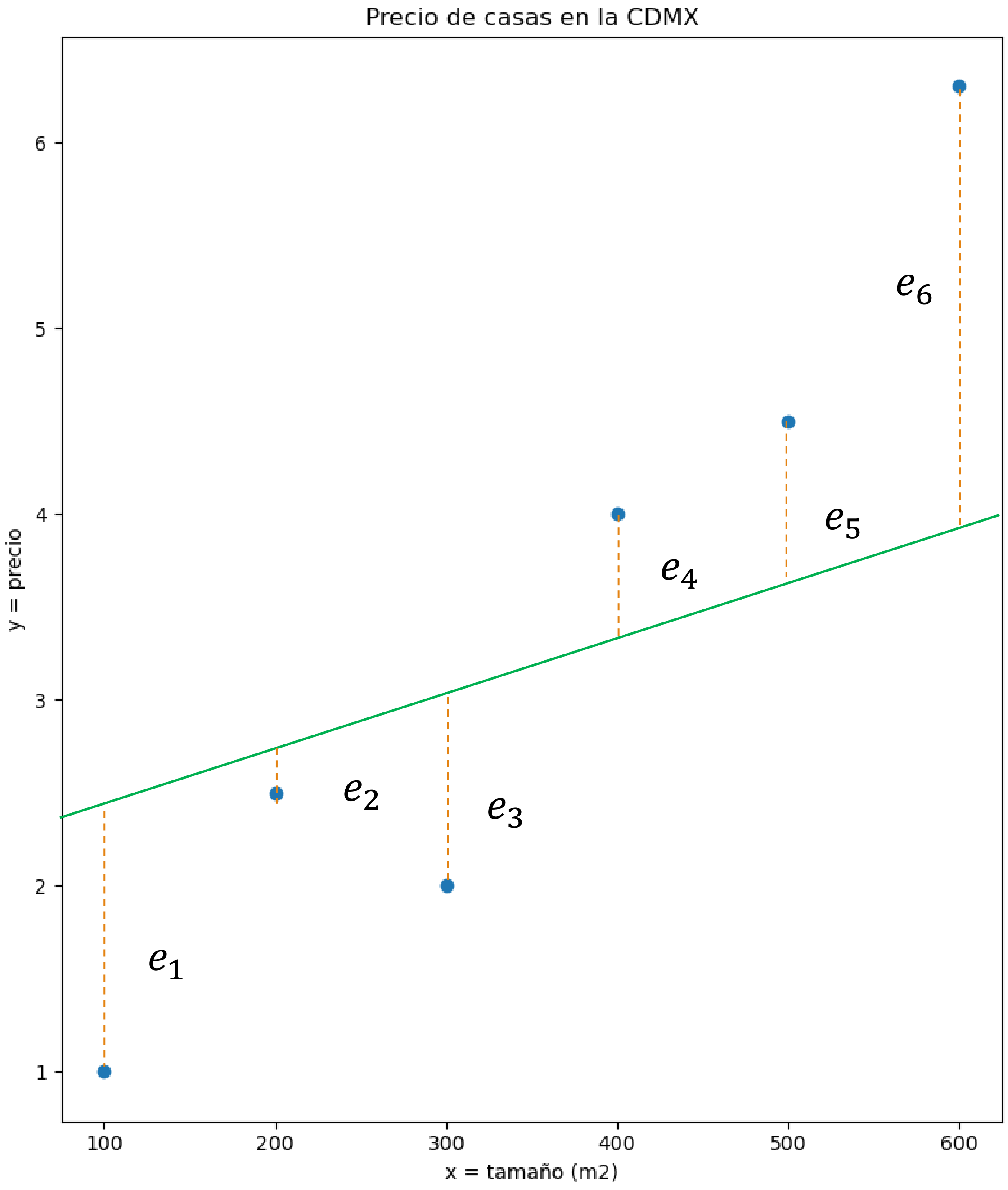
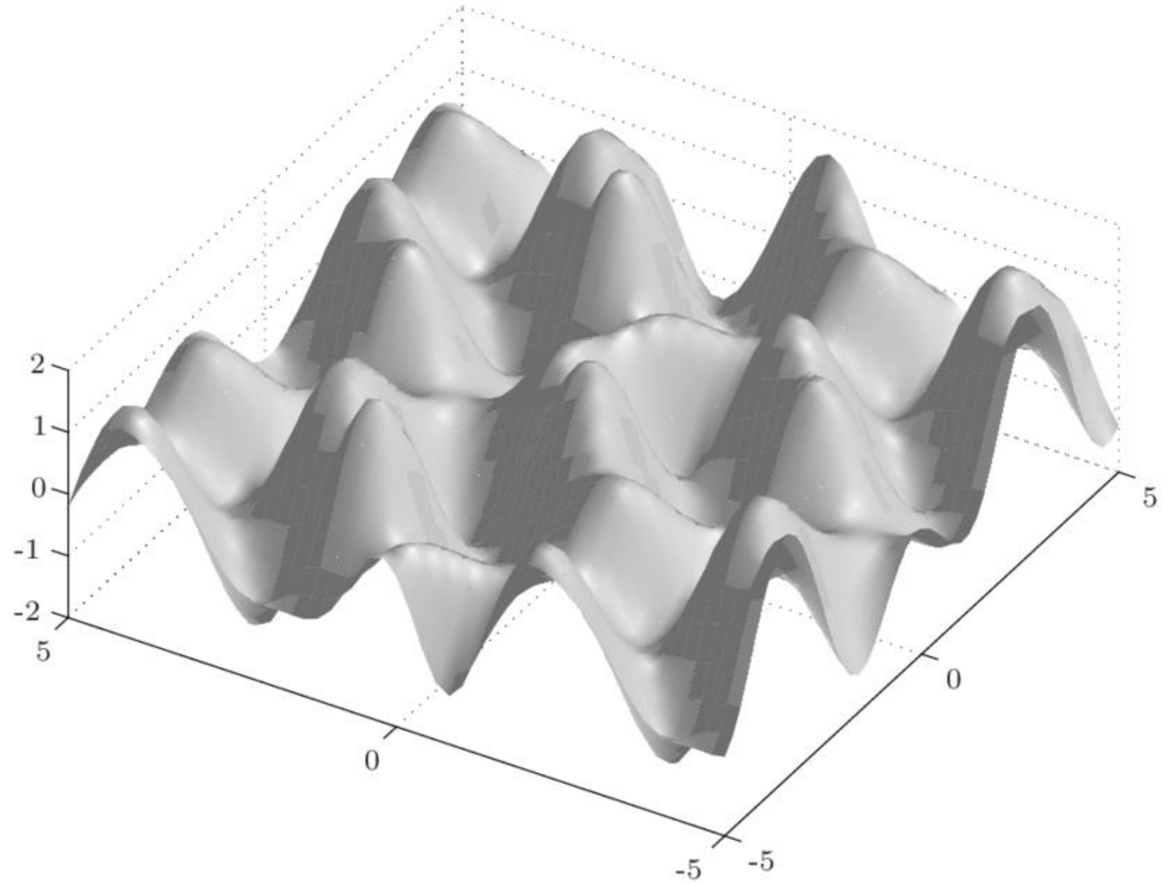


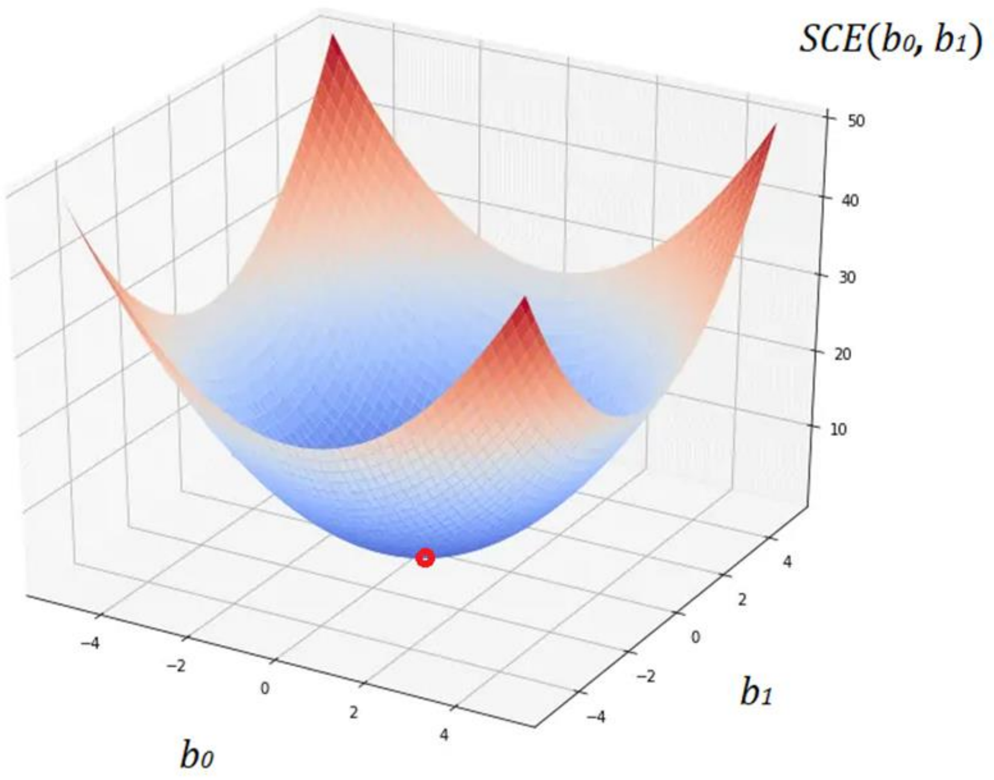
Regresión lineal mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS)

La regresión lineal se puede resolver de forma analítica mediante el algoritmo OLS

Este método minimiza la suma de las distancias verticales al cuadrado entre las respuestas observadas en el conjunto de datos y las respuestas predichas por la aproximación lineal

Regresión lineal





$SCE(b_1) = \sum_{i=1}^{n}(y_i - b_0 - b_1 x_i)^2$

Regresión lineal mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS)

A pesar de su sencillez, este método es capaz de resolver correctamente problemas de regresión lineal

La desventaja de este método es que su costo computacional (n^3) no permite aplicarlo a conjuntos de datos grandes que tengan muchas instancias y variables (características)

También tiene dificultades cuando las variables independientes presentan multicolinealidad entre ellas, esto es que están correlacionadas

Las variables independientes (características) deben tener correlación con la salida (target) pero no entre ellas.

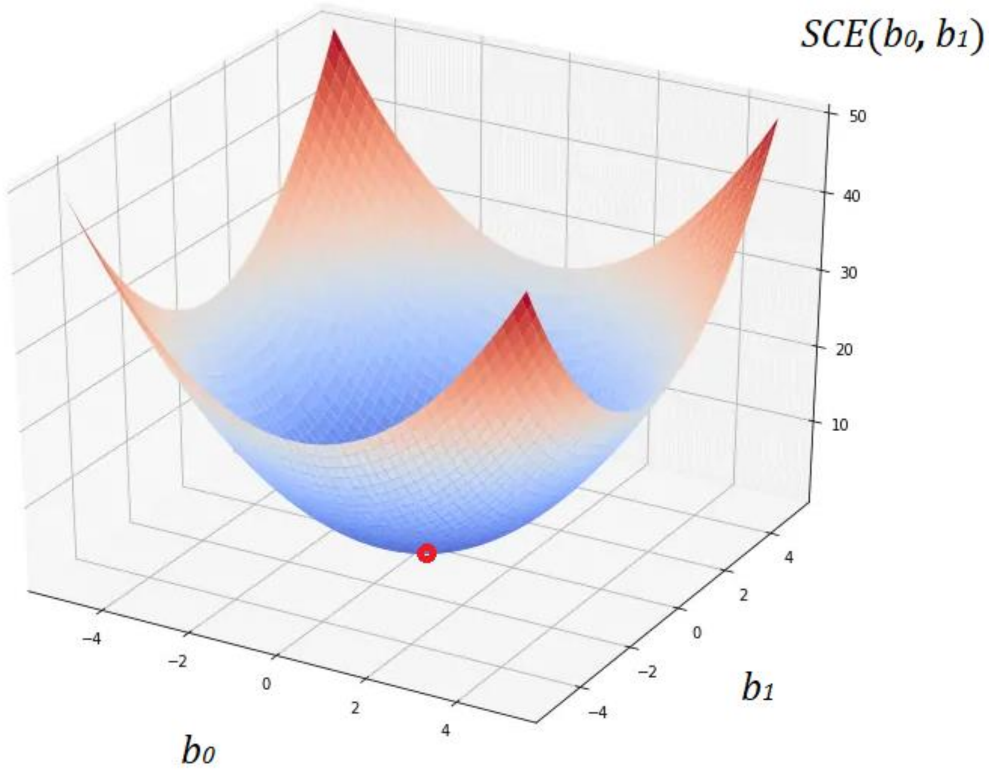
Con este método no hay aprendizaje, no se aprende del error

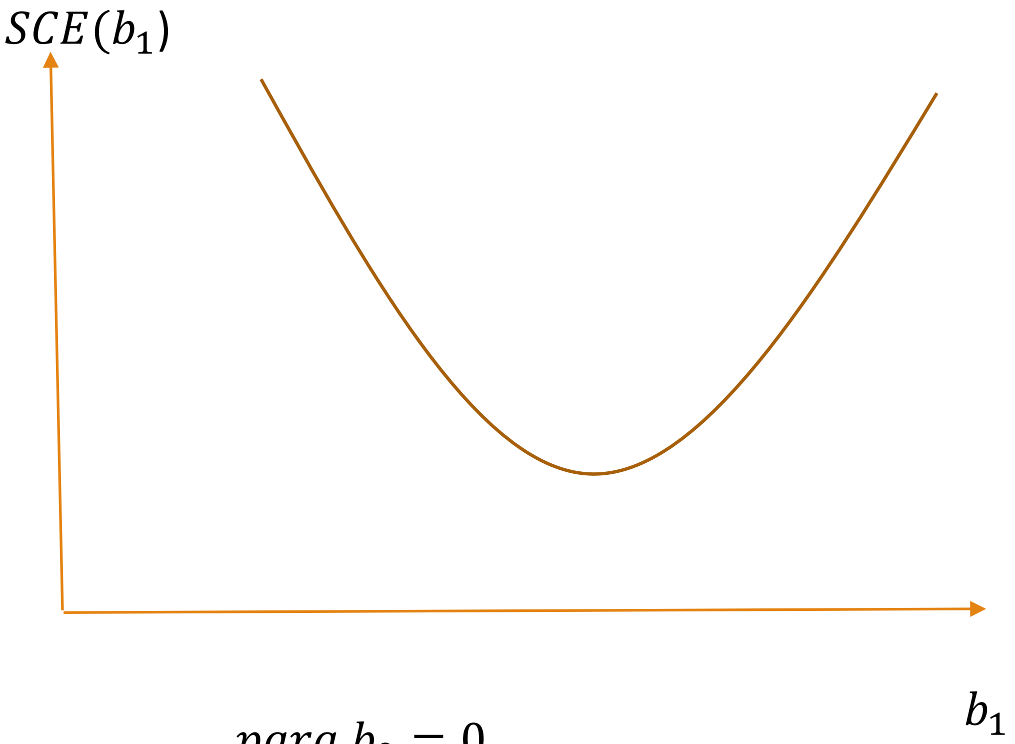
tamaño (m^2)	precio
100	1
200	2.5
300	2
400	4
500	4.5
600	6.3

$$b_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i - w_1 \sum_{i=1}^{n} x_i}{n}$$

$$b_1 = \frac{n \sum_{i=1}^{n} x_i y_i - (\sum_{i=1}^{n} x_i)(\sum_{i=1}^{n} y_i)}{n \sum_{i=1}^{n} {x_i}^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2}$$

Gradiente descendiente





$para\ b_0 = 0$

$SCE(b_1) = \sum_{i=1}^{n}(y_i - b_0 - b_1 x_i)^2$

$SCE(b_1) = \sum_{i=1}^{n}(y_i - b_1 x_i)^2$

Gradiente descendiente

$Para\ b_0 = 0$

$Funci\acute{o}n\ de\ perdida$

$SCE(b_1)$ = = $\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$= $\sum_{i=1}^{n}(y_i - b_1 x_i)^2$

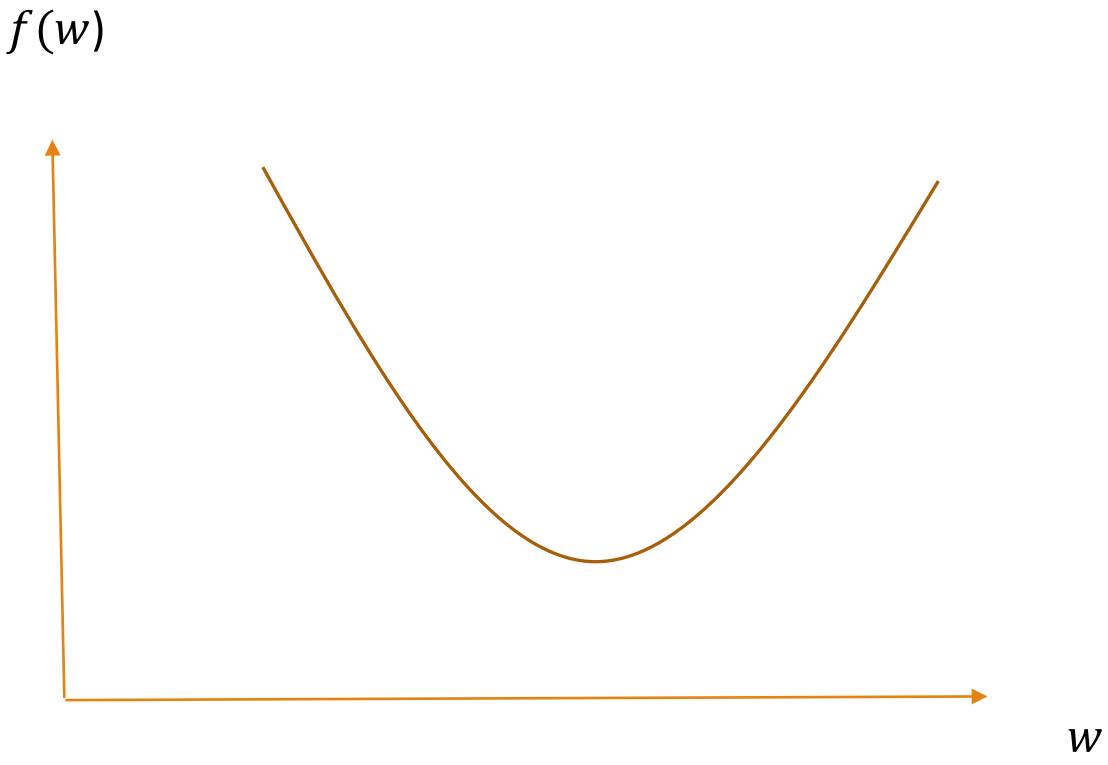
$Funci\acute{o}n\ de\ perdida$

$f(w)$ = = $\sum_{i=1}^{n}(h_w(x_i) - y_i)^2$= $\sum_{i=1}^{n}(w x_i - y_i)^2$

$Gradiente\ descendiente$

$$\boxed{w_i = w_i - \alpha \frac{\partial}{\partial w_i} f(w)}$$

Gradiente descendiente



$$w_i = w_i - \alpha \frac{\partial}{\partial w_i} f(w)$$

Derivación de la función de pérdida

$$f(w) = \sum_{i=1}^{m} \left(h_w(x_i) - y_i\right)^2$$

$$\frac{\partial}{\partial w} \sum_{i=1}^{m} (w \cdot x - y)^2$$

$$f(w) = \sum_{i=1}^{m} (w \cdot x - y)^2$$

$$\sum_{i=1}^{m} 2(w \cdot x - y) \cdot \frac{\partial}{\partial(w)} (w \cdot x - y)$$

$$\sum_{i=1}^{m} 2(w \cdot x - y) \cdot x$$

Función de pérdida
Error cuadrado medio

$$f(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{n}(h_w(x_i) - y_i)^2$$