

Mínimos Cuadrados.

La idea es que tenemos un montón de datos $\{(t_i, y_i)\}_{i=1, \dots, m} \subset \mathbb{R}^2$ y queremos una curva que "asuste" los datos.

La diferencia con interpolación es que acá asumimos un modelo de como se comportan los datos.

Vamos a asumir que existe $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ tal que

$$f(t_i) \approx y_i$$

No necesariamente debe ser así (por ejemplo el entregable). (Si $f(t) = x_1 e^{-\alpha_1 t} + x_2 e^{-\alpha_2 t} + \dots + x_n e^{-\alpha_n t}$)
No es lineal en los α_i 's

Nos vamos a concentrar en problemas lineales: Tenemos $\phi_1(t), \dots, \phi_n(t)$ n funciones

LI, y queremos

$$f(t) = \sum_{j=1}^n x_j \phi_j(t)$$

Dando $\{x_j\}$ se dice que f "asusta" lo mejor posible.

Al igual que en interpolación ponemos

$$\begin{cases} y_1 = x_1 \phi_1(t_1) + x_2 \phi_2(t_1) + \dots + x_n \phi_n(t_1) \\ \vdots \\ \vdots \end{cases} \quad \leftarrow$$

$$\begin{cases} \vdots \\ y_m = x_1 \phi_1(t_m) + x_2 \phi_2(t_m) + \dots + x_n \phi_n(t_m) \\ \vdots \end{cases}$$

A la matriz $a_{ij} = \phi_j(t_i)$ le llamamos matriz de diseño. ($A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$)

Si A es la matriz de diseño, $Y = (y_1, \dots, y_m)^T$

\Rightarrow el sistema se puede escribir como $Ax = y$

Notar que el sistema no es cuadrado y además esperamos que $m > n$, y en ese caso esperamos que sea incompatible. ($\dim(\text{Im } A) \leq n$)
 $= \text{Rg}(A)$

Def. $x \in \mathbb{R}^n$ es solución del sistema $Ax = y$ en el sentido de mínimos cuadrados si minimiza la norma euclídea de $r(x) = Ax - y$,
 i.e. $x \in \arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - y\|_2^2$.

Ecuaciones normales $\phi(x) = \|Ax - y\|_2^2$
 x^* es sol. de $Ax = y$ en el sentido de mínimos cuadrados sii.

$$\textcircled{A^T A} x^* = A^T y, \quad \Leftrightarrow A^T (Ax^* - y) = 0$$

• No hay unicidad! Salvo que A sea de rango completo ($\text{Rg}(A) = n$).

• Notar que, cumplir (*) es que $\underbrace{Ax^* - y}_{\text{residuo}}$ sea

• Notar que cumplir (*) es que $\underline{Ax^* - y}$ sea ortogonal al espacio generado por las columnas de A .

Descomposición QR.
$$\begin{pmatrix} A \end{pmatrix}_m^n = \begin{pmatrix} Q \end{pmatrix}_m^n \begin{pmatrix} R \end{pmatrix}_n^n$$

A de rango completo $\Rightarrow A = QR$ con n (Desc. Económica)

$Q \in \mathbb{R}^{m \times n}$ sus columnas forman un conjunto ortogonal en \mathbb{R}^m

$R \in \mathbb{R}^{n \times n}$ triangular superior e invertible.

Q es el resultado de ortogonalizar las columnas de A con Gram-Schmidt,

$R = (r_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ como $Q = (u_1 | u_2 | \dots | u_n)$.

$$r_{ij} = \begin{cases} \langle A^{(i)}, u_j \rangle & \text{si } i \leq j \\ 0 & \text{si } i > j. \end{cases}$$

También está la QR completa, donde $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$ y es ortogonal, y $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$

Completa:

$$\begin{pmatrix} A \end{pmatrix}_m^n = \begin{pmatrix} Q \end{pmatrix}_m^m \begin{pmatrix} R \end{pmatrix}_m^n$$

Esto se hace completando las columnas de la Q económica a una base ortogonal y a R agregándole ceros después de la fila $n+1$:

$$A = QR = \begin{bmatrix} \overbrace{Q^{(1:n)}}^{Q \text{ económica}} & Q^{(n+1:m)} \\ \underbrace{0}_{\text{Vectores que completo}} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \overbrace{R^{(1:n)}}^{R \text{ económica}} \\ \underbrace{0}_{\text{Matriz I.}} \end{pmatrix} = Q^{(1:n)} R^{(1:n)} + \underbrace{Q^{(n+1:m)} \cdot 0}_{\text{Matriz I.}}$$

$$= Q^{(1:n)} R^{(1:n)}$$

Vectores que completo
Matriz de ceros.

El comando `qr` de Octave produce la factorización completa. $qr(A) = [Q, R]$

Minimos Cuadrados y QR.

El residuo $r = Ax - y$ se puede escribir

como

$$\|r\|_2^2 = \underbrace{\|R_{(1:n)} x - (Q^T y)_{(1:n)}\|_2^2}_{\text{Tengo que minimizar esto.}} + \underbrace{\|(Q^T y)_{(n+1:m)}\|_2^2}_{\text{Es cte.}}$$

Entonces podemos minimizar el primer término de la izquierda, resolviendo el sistema:

$$R_{(1:n)} x = (Q^T y)_{(1:n)}$$

$\in M_{m \times n}(\mathbb{R})$
 $Q^T y \in \mathbb{R}^m$
 $\Rightarrow Q^T y = \begin{bmatrix} (Q^T y)_{(1:n)} \\ (Q^T y)_{(n+1:m)} \end{bmatrix}$

En resumen, dada la factorización $A = QR$, para hallar la solución de mínimos cuadrados del sistema $Ax = y$:

- computamos el vector $Q^T y$;
- resolvemos el sistema $Rx = (Q^T y)_{(1:n)}$ para hallar la solución de mínimos cuadrados;
- si nos interesa el valor mínimo de la norma euclídea del residuo, ésta es igual a $\|(Q^T y)_{(n+1:m)}\|_2$.

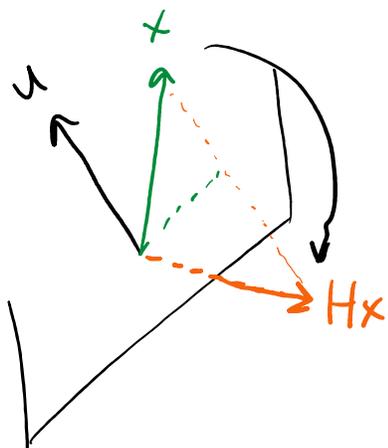
Transformaciones de Householder.

Dado $u \in \mathbb{R}^m \setminus \{0\}$ la reflexión de Householder asociada a u es la matriz $H \in \mathbb{R}^{m \times m}$

$$H = I - 2 \frac{uu^T}{\|u\|_2^2} \leftarrow (uu^T)_{ij} = u_i u_j$$

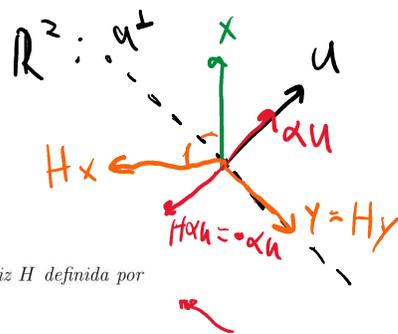
$(u_1, u_2, \dots, u_n) u^T$

$$\|1 - 20\|_2 \leftarrow \frac{1}{\|u\|_2^2} \leftarrow (u u^T)_{ij} = u_i u_j$$



$$(u_1 u_2 \dots u_n) u^T$$

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 u_1 & u_1 u_2 & \dots & u_1 u_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_n u_1 & u_n u_2 & \dots & u_n u_n \end{pmatrix}$$



Lema 5.3.2 (simetría y ortogonalidad). Dado $u \in \mathbb{R}^m \setminus \{0\}$, la matriz H definida por (5.8) es simétrica y ortogonal.

Se pueden usar para calcular la desc. QR de forma estable.

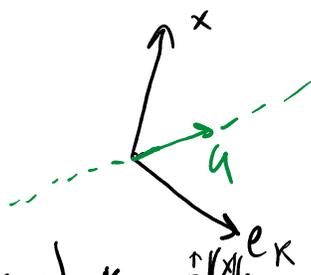
Primero, si dado $x \in \mathbb{R}^m$ queremos $H = I - \frac{u u^T}{\|u\|_2^2}$

$$\uparrow$$

$$Hx = \alpha e_k = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ \alpha \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \leftarrow k \quad H \text{ es ortogonal: } \Rightarrow |\alpha| = \|x\|_2$$

Manera (Mirar las notas) basta tomar

$$u = x \pm \|x\|_2 e_k$$



Se elige \pm dependiendo si la coord. k de x ($\langle x, e_k \rangle$) es positiva o negativa. Para que la entrada k de u sea $\approx 2x_k$.

La idea va a ser aplicar $H_1, \dots, H_n \in \mathbb{R}^{m \times m}$ reflexiones \uparrow

$$H_n \dots H_1 A = R \text{ triangular superior.}$$

... como el $\text{ral}(A)$.

$H_n \dots H_1 A = R$ Triángulo superior.

Voy a necesitar tanto como el $\text{rg}(A)$.

Idea: Notamos como $A^{(1)}$ a la columna 1 de A .

Definimos H_1 tal que $H_1 A^{(1)} = \pm \|A^{(1)}\|_2 e_1$, i.e.,

$$H_1 = I - \frac{u u^T}{\|u\|_2^2} \text{ con } u = A^{(1)} \pm \|A^{(1)}\|_2 e_1.$$

El signo lo tomamos para que sea el mismo que el de la primer entrada de $A^{(1)}$.

Entonces:

$$H_1 A = \begin{pmatrix} \pm \|A^{(1)}\|_2 & * & \dots & * \\ 0 & * & \dots & * \\ \vdots & * & \dots & * \\ 0 & * & \dots & * \end{pmatrix} = \left(\begin{array}{c|ccc} \pm \|A^{(1)}\|_2 & * & * & * \\ \hline 0 & \tilde{A}_2 & & \\ \vdots & & & \\ 0 & & & \end{array} \right)_{(m-1) \times (n-1)}$$

Y ahora hacemos lo mismo por $\tilde{A}_2 \in \mathbb{R}^{(m-1) \times (n-1)}$ obteniendo la reflexión $\tilde{H}_2 \in \mathbb{R}^{(m-1) \times (m-1)}$ como no queremos borrar lo anterior ponemos

$$H_2 = \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & \tilde{H}_2 & & \\ \vdots & & & \\ 0 & & & \end{array} \right) \in M_{m \times m}(\mathbb{R})$$

$$\Rightarrow H_2 H_1 A = \left(\begin{array}{c|ccc} \pm \|A^{(1)}\|_2 & \tilde{A}_2 & * & * \\ \hline 0 & 0 & * & * \\ \vdots & \vdots & * & * \\ 0 & 0 & * & * \end{array} \right)_{(m-2) \times (n-2)}$$

Y así seguimos (detalles en los notes)...

1 1 0 ... 0

Y así seguimos (de nuevo en los ...)

$$\tilde{H}_3 \in M_{(m-2) \times (m-2)}(\mathbb{R}), \quad H_3 = \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & 0 & & & \\ \vdots & & & & \\ 0 & 0 & & & H_3 \end{array} \right)$$

$$\underbrace{H_n \dots H_1}_{= Q^{-1}} A = \underbrace{R}_{\text{Triang. sup}} \Rightarrow A = \underbrace{(H_n \dots H_1)^{-1}}_{\text{Orthogonal}} R = QR$$

7) $(0, 1), (\pi/2, 2), (\pi, 1), (3\pi/2, 1)$ y los
queremos ajustar con $\begin{matrix} 4 \text{ pts.} \\ m=4 \end{matrix}$

$$f(x) = \underline{a} \cos(x) + \underline{b} \sin(x) + \underline{c} \cos(4x)$$

Tres parámetros, $n=3$

$$a) \begin{cases} 1 = f(0) = a + 0 \cdot b + c \\ 2 = f(\pi/2) = 0 \cdot a + b + c \\ 1 = f(\pi) = -a + 0 \cdot b + c \\ 1 = f(3\pi/2) = 0 \cdot a - b + c \end{cases} \Rightarrow \begin{matrix} a - b = -1 \\ a - b = 0 \end{matrix}$$

Incompatible.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}, \quad y = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

b) $A^T A x = A^T y$

$$A^T A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} \quad A^T y = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$A^T A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{pmatrix}, \quad A^T y = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 5 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow x = \begin{pmatrix} 0 \\ 1/2 \\ 5/4 \end{pmatrix}$$

$\kappa(A) = 2 \Rightarrow$ Está bien condicionado.

c) $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$ ¿Cuántas reflexiones hay que hacer? 3

$$R_g(A) = 3 \nearrow$$

$$A^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad H_1 A^{(1)} = \pm \|A^{(1)}\|_2 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \pm\sqrt{2} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$H_1 = I_d - 2 \frac{u u^T}{\|u\|_2^2}, \quad u = A^{(1)} \oplus \frac{1}{\|A^{(1)}\|_2} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sqrt{2} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 + \sqrt{2} \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow H_1 \approx \begin{pmatrix} -0,7071 & 0 & -0,7071 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -0,7071 & 0 & 0,7071 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$