Algunas aplicaciones de cálculo en IA

Valeria Rulloni

Modelos (predictivos):

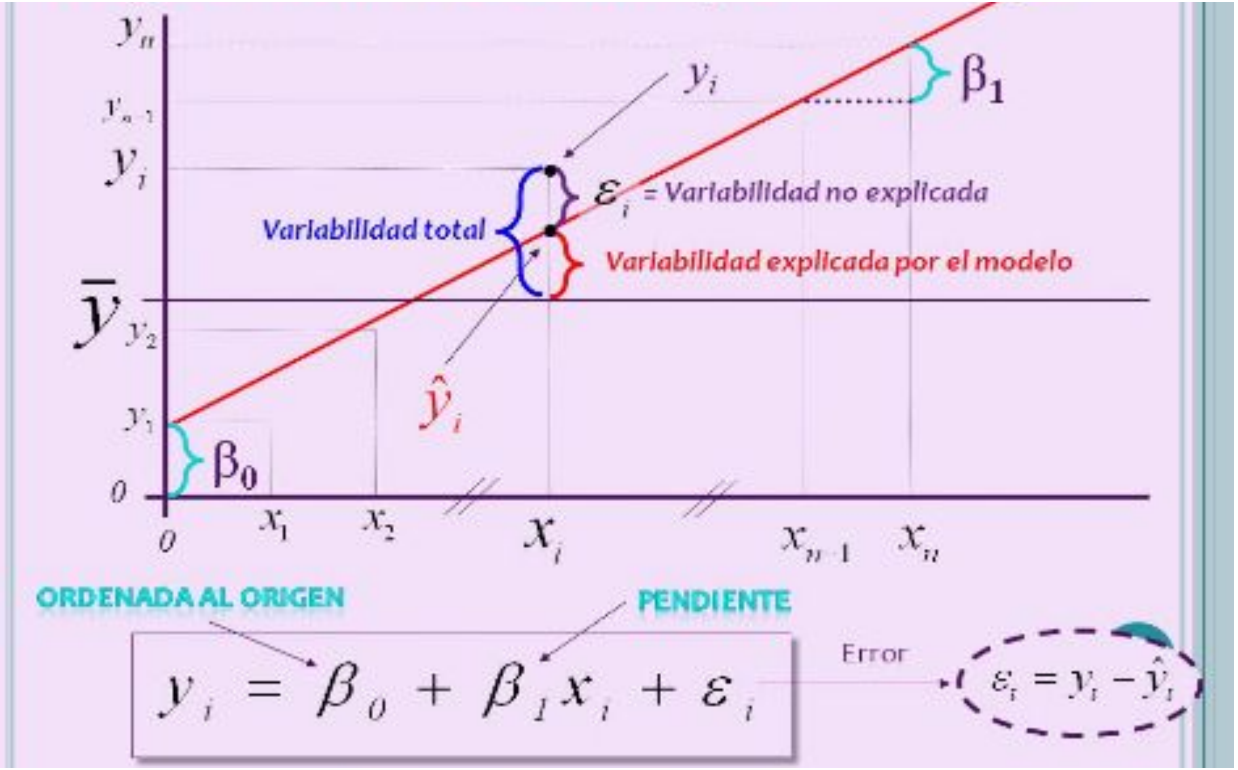
Modelos lineales:

$y=f(x)=\beta_1 x+\beta_0$, x una variable, β_1 y β_0 parámetros

Ajuste de modelos

Los modelos se ajustan a los datos
minimizando una función de pérdida (loss)

Modelo lineal



Minimizar la función de costo: Mínimos Cuadrados

Se minimiza **la suma de los cuadrados de las diferencias entre cada observado y_i y su estimado $\beta_0 + \beta_1 x_i$** .

función de costo,

La **suma de cuadrados del error** (o de forma equivalente, suma de cuadrados residuales) denotada por SCE, es

$$SCE = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum [y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i)]^2$$

Esto es equivalente a minimizar el ECM. En general se busca minimizar una función de costo, cualquiera sea el tipo de regresión.

Modelos predictivos:

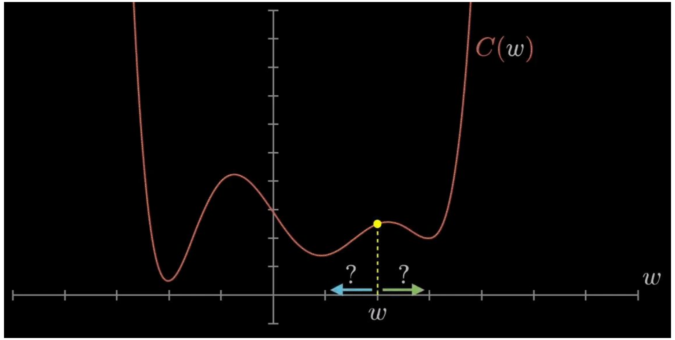
Modelos lineales o más complejos:

$y=w_1x_1+w_2x_2+b$, varias variables

$y=\underline{w}.\underline{x}+b$, w_i parámetros

Ajuste (o aprendizaje) del modelo:

minimizar la función C (costo o loss)



- Que punto se encuentra el mínimo de una función?
  Por el método del gradiente descendente.

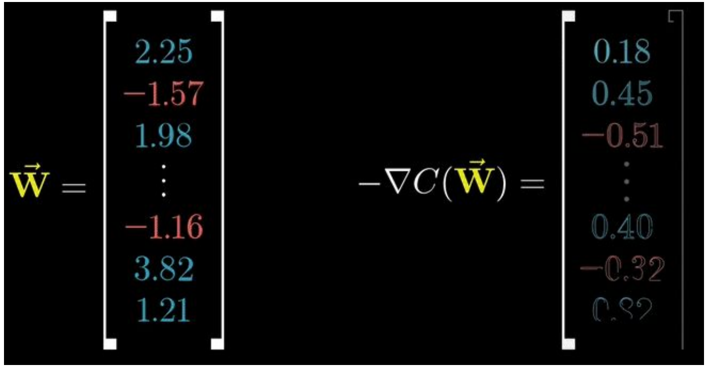
- El gradiente de C :

$$\nabla C(w) = (\frac{\partial C(w)}{\partial w_0}, \frac{\partial C(w)}{\partial w_1}, ..., \frac{\partial C(w)}{\partial w_n})$$

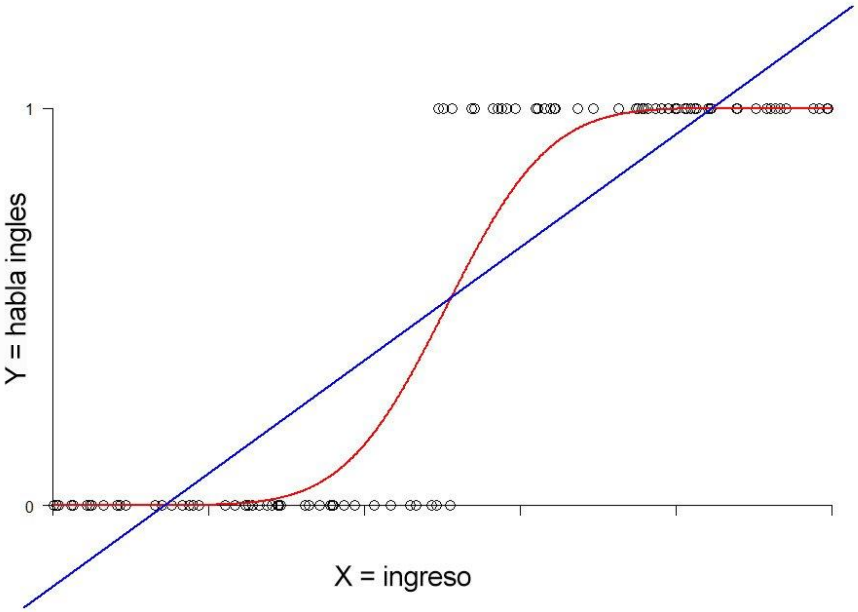
- El descenso del gradiente es un algoritmo iterativo,:

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \eta \nabla C(w^{(t)})$$

- Se resta buscando el mínimo pues el gradiente apunta en la dirección en que C crece.



Regresión Logística: dos clases



si el conj. de llegada son dos valores : 0 y 1.

$$Y_i = \mathit{logit}(\boldsymbol{\beta}_0 + \boldsymbol{\beta}_{.}\, \mathbf{x}_{\mathbf{i}}^{t}) + \varepsilon_i$$

Donde $\mathbf{x}_{\mathbf{i}} = [x_{i1}, \ldots, x_{im}]$ y $\boldsymbol{\beta} = [\boldsymbol{\beta}_1, \ldots, \boldsymbol{\beta}_m]$

a ***logit*** : o sigmoide (función de enlace o de activación)

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$