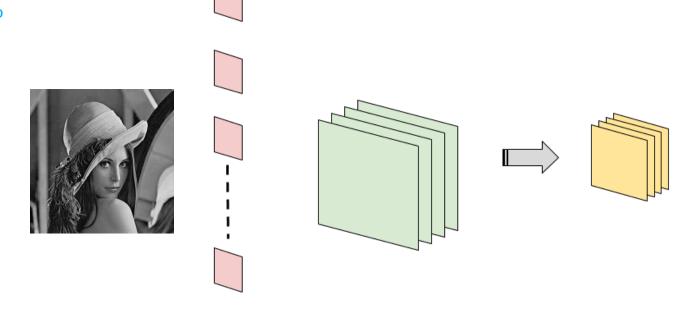
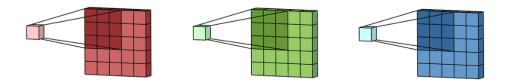


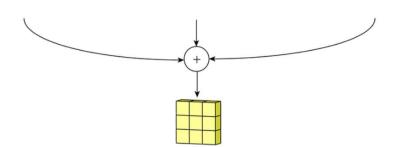
IMAGEN DE ENTRADA 28x28x1 Aplico 32 kernels de 3x3 y Función de Activación ReLu Obtengo 32 Feature Mapping de 28x28x1 Aplico Max-Pooling 2x2

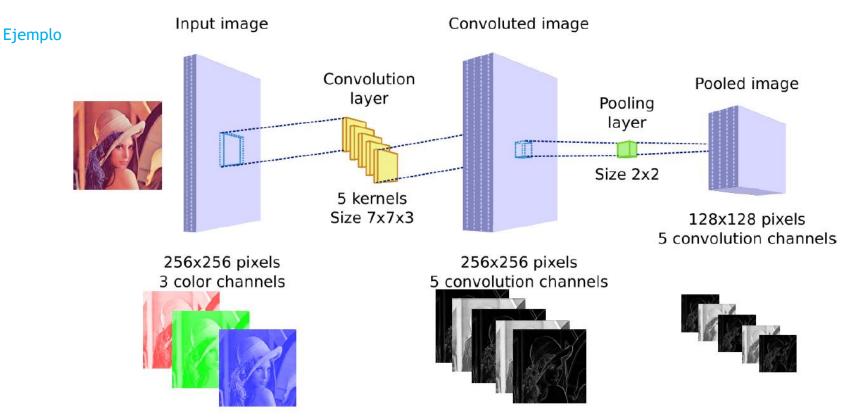
Obtengo 32 Salidas 14x14x1

784 px 25.088 px 6.272 px

 Con imágenes RGB, cada kernel se aplica a cada canal separadamente, y posteriormente se suman los resultados







196.608 px 327.680 px 81.920 px

Faces

- La primera convolución es capaz de detectar características primitivas como líneas o curvas
- A medida que se realicen más convoluciones, la red reconocerá formas más complejas

Tercera capa

Segunda capa

Primera capa

Cars

Elephants

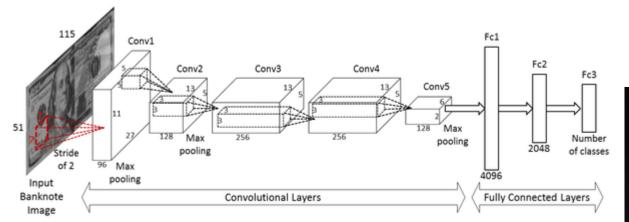
Chairs

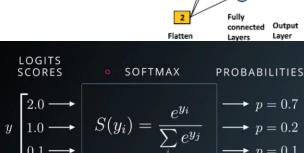
 Tras las capas de convolución+pooling, se aplanan los datos y se utiliza una red neuronal "tradicional", teniendo una neurona de salida por cada categoría

Al final de la red, se aplica una función denominada softmax, encargada de

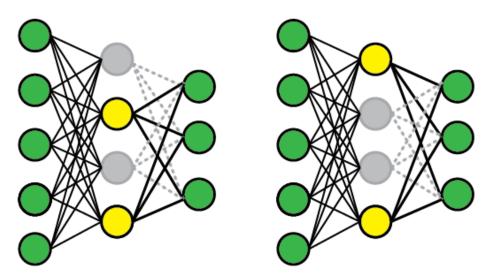
transformar los valores de entrada a probabilidades

 La clase con mayor probabilidad será el resultado de la predicción



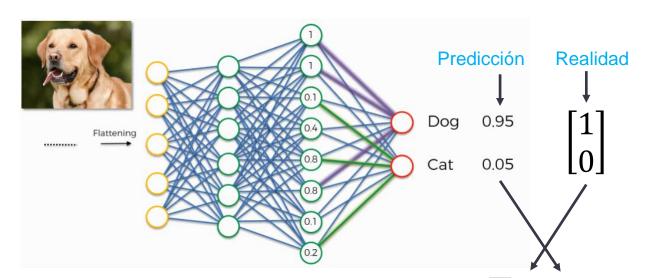


- En la red neuronal final, se suele utilizar un proceso de regularización conocido como dropout, con el objetivo de evitar overfitting
- Esta técnica deshabilita aleatoriamente neuronas durante el entrenamiento, forzando a la red a aprender múltiples representaciones independientes del mismo dato



Función de error: Cross Entropy

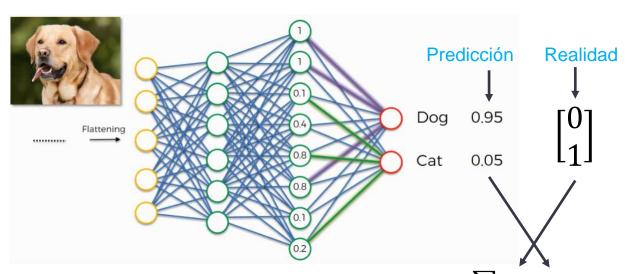
Suele emplearse esta función de error para entrenar la red neuronal



$$D(S, L) = -\sum_{i} L_{i} \log(S_{i}) = -1 \cdot \log(0.95) = 0.05$$

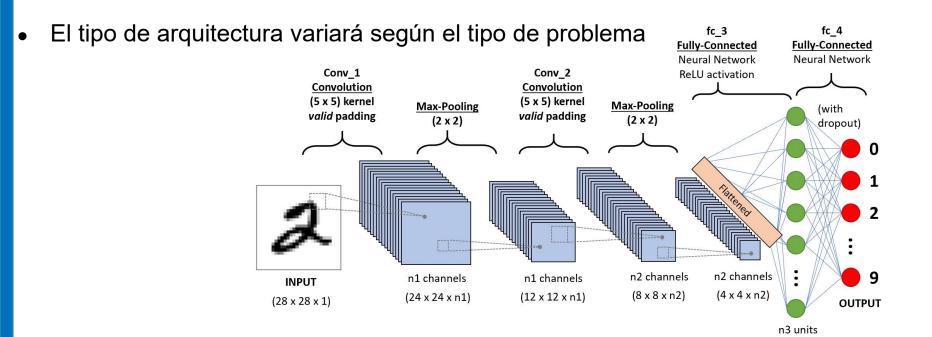
Función de error: Cross Entropy

Suele emplearse esta función de error para entrenar la red neuronal



$$D(S, L) = -\sum_{i} L_{i} \log(S_{i}) = -1 \cdot \log(0.05) = 3$$

 Por tanto, la arquitectura consiste en capas anidadas de convoluciones+pooling, y finalmente capas interconectadas ("fully connected")



- Ejemplo: ImageNet (concurso de reconocimiento de imágenes)
- Arquitectura ganadora (2012):

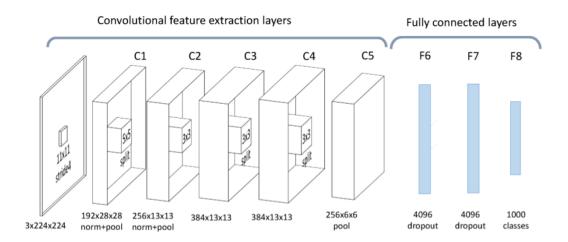
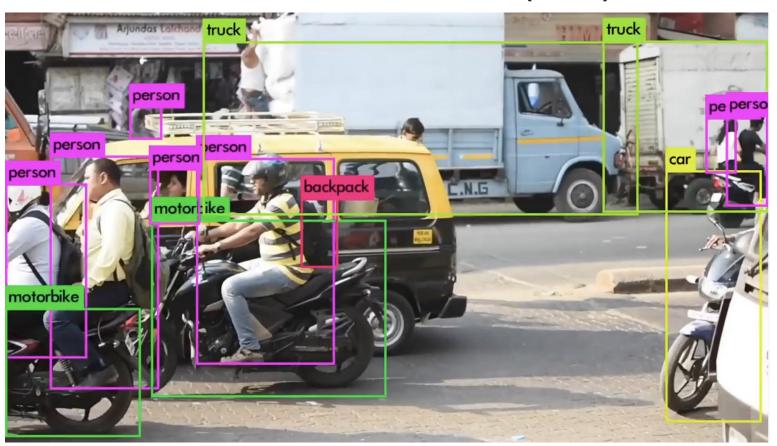


Fig. 2.3: Architecture for image recognition. The 2012 ILSVRC winner consists of eight layers [82]. Each layer performs a linear transformation (specifically, convolutions in layers C1–C5 and matrix multiplication in layers F6–F8) followed by nonlinear transformations (rectification in all layers, contrast normalization in C1–C2, and pooling in C1–C2 and C5). Regularization with dropout noise is used in layers F6–F7.





"man in black shirt is playing guitar."



"construction worker in orange safety vest is working on road."



"two young girls are playing with lego toy."



"girl in pink dress is jumping in air."



"black and white dog jumps over bar."



"young girl in pink shirt is swinging on swing."



"man in black shirt is playing guitar."



"construction worker in orange safety vest is working on road."



"two young girls are playing with lego toy."



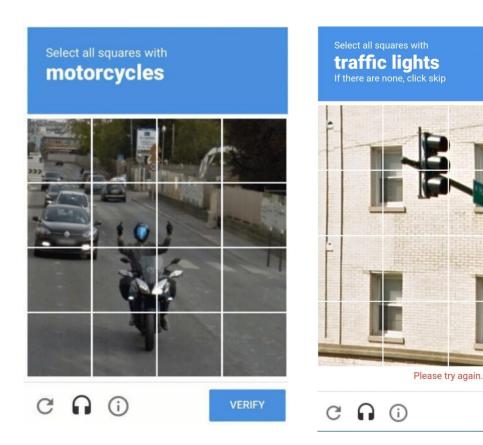
"girl in pink dress is jumping in air."



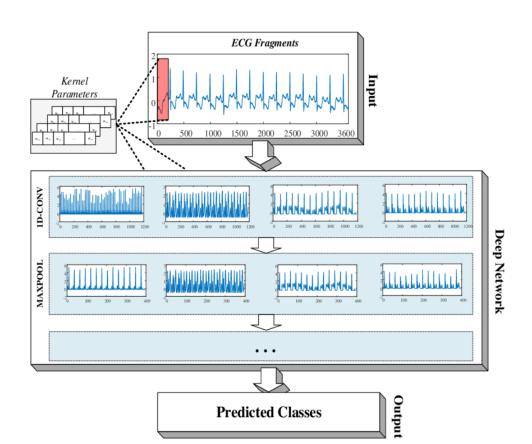
"black and white dog jumps over bar."



"young girl in pink shirt is swinging on swing."



No solo en imágenes...



Deep Learning Frameworks

Alto nivel



Bajo nivel



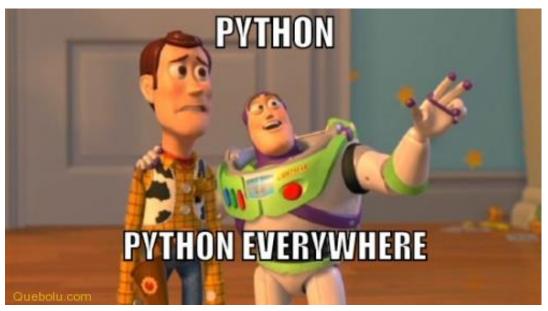






Python en Machine Learning

- Python ofrece código conciso y legible
- Intuitivo y fácil de aprender
- Fácil de instalar
- Opensource



Python en Machine Learning

- Recomendación: instalar el software Anaconda: https://www.anaconda.com/download/
- Otra opción: instalar Miniconda: https://docs.conda.io/en/latest/miniconda.html
- Otra opción: Google Colab: https://colab.research.google.com/

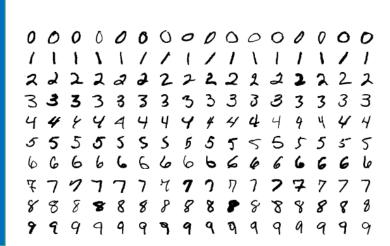


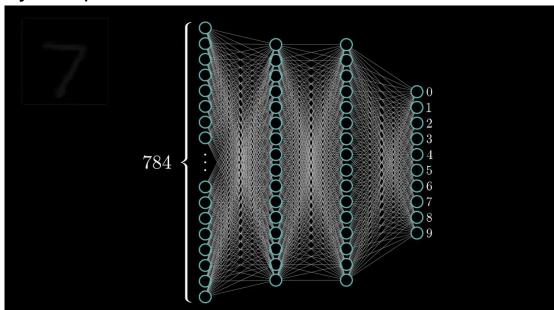
Práctica

- El dataset MNIST contiene 70.000 imágenes de tamaño 28x28 píxeles con dígitos del 0 al 9 escritos a mano
- Utilizaremos la librería keras de Python para crear clasificadores

basados en redes neuronales

Enlace al notebook de Python



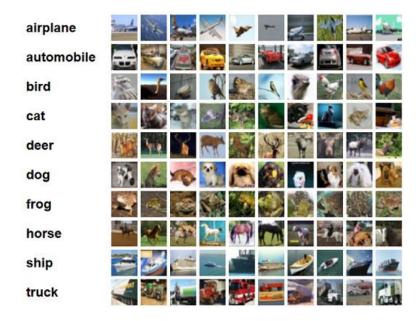


Ejercicio

Reconocimiento de imágenes

• El conjunto de datos CIFAR-10 consta de 60000 imágenes en color de 32x32 con 10 clases, y 5000 imágenes por clase. Hay 50000 imágenes de entrenamiento y 10000 imágenes de prueba.

Enlace al notebook de Python



¡Gracias!

Contacto: Rafael Zambrano

rafazamb@gmail.com