## Redes Neuronales

Introducción completa para alumnos familiarizados con IA tradicional Jesús Emmanuel Martínez García

## Introducción

- Una **red neuronal** es un sistema computacional inspirado en las redes neuronales biológicas.
- Aprende funciones a partir de datos, capturando relaciones complejas y no lineales.
- Ventajas sobre modelos tradicionales:
  - Representación automática de características
  - Escalabilidad con grandes volúmenes de datos
  - Capacidad para resolver problemas complejos

## **Historia y Hitos Clave**

- 1943 McCulloch & Pitts: primer modelo de neurona artificial.
- 1949 Hebb: regla de aprendizaje Hebbiana.
- 1958 Rosenblatt: perceptron.
- 1969 Minsky & Papert: limitaciones del perceptron.
- 1986 Rumelhart, Hinton & Williams: backpropagation.
- 1998 LeCun: LeNet.
- 2006 Hinton et al.: Deep Belief Nets.
- 2012 Krizhevsky: AlexNet, revolución con GPUs.

# **Conceptos Fundamentales**

Neurona artificial (perceptrón)

$$\circ$$
 z = w·x + b  $\rightarrow$  a =  $\Phi$ (z)

Entradas (x), pesos (w), sesgo (b), función de activación (ф)

#### Capa

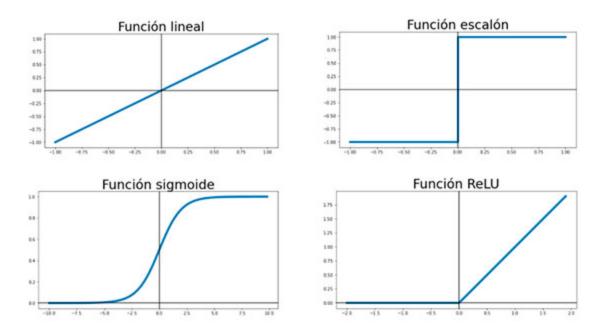
- Entrada, oculta(s), salida
- Conectividad: fully-connected, convolucional, recurrente

#### Arquitectura

Disposición y tipo de capas + funciones de activación + entrenamiento

#### • Funciones de activación

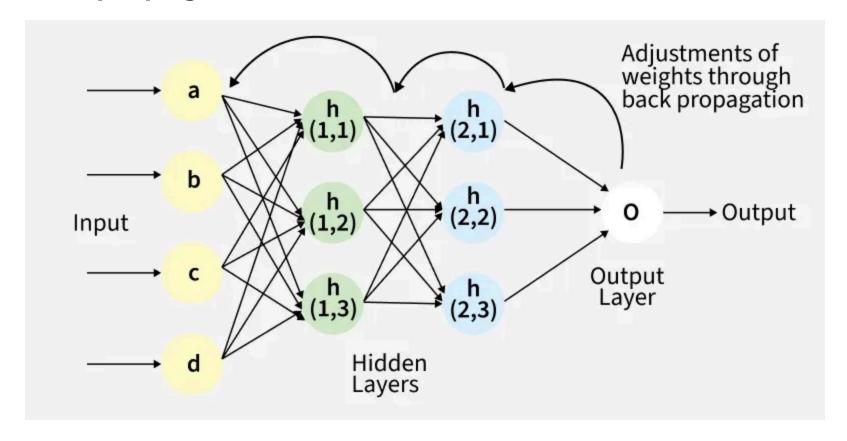
Lineal, Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky ReLU, Softmax



# The Entrenamiento y Backpropagation

- Forward pass → cálculo de salida
- Cálculo de pérdida → función objetivo
- Backpropagation → ajuste de pesos mediante gradiente descendente
- Optimizadores: SGD, Momentum, RMSprop, Adam
- Regularización: L1/L2, Dropout, Batch Normalization, Early stopping

### Backpropagation

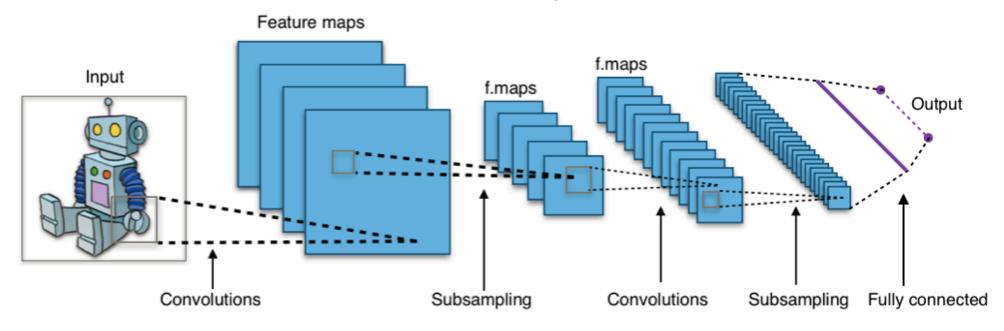


# **Arquitecturas Comunes**

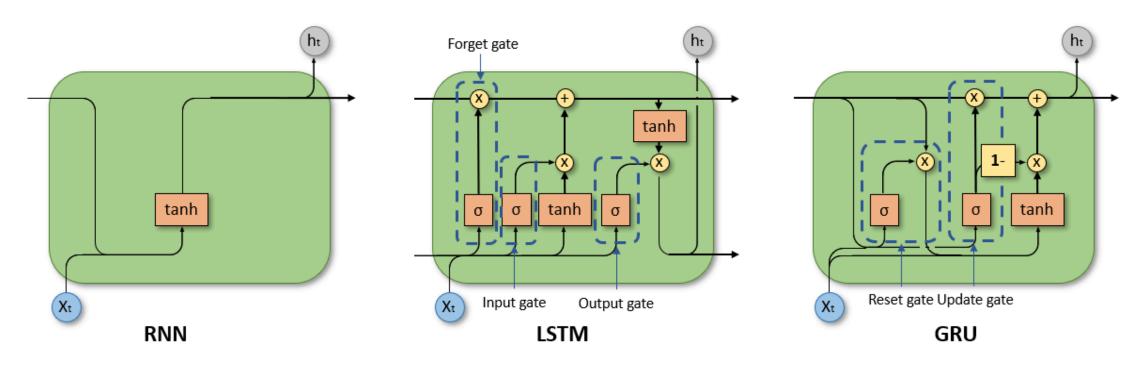
- MLP (Multi-Layer Perceptron)
  - Datos tabulares, clasificación/regresión

#### • CNN (Convolutional Neural Network)

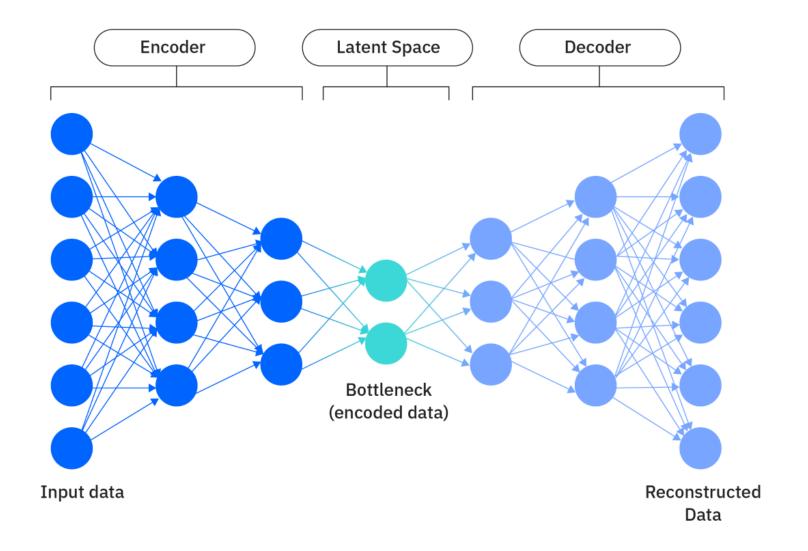
- o Imágenes, audio, visión por computadora
- Bloques: convolución → activación → pooling → fully connected



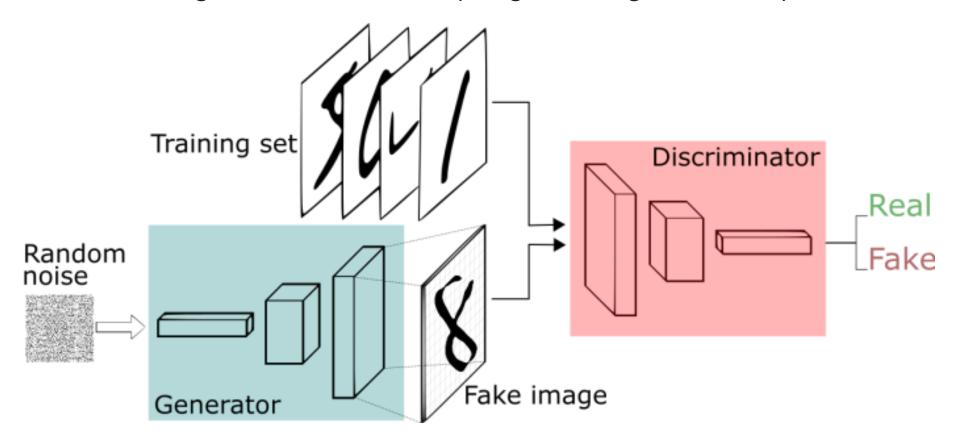
• RNN, LSTM, GRU → series temporales, secuencias, texto



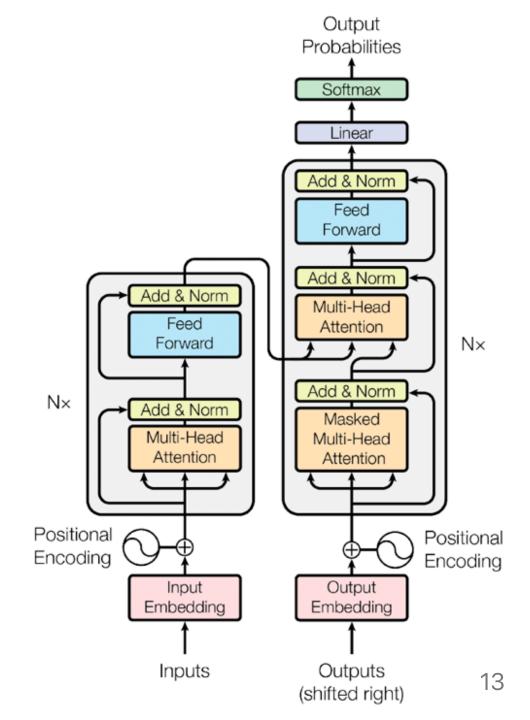
Autoencoders → compresión y detección de anomalías



• GANs → generación de datos (imágenes, augmentations)



 Transformers y atención → NLP, visión (ViT, BERT, GPT)



### **Matemáticas Esenciales**

- Derivadas parciales y gradiente
- Regla de la cadena aplicada al backpropagation
- Funciones de pérdida y sus derivadas (MSE, cross-entropy)
- Ejemplo numérico: forward + backward de red 2-1-1

### **1** Entrenamiento Práctico

- Preparación de datos: normalización, augmentations
- División: train / val / test
- Parámetros: batch size, epochs, learning rate
- Callbacks: early stopping, checkpoints
- Validación cruzada si aplica

## **Métricas y Evaluación**

- Clasificación: accuracy, precision, recall, F1, ROC-AUC
- Regresión: RMSE, MAE, R<sup>2</sup>
- Métricas avanzadas: mAP, BLEU/ROUGE, perplexity



### Problemas Comunes

- Overfitting vs underfitting
- Vanishing / exploding gradients
- Saturación de activaciones
- Learning rate inapropiado

# Interpretabilidad

- Saliency maps, Grad-CAM, LIME, SHAP
- Consideraciones éticas y explicabilidad del modelo

# **Recursos y Herramientas**

- Frameworks: TensorFlow/Keras, PyTorch, JAX
- Librerías: scikit-learn, albumentations, Hugging Face
- Plataformas: Colab, Kaggle, AWS/GCP/Azure



### Ejemplos de Flujo de Trabajo

- Clasificación de imágenes con CNN
- Predicción de series temporales con LSTM/GRU
- Transfer learning con redes preentrenadas (ResNet, EfficientNet)

# **Bibliografía**

- McCulloch & Pitts (1943)
- Rosenblatt (1958)
- Minsky & Papert (1969)
- Rumelhart, Hinton & Williams (1986)
- LeCun (1998)
- Hinton et al. (2006)
- Krizhevsky et al. (2012)