$$\frac{\partial E_{in}}{\partial w_j} = \frac{1}{M} \sum - \frac{y^{(i)}}{\cancel{\hat{y}^{(i)}}} \cancel{\hat{y}^{(i)}}\left(1-\hat{y}^{(i)}\right) x_j^{(i)} + \frac{1-y^{(i)}}{\cancel{1-\hat{y}^{(i)}}} \hat{y}^{(i)}\cancel{\left(1-\hat{y}^{(i)}\right)} x_j^{(i)}$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right] x_j^{(i)}$$

$$\frac{\partial E_{in}}{\partial b} = -\frac{1}{M} \sum^{M} \left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right]$$

$$\nabla E_{in} = -\frac{1}{M} \begin{bmatrix} \sum\left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right] x_1^{(i)} \\ \vdots \\ \sum\left[y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right] x_n^{(i)} \end{bmatrix}$$

Matriz de diseños

$\downarrow$

$$X = \begin{bmatrix} X_1^{(1)} & \cdots & X_m^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_1^{(n)} & \cdots & X_m^{(n)} \end{bmatrix} \qquad y = \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ \vdots \\ y^{(n)} \end{bmatrix}$$

$$\hat{y} = \text{sign}\left(Xw + \vec{1} b\right)$$

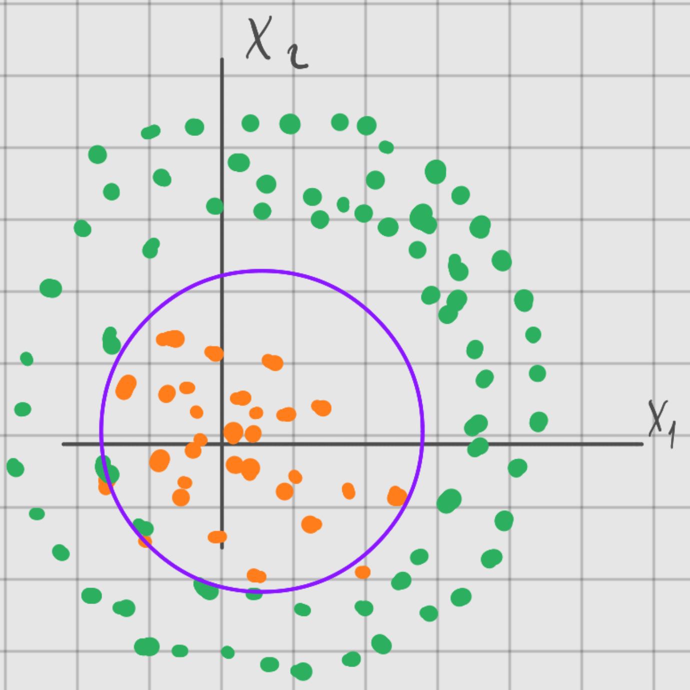
$$\frac{dE_{in}}{db} = \text{promedio}\left(y - \hat{y}\right)$$

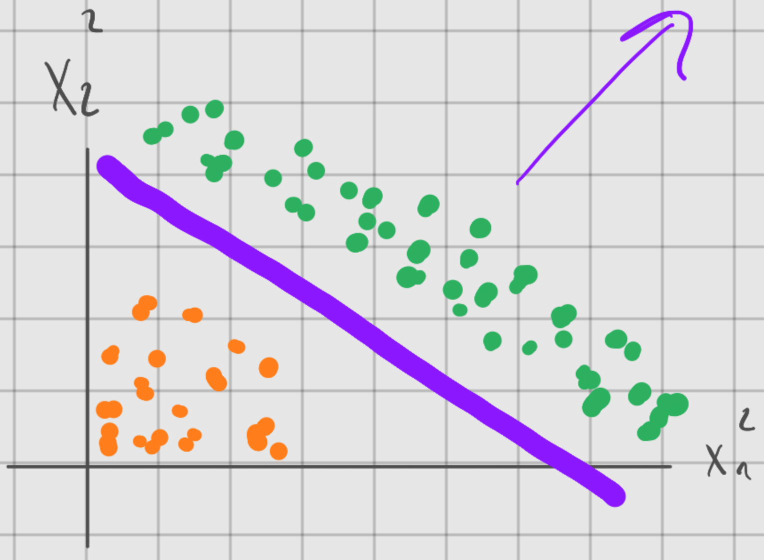
$$-\frac{1}{M}\begin{bmatrix} x_1^{(1)} & x_1^{(2)} & \cdots & x_1^{(m)} \\ x_2^{(1)} & x_2^{(2)} & \cdots & x_2^{(m)} \\ \vdots & & & \\ x_n^{(1)} & x_n^{(2)} & \cdots & x_{(n)}^{(m)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y^{(1)} - \hat{y}^{(1)} \\ y^{(2)} - \hat{y}^{(2)} \\ \vdots \\ y^{(n)} - \hat{y}^{(n)} \end{bmatrix}$$

$$= -\frac{1}{M} X^T (y - \hat{y})$$

$$x^{(i)} = \left(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}\right)$$

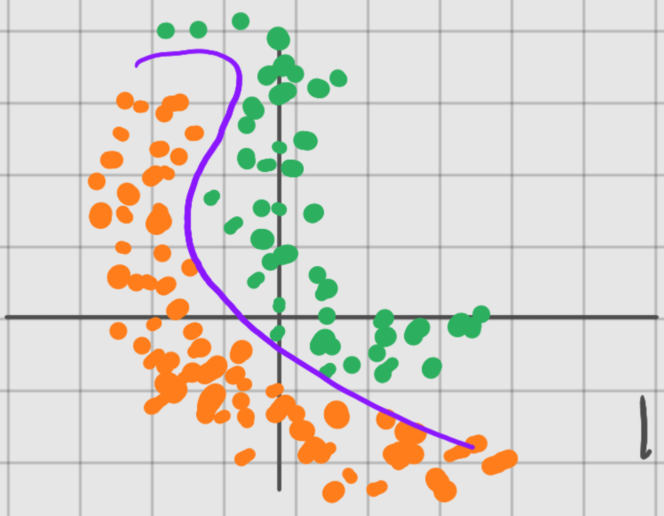
$$\phi(x^{(i)}) = \left({x_1^{(i)}}^2, {x_2^{(i)}}^2\right)$$





Los valores negativos se hacen positivos
Los datos pequeños se acercan más y los datos > 1 se alejan más

Lo transformamos a un espacio donde lo podamos resolver linealmente



$$x^{(i)} = (x_1^i \quad x_2^i)$$

$$\phi(x^i) = (x_1^i, x_2^i, x_1^{i\,2}, x_2^{i\,2} \ldots)$$

INGENIERIA DE PARAMETROS