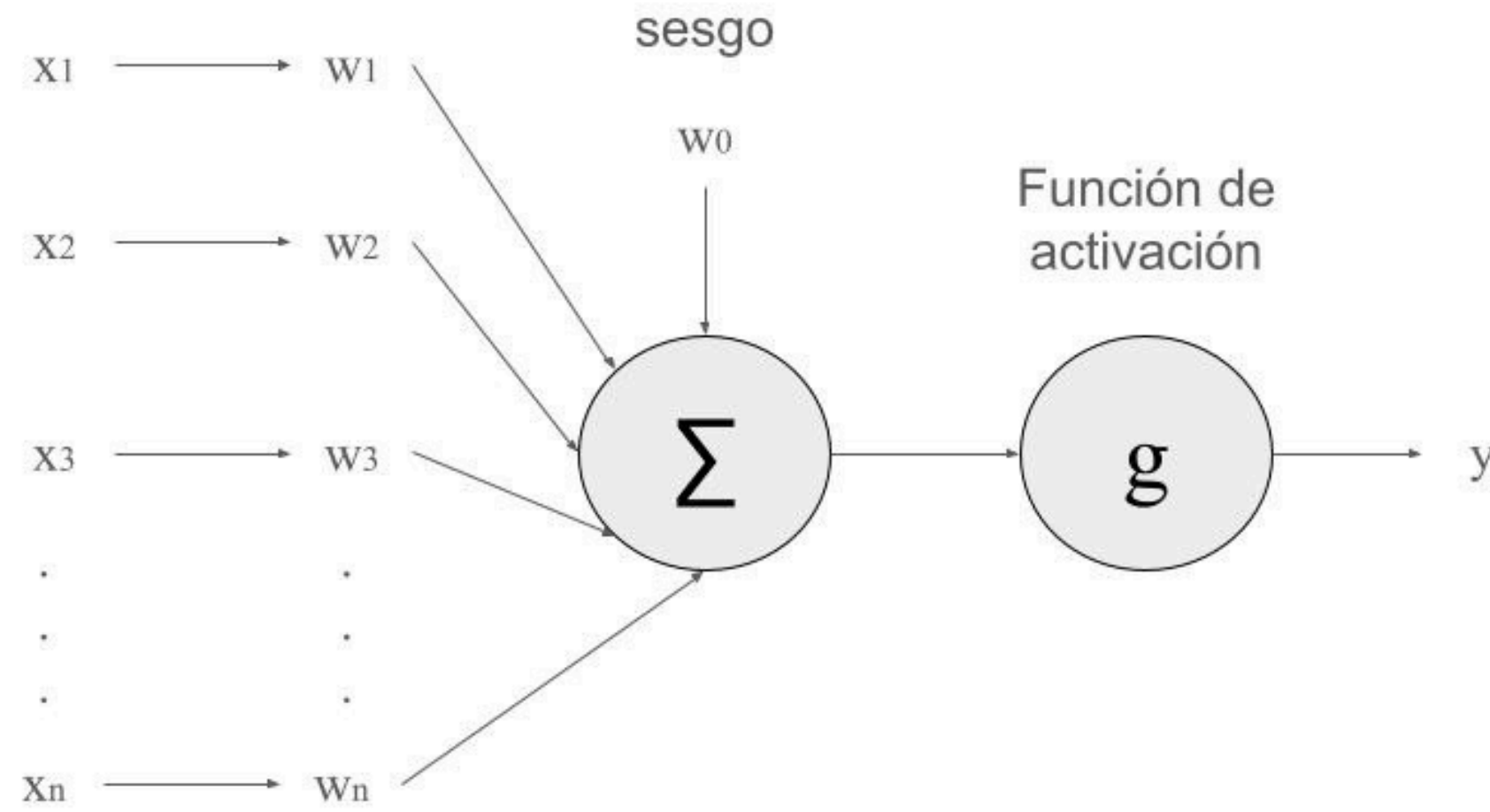


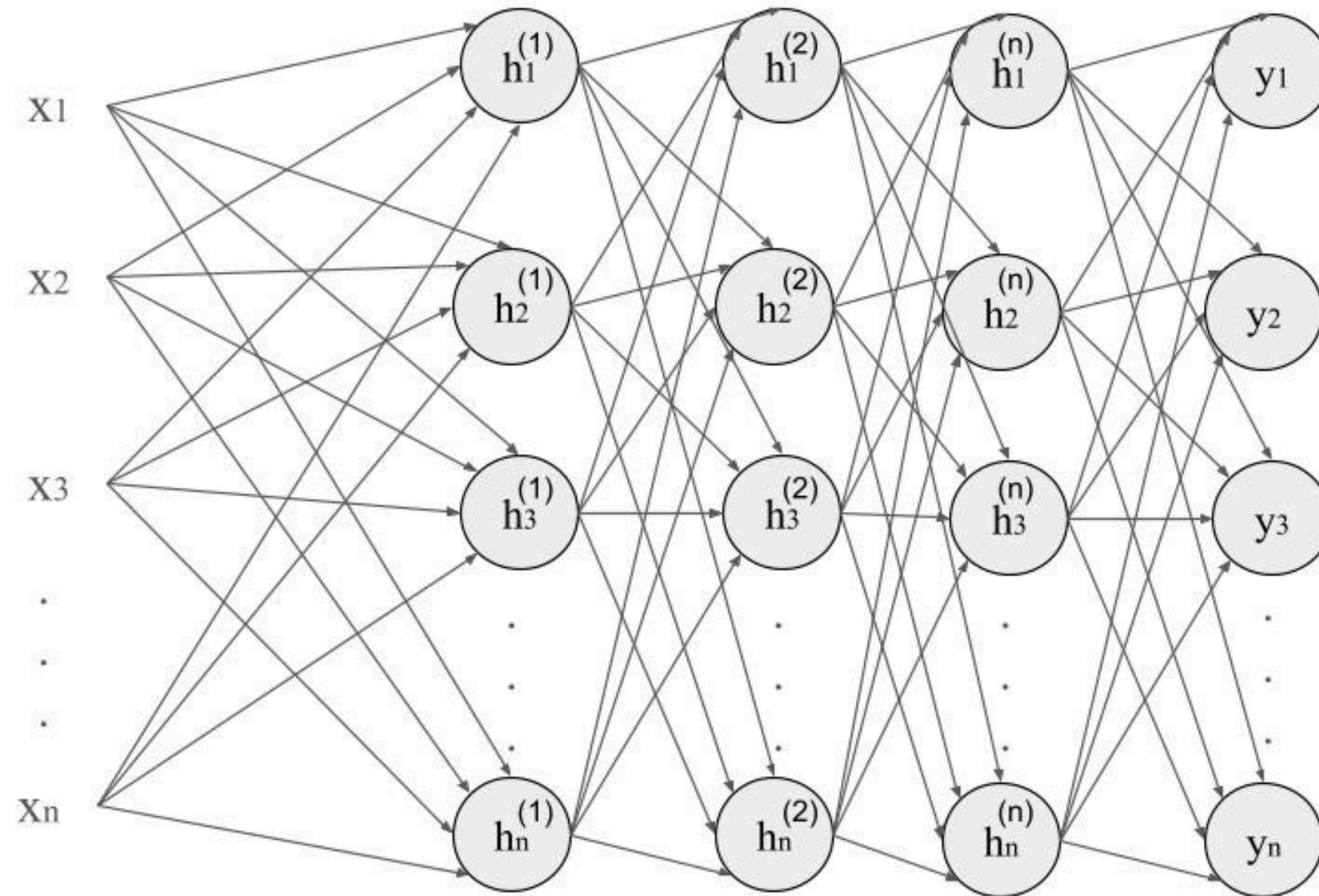
# **Clase 2: Pre-procesamiento y Pytorch.**

# Perceptrón



$$y = g\left(w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

# Perceptrón multicapa

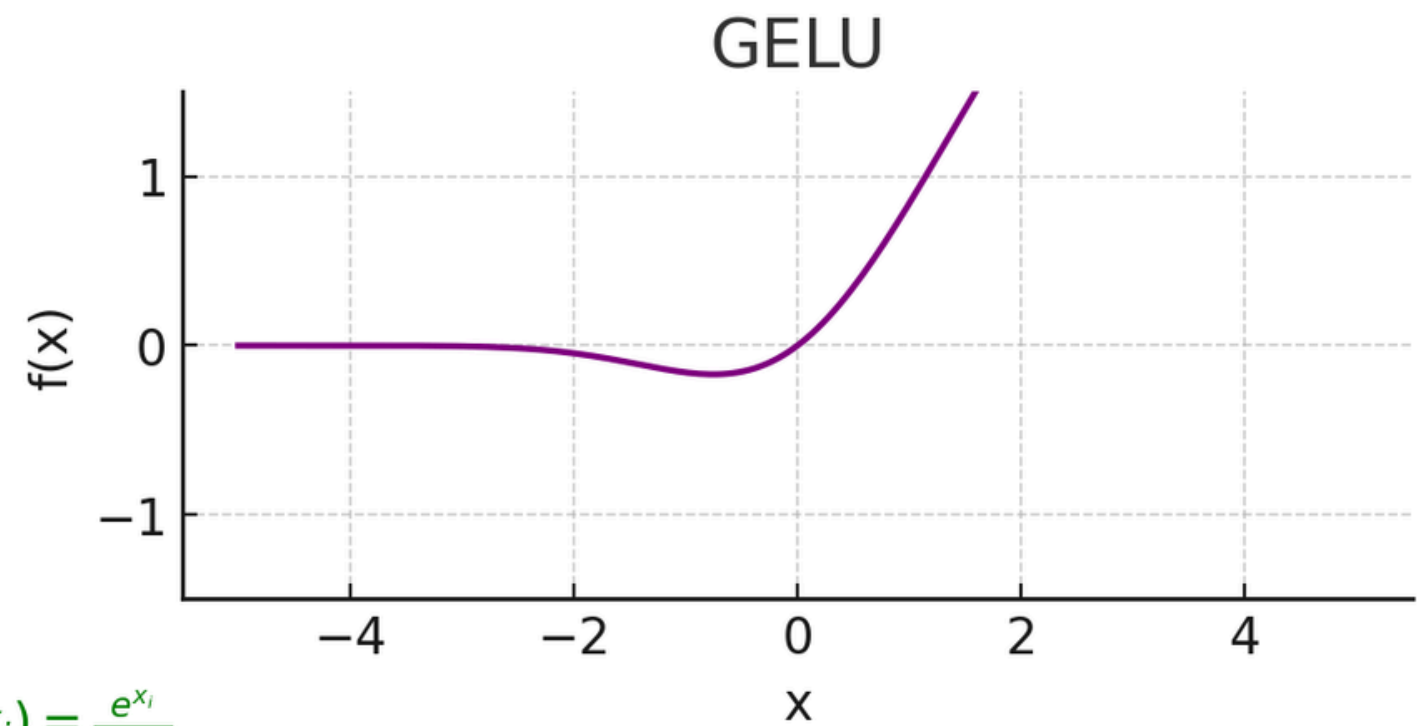
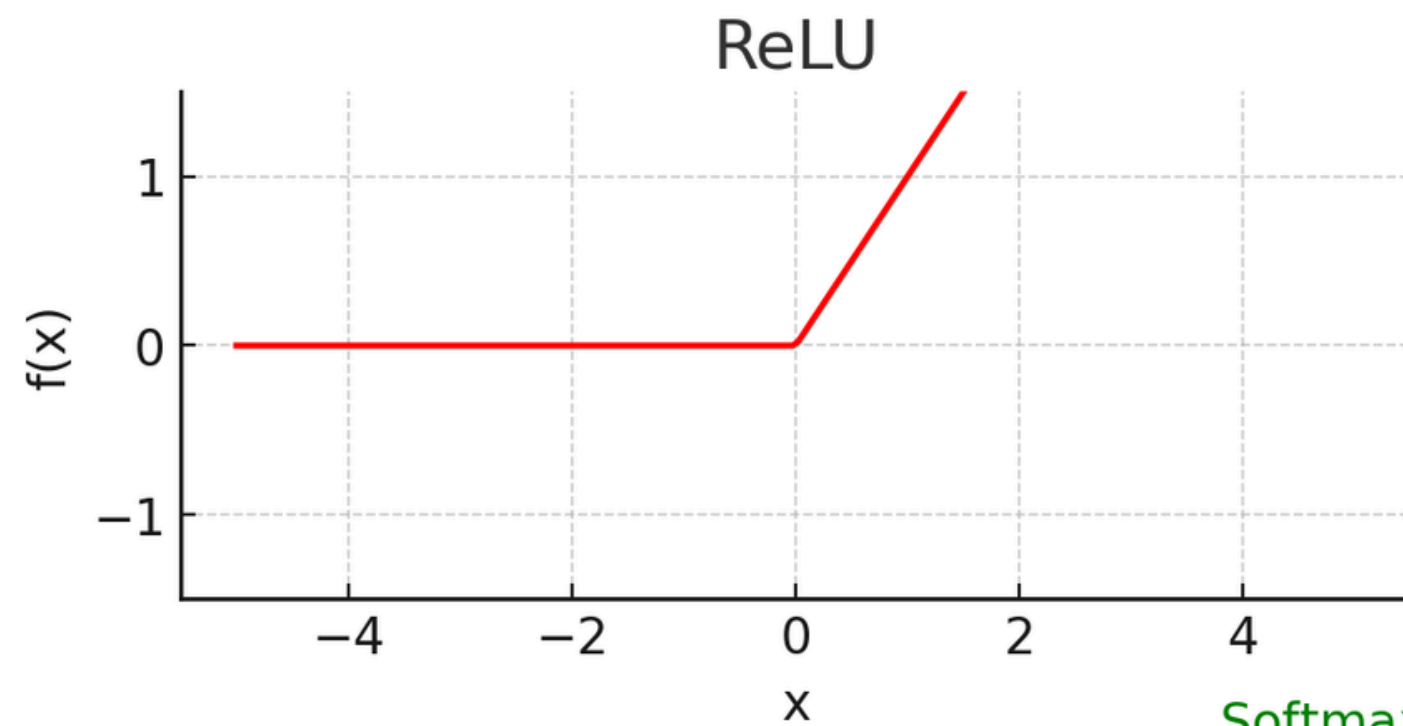
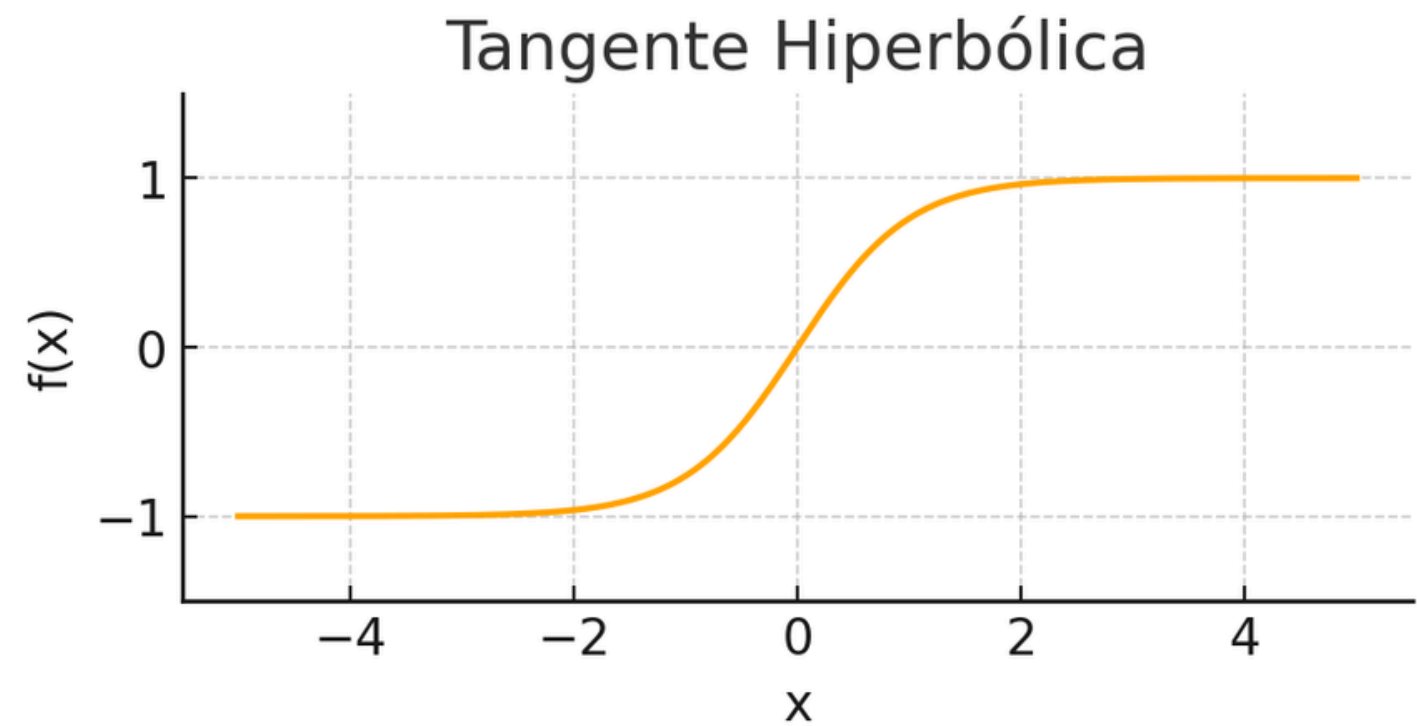
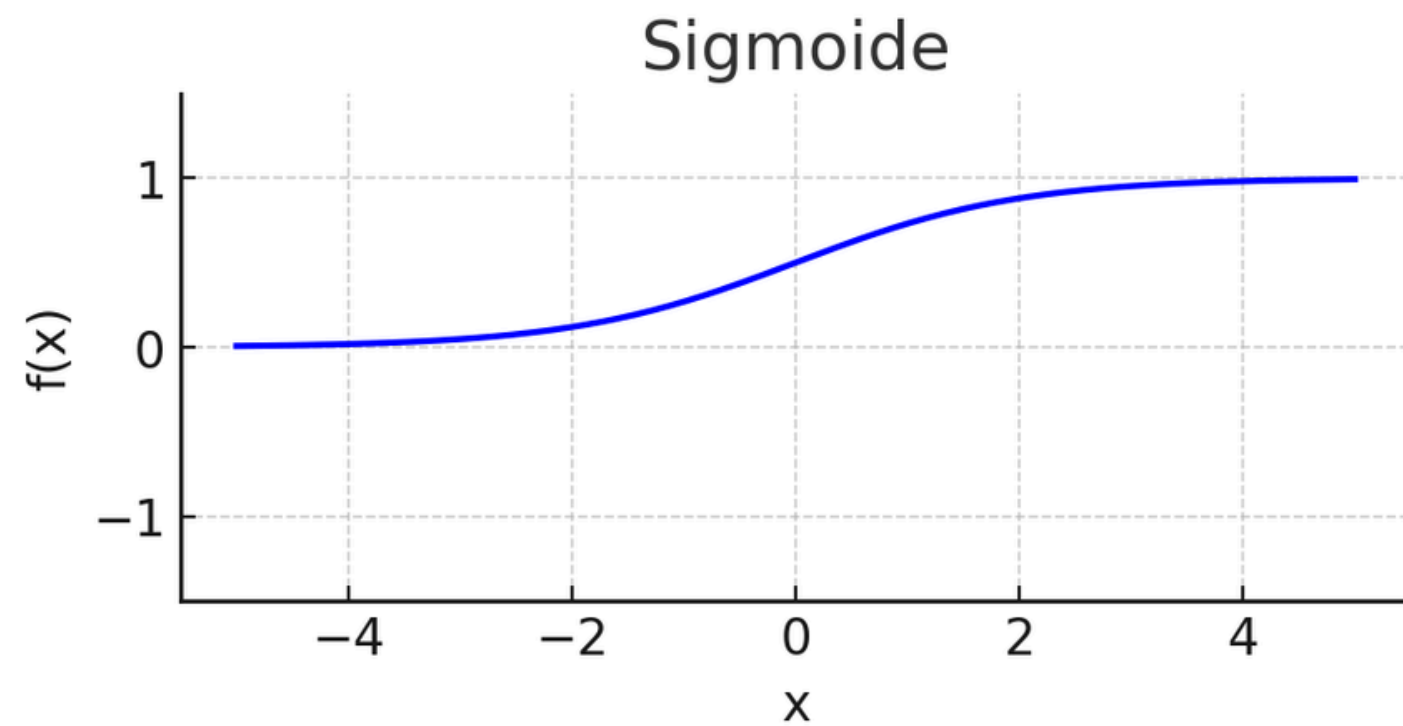


$$y_k = g_{n'+1} \left( w_{k0} + \sum_{j=1}^n w_{kj} h_j^{(n')} \right)$$

$$\mathbf{y} = g_{n'+1} (W_{n'+1} \mathbf{h}^{(n')} + b_{n'+1})$$

$$h_j^{(n')} = g_{n'} \left( w_{j0} + \sum_{i=1}^n w_{ji} h_i^{(n'-1)} \right)$$

$$\mathbf{h}^{(n')} = g_{n'} (W_{n'} \mathbf{h}^{(n'-1)} + b_{n'})$$



$$\text{Softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$$

# Funciones de activación

# ¿Cómo cuantificamos el desempeño de la red?

Las funciones de costo cuantifican el error de nuestra red neuronal.

Funciones de costo		
Nombre	Expresión	Uso
Categorical Cross Entropy (CE)	$\mathcal{L} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} \log(p_{ij})$	Clasificación.
Mean Squared Error (MSE)	$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}$	Regresión.
Binary Cross Entropy (CE)	$\mathcal{L} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)$	Clasificación.
InfoNCE	$\mathcal{L} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \frac{\exp(E_i^a \cdot E_i^t / \tau)}{\sum_{j=1}^n \exp(E_i^a \cdot E_j^t / \tau)}$	Contrastiva.

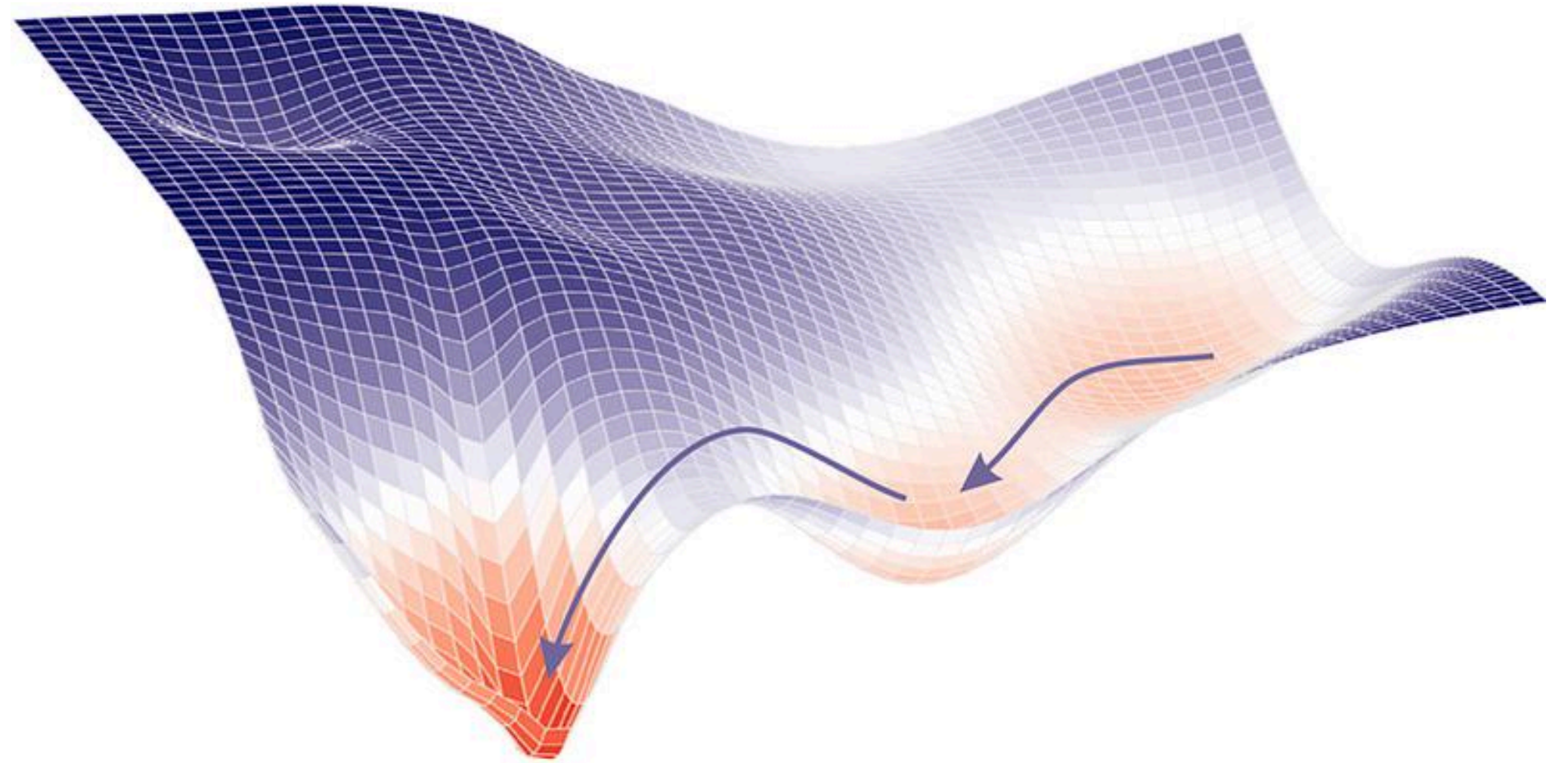


# Descenso del gradiente

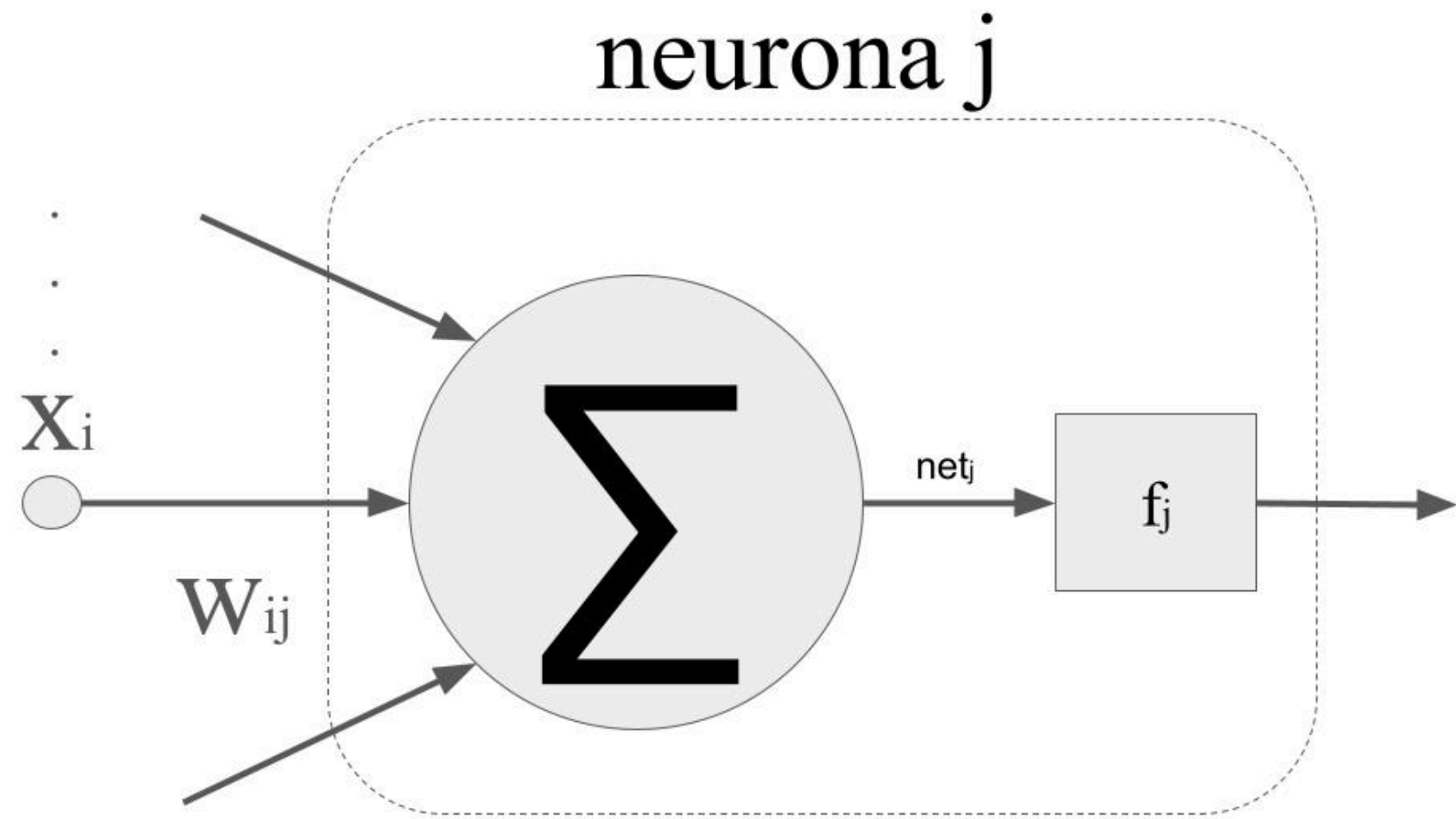
$$p_{n+1} = p_n - \gamma \nabla f(p_n)$$

$$\Delta p_n = \gamma \nabla f(p_n)$$

Con descenso del gradiente  
optimizamos la función  
de costo, modificando los pesos de  
la red.



# Backpropagation



$$\delta_j = f'_j(net_j) \sum_k \delta_k w_{kj}$$

Capas de ocultas

Donde:

Notación de Hinton para neuronas.

$$net_j = \sum_i w_{ji} \cdot x_i$$

Para usar descenso del gradiente necesitamos:.

$$\Delta w_{ji} \propto -\frac{\partial J}{\partial w_{ji}}$$

En Rumelhart et al. esta demostrado que

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j x_i$$

$$\delta_j = (d_j - y_j) f'_j(net_j)$$

Capas de salida