

# Métodos Numéricos-2024

## Cuadrados Mínimos Lineales



DEPARTAMENTO  
DE COMPUTACION

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales - UBA

Dado un conjunto de pares ordenados de valores  $(x_i, y_i)$  para  $i = 1, \dots, m$ , buscamos una función  $f(x)$  perteneciente a una familia  $\mathcal{F}$  tal que "mejor aproxime" a los datos.

Dado un conjunto de pares ordenados de valores  $(x_i, y_i)$  para  $i = 1, \dots, m$ , buscamos una función  $f(x)$  perteneciente a una familia  $\mathcal{F}$  tal que "mejor aproxime" a los datos.

¿Cómo podemos expresar matemáticamente "mejor aproxime"?

- $$\min_{f \in \mathcal{F}} \max_{i=1, \dots, m} |f(x_i) - y_i|$$

Dado un conjunto de pares ordenados de valores  $(x_i, y_i)$  para  $i = 1, \dots, m$ , buscamos una función  $f(x)$  perteneciente a una familia  $\mathcal{F}$  tal que "mejor aproxime" a los datos.

¿Cómo podemos expresar matemáticamente "mejor aproxime"?

- $\min_{f \in \mathcal{F}} \max_{i=1, \dots, m} |f(x_i) - y_i|$
- $\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m |f(x_i) - y_i|$

Dado un conjunto de pares ordenados de valores  $(x_i, y_i)$  para  $i = 1, \dots, m$ , buscamos una función  $f(x)$  perteneciente a una familia  $\mathcal{F}$  tal que "mejor aproxime" a los datos.

¿Cómo podemos expresar matemáticamente "mejor aproxime"?

- $\min_{f \in \mathcal{F}} \max_{i=1, \dots, m} |f(x_i) - y_i|$
- $\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m |f(x_i) - y_i|$
- $\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2$

Dado un conjunto de pares ordenados de valores  $(x_i, y_i)$  para  $i = 1, \dots, m$ , buscamos una función  $f(x)$  perteneciente a una familia  $\mathcal{F}$  tal que "mejor aproxime" a los datos.

¿Cómo podemos expresar matemáticamente "mejor aproxime"?

- $\min_{f \in \mathcal{F}} \max_{i=1, \dots, m} |f(x_i) - y_i|$
- $\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m |f(x_i) - y_i|$
- $\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2$  ← Método de cuadrados mínimos

## Ejemplo 1

$$\mathcal{F} = \{f(x) : f(x) = ax + b\}$$

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2 = \min_{f(x)=ax+b} \sum_{i=1}^m (ax_i + b - y_i)^2$$

## Ejemplo 2

$$\mathcal{F} = \{f(x) : f(x) = be^{ax}\}$$

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2 = \min_{f(x)=be^{ax}} \sum_{i=1}^m (be^{ax_i} - y_i)^2$$

# Cuadrados Mínimos Lineales


Dada un conjunto de funciones  $\{\phi_1, \dots, \phi_n\}$  linealmente independientes, definimos  $\mathcal{F} = \{f(x) = \sum_{j=1}^n c_j \phi_j\}$ . El problema de Cuadrados mínimos lineales (CML) es:

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2 = \min_{c_1, \dots, c_n} \sum_{i=1}^m \left( \sum_{j=1}^n c_j \phi_j(x_i) - y_i \right)^2$$



# Cuadrados Mínimos Lineales

Sean  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$  y  $x \in \mathbb{R}^n$  definidos como

f 

$$A = \begin{bmatrix} \phi_1(x_1) & \phi_2(x_1) & \cdots & \phi_n(x_1) \\ \phi_1(x_2) & \phi_2(x_2) & \cdots & \phi_n(x_2) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \phi_1(x_m) & \phi_2(x_m) & \cdots & \phi_n(x_m) \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad \underbrace{x =}_{\text{c}} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix}$$

El problema de Cuadrados Mínimos Lineales se formula como

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2$$

Como  $\text{Im}(A) \oplus \text{Nucleo}(A^t) = \mathbb{R}^m$ , entonces  $b = b^1 + b^2$  con  $b^1 \in \text{Im}(A)$  y  $b^2 \in \text{Nucleo}(A^t)$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 = \min_{y \in \text{Im}(A)} \|y - b\|_2^2$$

$$\|y - b\|_2^2 = \|(y - b^1) - b^2\|_2^2 = \|(y - b^1)\|_2^2 + \|b^2\|_2^2 - 2(y - b^1)^t b^2$$

Pero  $(y - b^1) \in \text{Im}(A)$  y  $b^2 \in \text{Nucleo}(A^t) = \text{Im}(A)^\perp$ , entonces el último término se anula.

Buscamos entonces

$$\min_{y \in \text{Im}(A)} \|(y - b^1)\|_2^2 + \|b^2\|_2^2$$

$$\min_{y \in \text{Im}(A)} = \|(y - b^1)\|_2^2 + \|b^2\|_2^2$$

EL segundo término es constante y lo mínimo que podría valer el primer término es cero, que se alcanzaría cuando  $y = b^1$ . Esto siempre es posible ya que  $b^1 \in \text{Im}(A)$ . Entonces  $x^* \in \mathbb{R}^n$  es solución de cuadrados mínimos lineales si

$$Ax^* = b^1$$

# Cuadrados Mínimos Lineales

El problema de Cuadrados Mínimos Lineales siempre tiene solución ya que  $b^1 \in Im(A)$ .

# Cuadrados Mínimos Lineales

El problema de Cuadrados Mínimos Lineales siempre tiene solución ya que  $b^1 \in \text{Im}(A)$ .

La solución es única  $\Leftrightarrow$  las columnas de  $A$  son linealmente independientes.

# Cuadrados Mínimos Lineales

El problema de Cuadrados Mínimos Lineales siempre tiene solución ya que  $b^1 \in \text{Im}(A)$ .

La solución es única  $\Leftrightarrow$  las columnas de  $A$  son linealmente independientes.

Si  $x^* \in R^n$  es solución y  $r = b - Ax^*$  entonces

$$A^t r = 0$$

$$A^t A x^* = A^t b$$

(ecuaciones normales)

# Cuadrados Mínimos Lineales

Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  con  $\text{rango}(A) = n$ . Entonces  $A^t A$  es inversible y la solución de MCL es  $x^* = (A^t A)^{-1} A^t b$

# Cuadrados Mínimos Lineales

Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  con  $\text{rango}(A) = n$ . Entonces  $A^t A$  es inversible y la solución de MCL es  $x^* = (A^t A)^{-1} A^t b$

Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  con  $\text{rango}(A) = n$ . Sean  $b, \bar{b} \in \mathbb{R}^m$  y  $b^1, \bar{b}^1$  las proyecciones en  $\text{Im}(A)$ . Si  $b^1 \neq 0$  entonces

$$\frac{\|(A^t A)^{-1} A^t b - (A^t A)^{-1} A^t \bar{b}\|_2}{\|(A^t A)^{-1} A^t b\|_2} \leq \chi(A) \frac{\|b^1 - \bar{b}^1\|_2}{\|b^1\|_2}$$

donde  $\chi(A) = \|A\|_2 \|(A^t A)^{-1} A^t\|_2$

Propiedad:  $\chi(A)^2 = \chi(A^t A)$  usando  $\|\cdot\|_2$



# Cuadrados Mínimos Lineales

Usando  $\text{QR-rango}(A) = n$

Sean  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $\text{rango}(A) = n$ ,  $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$  matriz ortogonal y  $R_1 \in \mathbb{R}^{n \times n}$  triangular superior con  $\text{rango}(R_1) = n$  tal que

$$A = Q \begin{bmatrix} R_1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 &= \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Q^t Ax - Q^t b\|_2^2 \\ &= \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|R_1 x - b^{(n)}\|_2^2 + \|b^{(m-n)}\|_2^2 \end{aligned}$$

con  $Q^t b = (b^{(n)}, b^{(m-n)})$

$\text{Solución } x^* = R_1^{-1} b^{(n)}$

# Cuadrados Mínimos Lineales

Usando  $QR$ - $rango(A) < n$

Sean  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $rango(A) = r < n$ ,  $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$  matriz ortogonal y  $R_1 \in \mathbb{R}^{r \times r}$  triang superior con  $rango(R_1) = r$ ,  $R_2 \in \mathbb{R}^{r \times (n-r)}$  tal que

$$\bar{A} = Q \begin{bmatrix} R_1 & R_2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

con  $\bar{A} = AP$  con  $P$  matriz de permutación. Definiendo  $P\bar{x} = x$

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 &= \min_{\bar{x} \in \mathbb{R}^n} \|\bar{A}\bar{x} - b\|_2^2 = \min_{\bar{x} \in \mathbb{R}^n} \|Q^t \bar{A}\bar{x} - Q^t b\|_2^2 \\ \min_{\bar{x} \in \mathbb{R}^n} \|\bar{A}\bar{x} - b\|_2^2 &= \min_{\bar{x} \in \mathbb{R}^n} \|R_1 \bar{x}^r + R_2 \bar{x}^{n-r} - b^r\|_2^2 + \|b^{m-r}\|_2^2 \end{aligned}$$

con  $Q^t b = (b^{(r)}, b^{(m-r)})$

Soluciones:  $R_1 \bar{x}^{*r} + R_2 \bar{x}^{*n-r} = b^r$

## Usando SVD

Sean  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $\text{rango}(A) = r < n$ ,  $U \in \mathbb{R}^{m \times m}$  matriz ortogonal,  $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$  matriz ortogonal y  $\Sigma \in \mathbb{R}^{m \times n}$  tal que

$$A = U\Sigma V^t$$

$$\text{con } \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma^1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma^2 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma^r & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad \sigma^1 \geq \sigma^2 \geq \cdots \geq \sigma^r > 0$$

# Cuadrados Mínimos Lineales

## Usando SVD

$$A = U\Sigma V^t$$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 = \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|U^t Ax - U^t b\|_2^2 = \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|\Sigma V^t x - U^t b\|_2^2$$

definiendo  $y = V^t x$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 = \min_{y \in \mathbb{R}^n} \|\Sigma y - U^t b\|_2^2$$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 = \min_{y \in \mathbb{R}^n} \sum_{i=1}^r (\sigma^i y_i - (U^t b)_i)^2 + \sum_{i=r+1}^m ((U^t b)_i)^2$$

$$y_i^* = \frac{(U^t b)_i}{\sigma^i} \quad \forall i = 1, \dots, r \quad y_i^* \text{ cualquier valor } \forall i = r+1, \dots, n$$

Soluciones:  $x^* = Vy^*$

Recomendamos consultar la numerosa bibliografía existente sobre el tema. Algunas sugerencias:

- Análisis numérico, Richard L. Burden, J. Douglas Faires, International Thomson Editores, 2002.
- Applied Numerical Linear Algebra, James Demmel, SIAM, 1997.
- Numerical Linear Algebra and Optimization, Philip Gill, Walter Murray and Margaret Wright, Addison Wesley, 1991.
- Accuracy and Stability of Numerical Algorithms, Nicholas Higham, SIAM, 2002.
- Analysis of Numerical Methods, Eugene Isaacson and Herbert Keller, Dover Publications, 1994.
- Applied Linear Algebra, Peter J. Olver, Chehrzad Shakiban, Springer International Publishing, 2018.
- Numerical Analysis, Timothy Sauer, Pearson, 2018.
- Numerical Linear Algebra, Lloyd N. Trefethen, SIAM, 1997.
- Fundamentals of Matrix Computations, David Watkins, Wiley, 2010.