# Introducción al Aprendizaje Profundo

# Aprendizaje de Máquina Aplicado

Yomin Jaramillo Munera

yejaramilm@eafit.edu.co

Juan David Martínez Vargas

jdmartinev@eafit.edu.co

2025



# Agenda

- Motivación
- Redes neuronales artificiales
- Redes neuronales profundas
- Ejemplos prácticos



# Motivación



#### Motivación

Supongamos que tenemos un set de datos con 100 características y queremos aplicar regresión logística, pero tenemos suficientes datos para permitir que el modelo tenga alta varianza, por lo que decidimos incluir características polinómicas.

	grado <= 1	grado <= 2	grado <= 3	grado <= 4	grado <= 5
# de caracterísitcas	101	10.101	1.010.101	101.010.101	10.101.010.101



#### Motivación

¿Cómo podríamos generar nuevas características de manera más inteligente y eficiente?

¿Qué tal si utilizamos Machine Learning para generar las características?



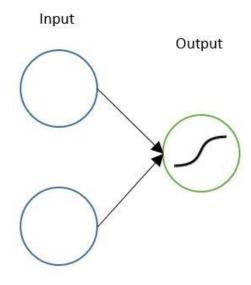


# Redes Neuronales Artificiales

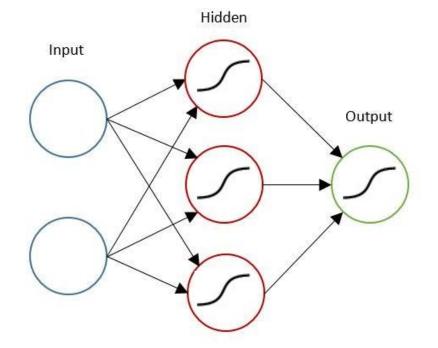


## Redes Neuronales Artificiales (ANN)

#### **Logistic Regression**



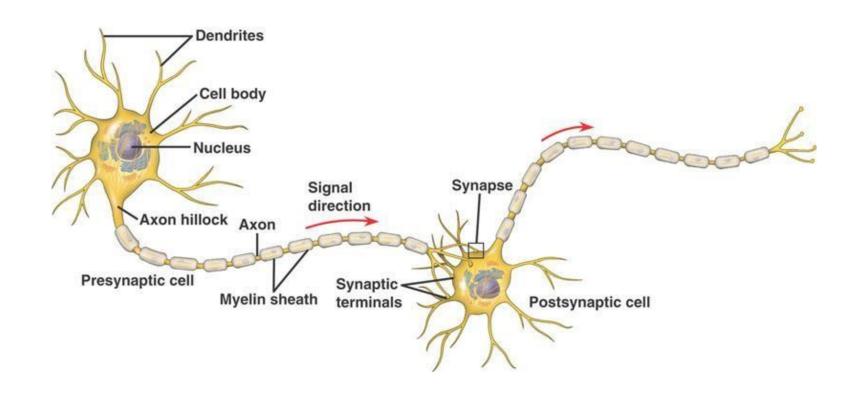
#### **Artificial Neural Network**





### ANN: ¿Por Qué Reciben ese Nombre?

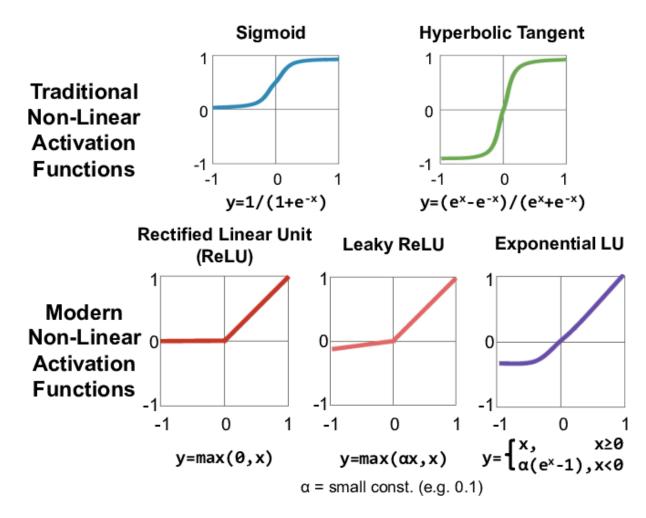
La conexión entre nodos de regresión logística está inspirada en las conexiones neuronales presentes en el cerebro.





#### ANN: Funciones de Activación

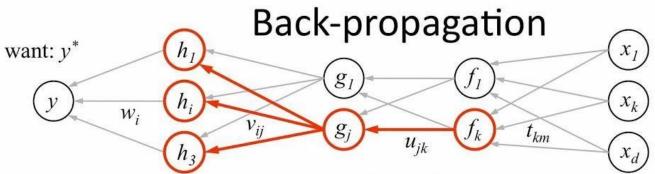
La función logística no es la única función de activación utilizada en las neuronas de una ANN.





#### **ANN: Entrenamiento**

Todos los parámetros de una ANN se entrenan al tiempo mediante descenso por el gradiente. El gradiente se calcula por medio de un algoritmo llamado "backpropagation".



- 1. receive new observation  $\mathbf{x} = [x_1...x_d]$  and target  $\mathbf{y}^*$
- 2. **feed forward:** for each unit  $g_j$  in each layer 1...L compute  $g_j$  based on units  $f_k$  from previous layer:  $g_j = \sigma \left( u_{j0} + \sum_k u_{jk} f_k \right)$
- 3. get prediction y and error  $(y-y^*)$
- **back-propagate error:** for each unit  $g_i$  in each layer L...1

(a) compute error on 
$$g_j$$

(b) for each  $u_{jk}$  that affects  $g_j$ 

(i) compute error on  $u_{jk}$ 

(ii) update the weight

$$\frac{\partial E}{\partial g_j} = \sum_i \sigma'(h_i) v_{ij} \frac{\partial E}{\partial h_i}$$

$$\text{should } g_j \text{ how } h_i \text{ will was } h_i \text{ too be higher or lower?}} \text{ how } h_i \text{ will was } h_i \text{ too change as high or or lower?}} \text{ do we want } g_j \text{ to how } g_j \text{ will change be higher/lower}}$$

$$\text{do we want } g_j \text{ to how } g_j \text{ will change be higher/lower}}$$

Copyright © 2014 Victor Lavrenko

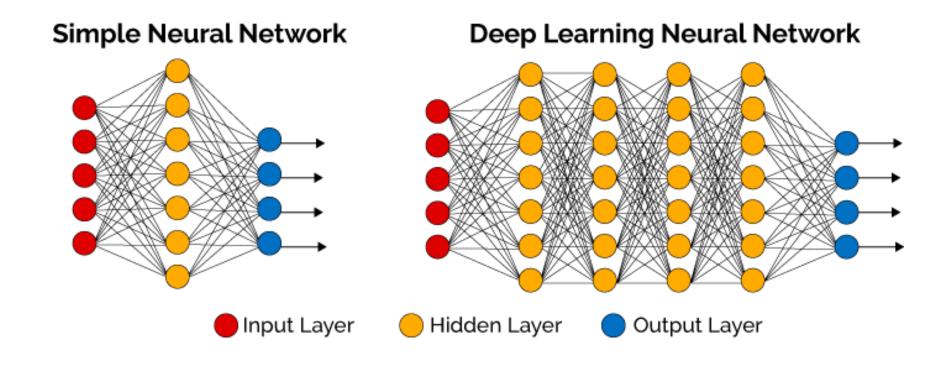


# Redes Neuronales Profundas



## Redes Neuronales Profundas (DNN)

Podemos generar características aún más especializadas y eficientes si aumentamos el número de capas ocultas (suponiendo que tenemos suficiente necesidad de varianza para que esto sea útil).





## **Aprendizaje Profundo**

Las dos librerías más utilizadas a la hora de construir y entrenar redes neuronales son TensorFlow (de Google) y PyTorch (de Facebook).

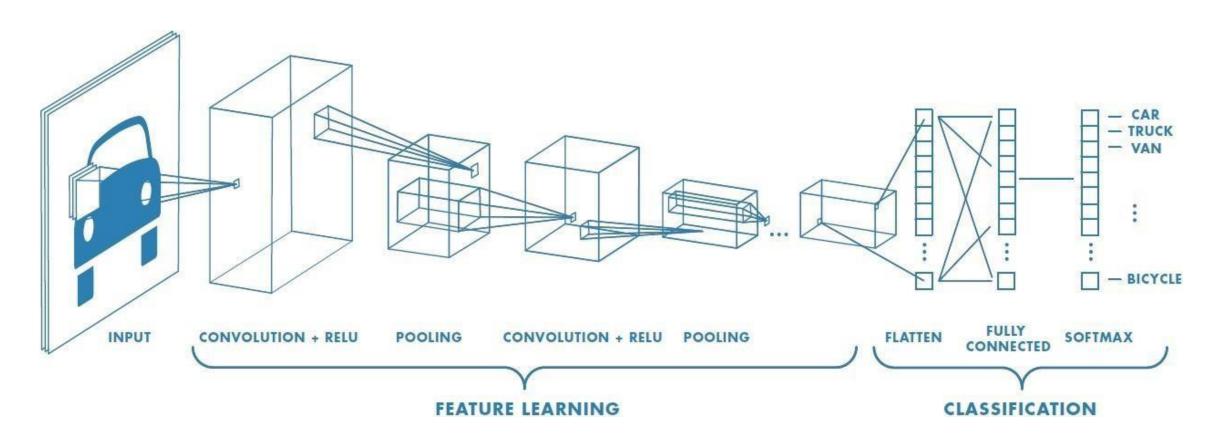






## Aprendizaje Profundo: Usos

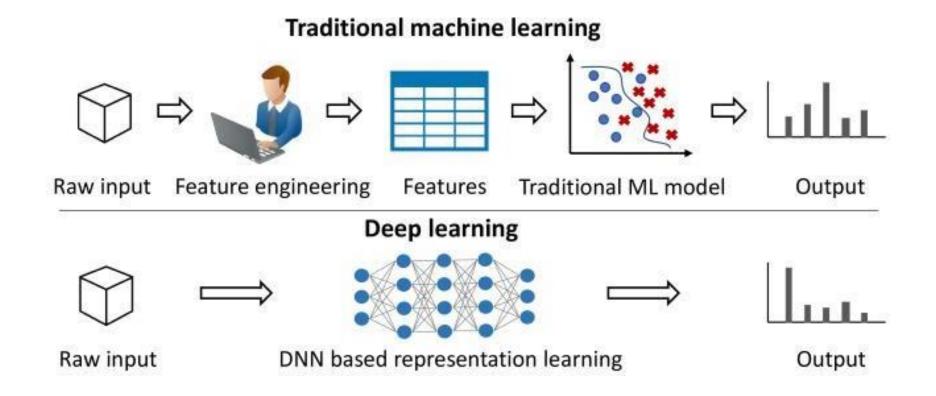
### Visión por computadora:





## **Aprendizaje Profundo**

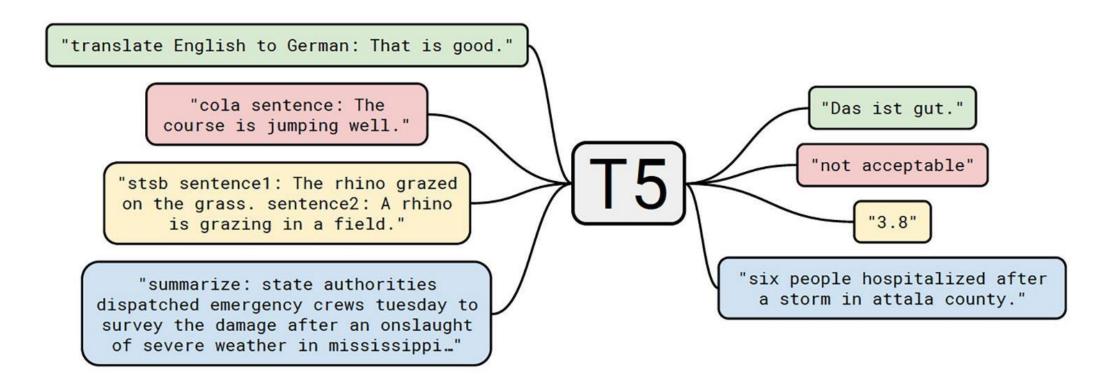
Cuando utilizamos redes neuronales profundas estamos en un subdominio del machine learning denominado aprendizaje profundo (deep learning).





### Aprendizaje Profundo: Usos

Procesamiento de lenguaje natural:





# Ejemplos de aprendizaje profundo



# ¡Muchas Gracias!

