

# ■ FÓRMULAS MATEMÁTICAS E EXEMPLOS NUMÉRICOS EM DEEP LEARNING

Este documento apresenta as principais fórmulas matemáticas usadas em Deep Learning, incluindo exemplos numéricos e implementações práticas em Python para facilitar a compreensão.

## 1■■ Função de Ativação Sigmoid

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $\sigma(x) = 1 / (1 + e^{-x})$

\*\*Exemplo Numérico:\*\* Se  $x = 2$ , então  $\sigma(2) = 1 / (1 + e^{-2}) \approx 0.88$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python import math x = 2 sigmoid = 1 / (1 + math.exp(-x)) print(sigmoid) # 0.88````

## 2■■ Função de Ativação ReLU

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $f(x) = \max(0, x)$

\*\*Exemplo Numérico:\*\* Se  $x = -3 \rightarrow f(-3) = 0$  Se  $x = 4 \rightarrow f(4) = 4$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python def relu(x): return max(0, x) print(relu(-3), relu(4)) # 0 4````

## 3■■ Função Softmax

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $\text{Softmax}(x_i) = e^{x_i} / \sum(e^{x_j})$

\*\*Exemplo Numérico:\*\* Para  $x = [1, 2, 3]$ ,  $\text{Softmax}(3) = e^3 / (e^1 + e^2 + e^3) \approx 0.665$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python import numpy as np x = np.array([1, 2, 3]) softmax = np.exp(x) / np.sum(np.exp(x)) print(softmax)````

## 4■■ Função de Custo - MSE (Mean Squared Error)

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $\text{MSE} = (1/n) \sum (y_{\text{pred}} - y_{\text{true}})^2$

\*\*Exemplo Numérico:\*\*  $y_{\text{true}} = [2, 3]$ ,  $y_{\text{pred}} = [2.5, 2.7]$   $\text{MSE} = ((2.5-2)^2 + (2.7-3)^2) / 2 = (0.25 + 0.09)/2 = 0.17$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python import numpy as np y\_true = np.array([2, 3]) y\_pred = np.array([2.5, 2.7]) mse = np.mean((y\_pred - y\_true)\*\*2) print(mse) # 0.17````

## 5■■ Função de Perda - Entropia Cruzada (Cross-Entropy)

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $L = -\sum [y * \log(y)]$

\*\*Exemplo Numérico:\*\*  $y = [1, 0]$ ,  $y_{\text{hat}} = [0.9, 0.1]$   $L = -(1 * \log(0.9) + 0 * \log(0.1)) = 0.105$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python import numpy as np y = np.array([1, 0]) y\_hat = np.array([0.9, 0.1]) loss = -np.sum(y \* np.log(y\_hat)) print(loss) # 0.105 ````

## 6■■ Gradiente Descendente

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $\theta = \theta - \alpha * \partial J / \partial \theta$

\*\*Exemplo Numérico:\*\* Se  $\theta = 2$ ,  $\alpha = 0.1$  e  $\partial J / \partial \theta = 0.5 \rightarrow \theta = 2 - 0.1 * 0.5 = 1.95$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python theta = 2 alpha = 0.1 grad = 0.5 theta = theta - alpha \* grad print(theta) # 1.95 ````

## 7■■ Normalização (Min-Max Scaling)

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $x_{\text{norm}} = (x - x_{\text{min}}) / (x_{\text{max}} - x_{\text{min}})$

\*\*Exemplo Numérico:\*\*  $x = 7$ ,  $x_{\text{min}} = 2$ ,  $x_{\text{max}} = 10$   $x_{\text{norm}} = (7 - 2) / (10 - 2) = 0.625$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python x, x\_min, x\_max = 7, 2, 10 x\_norm = (x - x\_min) / (x\_max - x\_min) print(x\_norm) # 0.625 ````

## 8■■ Regularização L2 (Ridge)

\*\*Fórmula Matemática:\*\*  $L = \sum (y_{\text{pred}} - y_{\text{true}})^2 + \lambda \sum \theta^2$

\*\*Exemplo Numérico:\*\* Erro = 0.2,  $\lambda = 0.1$ ,  $\theta = [0.5, 0.3]$   $L = 0.2 + 0.1 * (0.5^2 + 0.3^2) = 0.2 + 0.1 * 0.34 = 0.234$

\*\*Implementação em Python:\*\* ````python import numpy as np error = 0.2 lmbd = 0.1 theta = np.array([0.5, 0.3]) loss = error + lmbd \* np.sum(theta\*\*2) print(loss) # 0.234 ````

## ■ Conclusão

Essas são as fórmulas e exemplos mais fundamentais em Deep Learning. Dominar esses conceitos é essencial para compreender redes neurais e ajustar modelos de forma eficiente.