

# Aprendizaje Supervisado

## Encontrando la solución de regresión

ML-6561

October 31, 2023

## 1 Hasta ahora

## 2 Solución paso a paso

- Tarea 1
- Tarea 2
- Tarea 3

## 1 Hasta ahora

## 2 Solución paso a paso

- Tarea 1
- Tarea 2
- Tarea 3

# Regresión Lineal

La regresión lineal es un modelo estadístico que busca modelar la relación lineal entre una variable dependiente  $Y$  y una o más variables independientes  $X$ . En forma matricial, esto se representa como:

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

donde:

- $Y$  es el vector de variables dependientes.
- $X$  es la matriz de variables independientes.
- $\beta$  es el vector de coeficientes.
- $\varepsilon$  es el vector de errores.

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

Notación matricial

$$\min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 \quad (1)$$

donde:

$X \in \mathbb{R}^{n,m}$  Matriz de datos

$\beta \in \mathbb{R}^m$  es el vector de coeficientes,

$y \in \mathbb{R}^n$  es el vector de observaciones  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

## Tarea

Encontrar las dimensiones de  $X$ ,  $\beta$  y  $y$

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

## Notación vectorial

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{x}_i^T \beta)^2 \quad (2)$$

donde:

$\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{m,?}$  es el vector de variables predictoras para la observación  $i$ ,

$\beta \in \mathbb{R}^{m,?}$  es el vector de coeficientes,

$y_i \in \mathbb{R}^{1,?}$  es el valor observado para la observación  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

## Tarea

Encontrar las dimensiones de  $\mathbf{x}_i$ ,  $\beta$  y  $y_i$

# Ecuaciones normales

Para encontrar los coeficientes  $\beta$  que minimizan el error cuadrático, se pueden utilizar las ecuaciones normales:

$$X^T X \beta = X^T Y$$

La solución para  $\beta$  es:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

## Tarea

- 1 Encontrar la expresión cerrada para 1 variable.
- 2 Intentar conseguir la solución general.
- 3 Investigar la definición de  $X^T X$  para cualquier matrix  $X$ .

## 1 Hasta ahora

## 2 Solución paso a paso

- Tarea 1
- Tarea 2
- Tarea 3



# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

Divide y vencerás

$$\min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 \quad (3)$$

$X \in \mathbb{R}^{?,?}$  Matriz de datos

$\beta \in \mathbb{R}^{?,?}$  es el vector de coeficientes,

$y \in \mathbb{R}^{?,?}$  es el vector de observaciones  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

## Tarea

Encontrar las dimensiones de  $X$ ,  $\beta$  y  $y$

# Comenzamos con y

## Vector

Denotamos como  $x \in \mathbb{R}^n$ , un vector de  $n$  componentes.

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

Si por ejemplo,  $n = 3$  un vector en  $\mathbb{R}^3$  pudiese ser

$$x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 8 \end{bmatrix}$$

Podemos resolver ya para  $y$  y para  $\beta$

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

## Tarea 1

$$\min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 \quad (4)$$

$X \in \mathbb{R}^{n,m}$  Matriz de datos

$\beta \in \mathbb{R}^m$  es el vector de coeficientes,

$y \in \mathbb{R}^n$  es el vector de observaciones  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

# Ahora vamos con X

## Matriz

Con  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  vamos a denotar matrices con  $m$  filas y  $n$  columnas, donde las entradas de  $A$  son números reales.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

- $m$  y  $n$  no tienen que ser iguales.
- Si  $m = n$  entonces decimos que  $A$  es cuadrada, de lo contrario rectangular.

Podemos resolver para X

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

## Tarea 1

$$\min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 \quad (5)$$

$X \in \mathbb{R}^{n,m}$  Matriz de datos

$\beta \in \mathbb{R}^m$  es el vector de coeficientes,

$y \in \mathbb{R}^n$  es el vector de observaciones  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

## Tarea 2

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{x}_i^T \beta)^2 \quad (6)$$

$\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{m,?}$  es el vector de variables predictoras para la observación  $i$ ,

$\beta \in \mathbb{R}^{m,?}$  es el vector de coeficientes,

$y_i \in \mathbb{R}^{1,?}$  es el valor observado para la observación  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

# Vamos con $x_i^T$

## Otra representación de matrices

Con  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  vamos a denotar matrices con  $m$  filas y  $n$  columnas, donde las entradas de  $A$  son números reales.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} | & | & & | \\ a^1 & a^2 & \cdots & a^n \\ | & | & & | \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - & a_1^T & - \\ - & a_2^T & - \\ & \vdots & \\ - & a_m^T & - \end{bmatrix}$$

- Si queremos denotar el vector columna  $k$ , hacemos  $a^k$ .
- Si queremos denotar el vector fila  $k$ , hacemos  $a_k^T$ .

# Vamos con $x_i^T \beta$

## Operaciones entre vectores

- Producto interno o producto punto.

$$x^T y \in \mathbb{R} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

- Producto externo

$$xy^T \in \mathbb{R}^{m \times n} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 y_1 & x_1 y_2 & \cdots & x_1 y_n \\ x_2 y_1 & x_2 y_2 & \cdots & x_2 y_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m y_1 & x_m y_2 & \cdots & x_m y_n \end{bmatrix}$$



# Vamos con $x_i^T \beta$

## Operaciones entre vectores

En resumen, la expresión  $x_i^T \beta$  es el producto interno de la fila  $i$  de  $X$  y el vector de coeficientes  $\beta$ , este producto nos retorna un número.

Recordemos, para dos vectores  $x \in \mathbb{R}^s$  y  $y \in \mathbb{R}^s$

$$x^T y \in \mathbb{R}$$

para nuestro caso es (y con esto resolvemos toda la tarea)

$$x_i^T \beta$$

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

## Tarea 2

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{x}_i^T \beta)^2 \quad (7)$$

$\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m$  es el vector de variables predictoras para la observación  $i$ ,

$\beta \in \mathbb{R}^m$  es el vector de coeficientes,

$y_i \in \mathbb{R}$  es el valor observado para la observación  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

# Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

## Tarea 3

$$\min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 \quad (8)$$

$X \in \mathbb{R}^{n,m}$  Matriz de datos

$\beta \in \mathbb{R}^m$  es el vector de coeficientes,

$y \in \mathbb{R}^n$  es el vector de observaciones  $i$ ,

$m$  es el número de predictores

$n$  es el número de observaciones.

# Tarea 3

## Ecuaciones normales

Para encontrar los coeficientes  $\beta$  que minimizan el error cuadrático, se pueden utilizar las ecuaciones normales:

$$X^T X \beta = X^T Y$$

La solución para  $\beta$  es:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

### Tarea

- 1 Encontrar la expresión cerrada para 1 variable.
- 2 Intentar conseguir la solución general.
- 3 Investigar la definición de  $X^T X$  para cualquier matrix  $X$ .

# Tarea 3

## Producto Matriz-Vector

- Si escribimos  $A$  como filas, podemos expresar  $Ax$  como,

$$y = Ax = \begin{bmatrix} - & a_1^T & - \\ - & a_2^T & - \\ & \vdots & \\ - & a_m^T & - \end{bmatrix} x = \begin{bmatrix} a_1^T x \\ a_2^T x \\ \vdots \\ a_m^T x \end{bmatrix}$$

# Tarea 3

## Producto Matriz-Vector

- Si escribimos  $A$  por columnas, tenemos:

$$y = Ax = \begin{bmatrix} | & | & & | \\ a^1 & a^2 & \dots & a^n \\ | & | & & | \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = [a^1] x_1 + [a^2] x_2 + \dots + [a^n] x_n.$$

$y$  es una combinación lineal de las columnas de  $A$ .

### Curiosidad (Lo hablamos en otra clase)

Este resultado nos dice entonces que el problema fundamental de álgebra lineal  $Ax = b$  se conecta con combinaciones lineales!

# Tarea 3

## Producto matriz vector (no tan común)

Es posible premultiplicar una matrix por la izquierda siempre que sea un vector fila.

- Si escribimos  $A$  por columnas, entonces podemos expresar  $x^T A$  como,

$$y^T = x^T A = x^T \begin{bmatrix} | & | & \dots & | \\ a^1 & a^2 & \dots & a^n \\ | & | & & | \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^T a^1 & x^T a^2 & \dots & x^T a^n \end{bmatrix}$$

# Tarea 3

## Producto matriz vector (no tan común)

Es posible premultiplicar una matrix por la izquierda siempre que sea un vector fila.

- expresando  $A$  en términos de filas tenemos:

$$\begin{aligned} y^T = x^T A &= \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} - & a_1^T & - \\ - & a_2^T & - \\ & \vdots & \\ - & a_m^T & - \end{bmatrix} \\ &= x_1 \begin{bmatrix} - & a_1^T & - \end{bmatrix} + \dots + x_m \begin{bmatrix} - & a_m^T & - \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$y^T$  es una combinación lineal de las filas de  $A$ .

### Curiosidad (Lo hablamos en otra clase)

Esto conecta el resultado fundamental de que el rango de  $A$  y de  $A^T$  es el mismo!



# Tarea 3

## La traspuesta

La matriz traspuesta es el resultado de "voltear" las filas y las columnas.

Dada una matriz  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , su traspuesta, escrita  $A^T \in \mathbb{R}^{n \times m}$ , es la matriz de dimensión  $n \times m$  cuyas entradas son:

$$(A^T)_{ij} = A_{ji}$$

Propiedades de la traspuesta:

- $(A^T)^T = A$
- $(AB)^T = B^T A^T$
- $(A + B)^T = A^T + B^T$

# Tarea 3

## Normas

La norma de un vector  $\|x\|$  es informalmente conocida como una "medida" del vector.

De manera formal, una norma es **cualquier función**  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  que cumpla 4 propiedades fundamentales:

- 1 Para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $f(x) \geq 0$  (no-negatividad).
- 2  $f(x) = 0$  si y solo si  $x = 0$  (definitividad).
- 3 Para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $t \in \mathbb{R}$ ,  $f(tx) = |t|f(x)$  (homogénea).
- 4 Para todo  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $f(x + y) \leq f(x) + f(y)$  (Desigualdad triangular).

# Tarea 3

## Ejemplos de Normas

La comunmente llamada norma euclideana o  $\ell_2$ ,

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \implies \|x\|_2^2 = x^T x$$

La norma 1  $\ell_1$ ,

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

La norma infinito  $\ell_\infty$ ,

$$\|x\|_\infty = \max_i |x_i|.$$

# Tarea 3

## Cálculo en matrices

Asumamos las siguientes propiedades ciertas

- $\nabla_x b^T x = b$
- $\nabla_x^2 b^T x = 0$
- $\nabla_x x^T A x = 2Ax$  (si  $A$  es simétrica)
- $\nabla_x^2 x^T A x = 2A$  (si  $A$  es simétrica)

### Tarea 3.5

Luego de este repaso, consigan las ecuaciones normales.

## Preliminar: definición formal

- Dada una matriz con rango completo  $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ , y un vector  $y \in \mathbb{R}^n$  tal que  $y \notin \mathcal{R}(A)$ , queremos conseguir un vector  $\beta$  tal que  $X\beta$  esté tan cerca posible de  $y$ , **medido** a partir de la norma euclídeana  $\|y - X\beta\|_2^2$ .
- Usando la definición  $\|x\|_2^2 = x^T x$ , tenemos

$$\|y - X\beta\|_2^2 = (y - X\beta)^T (y - X\beta) = \beta^T X^T X \beta - 2y^T X \beta + y^T y$$

# Tarea 3

## solución

- Tomando el gradiente respecto a  $\beta$ :

$$\begin{aligned}\nabla_{\beta} \left( \beta^T X^T X \beta - 2y^T X \beta + y^T y \right) &= \nabla_{\beta} \beta^T X^T X \beta - \nabla_{\beta} 2y^T X \beta + \nabla_{\beta} y^T y \\ &= 2X^T X \beta - 2X^T y\end{aligned}$$

- Igualando la expresión a 0 y despejando  $\beta$  tenemos las ecuaciones normales

$$\beta^* = \left( X^T X \right)^{-1} X^T y$$