

Problemas de Mínimos Cuadrados

- ▶ Ajuste de curvas.
- ▶ Problemas de cuadrados mínimos no lineales: Reducción a problemas lineales.

Ajuste de polinomios.

Dado un conjunto de puntos

$$(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$$

nos proponemos encontrar el polinomio

$$p(x) = c_0 + c_1x + \dots + c_{n-1}x^{n-1},$$

con $n < m$ que esté **más cerca** de estos puntos en el sentido que

$$\sum_{i=1}^m |p(x_i) - y_i|^2,$$

sea mínima.

Esta suma de cuadrados es el cuadrado de la norma del residuo del sistema rectangular:

$$\begin{pmatrix} 1 & x_1 & & x_1^{n-1} \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^{n-1} \\ 1 & x_3 & \dots & x_3^{n-1} \\ & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_m & \dots & x_m^{n-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix}.$$

Considere un sistema de ecuaciones

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

donde $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, con $n < m$, es una matriz rectangular de m filas y n columnas y $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$.

Este problema, en general, no tiene solución: **sistema sobredeterminado**.

Una alternativa es buscar una solución en el sentido generalizado siguiente:

Hallar $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ tal que $\|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2$ sea **mínima**.

Definición. El vector \mathbf{x} que minimiza $\|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2$ es la **solución en el sentido de mínimos cuadrados** del sistema rectangular.

Ojo! En general,

$$\mathbf{A}\mathbf{x} \neq \mathbf{b}.$$

Teorema. Sean $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ($m \geq n$) y $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$. Un vector $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ minimiza la norma del residuo $\|\mathbf{r}\|_2 = \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2$ si y sólo si el residuo \mathbf{r} es ortogonal a la imagen de \mathbf{A} ; esto es

$$\mathbf{A}^t \mathbf{r} = 0,$$

donde \mathbf{A}^t es la matriz transpuesta de \mathbf{A} .

Consecuencia: \mathbf{x} debe satisfacer

$$\mathbf{A}^t \mathbf{r} = 0 \iff \mathbf{A}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}) = 0 \iff \mathbf{A}^t \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^t \mathbf{b}.$$

Estas últimas reciben el nombre de **ecuaciones normales**.

Observaciones

- ▶ En el caso en que $m = n$ y que la matriz \mathbf{A} sea no singular, entonces las ecuaciones normales entregan como solución la solución del sistema lineal $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$.
- ▶ Las ecuaciones normales tienen solución única si y sólo si todas las columnas de \mathbf{A} son l.i.; es decir, $\text{rango}(\mathbf{A}) = n$.

Ejemplo 1.

Un problema de aproximación polinomial.

Considere la siguiente tabla de valores:

Se pide ajustar estos datos en el sentido de mínimos cuadrados por un polinomio de grado 3.

x	y
0.0	10.5000
0.5	5.4844
1.0	0.0000
1.5	-3.6094
2.0	-4.5000
2.5	-2.9531
3.0	0.0000
3.5	2.9531
4.0	4.5000
4.5	3.6094
5.0	0.0000

Solución

Nuestro problema se reduce a encontrar constantes a , b , c y d para formar el polinomio

$$p(x) = ax^3 + bx^2 + cx + d.$$

Evaluemos el polinomio p en los diferentes valores de x de la tabla, obteniendo así el sistema lineal rectangular con incógnitas a , b , c y d :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 1.0000 \\ 0.1250 & 0.2500 & 0.5000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 3.3750 & 2.2500 & 1.5000 & 1.0000 \\ 8.0000 & 4.0000 & 2.0000 & 1.0000 \\ 15.6250 & 6.2500 & 2.5000 & 1.0000 \\ 27.0000 & 9.0000 & 3.0000 & 1.0000 \\ 42.8750 & 12.2500 & 3.5000 & 1.0000 \\ 64.0000 & 16.0000 & 4.0000 & 1.0000 \\ 91.1250 & 20.2500 & 4.5000 & 1.0000 \\ 125.0000 & 25.0000 & 5.0000 & 1.0000 \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}} = \underbrace{\begin{pmatrix} 10.5000 \\ 5.4844 \\ 0.0000 \\ -3.6094 \\ -4.5000 \\ -2.9531 \\ 0.0000 \\ 2.9531 \\ 4.5000 \\ 3.6094 \\ 0.0000 \end{pmatrix}}_{\mathbf{b}}$$

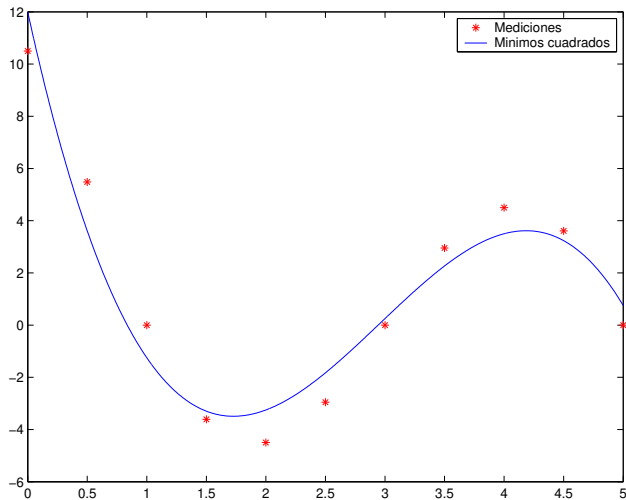
es decir,

$$\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}.$$

Para resolver multiplicamos por \mathbf{A}^t obteniendo las ecuaciones normales

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 30913 & 6901 & 1583 & 378 \\ 6901 & 1583 & 378 & 96 \\ 1583 & 378 & 96 & 27 \\ 378 & 96 & 27 & 11 \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}^t \mathbf{A}} \underbrace{\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}} = \underbrace{\begin{pmatrix} 649.8809 \\ 138.0586 \\ 25.5234 \\ 15.9844 \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}^t \mathbf{y}}$$

De aquí, el polinomio es: $p(x) = -0.9583x^3 + 8.5x^2 - 20.7917x + 12$.



Ejemplo 2. Un problema no lineal reducible a lineal.

Considere la siguiente tabla de valores

x	0.0000	0.4000	0.8000	1.2000	1.6000	2.0000
y	3.1437	4.4169	6.0203	8.6512	11.0078	16.2161

Se quiere ajustar una función

$$f(x) = ae^{bx}.$$

a estos datos en el sentido de mínimos cuadrados.

Solución

Tomando logaritmos se transforma en un problema lineal de cuadrados mínimos:

$$z = \ln(y) = \ln(f(x)) = \ln(a) + bx.$$

x	0.0000	0.4000	0.8000	1.2000	1.6000	2.0000
$z = \ln(y)$	1.1454	1.4854	1.7951	2.1577	2.3986	2.7860

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0.0000 \\ 1 & 0.4000 \\ 1 & 0.8000 \\ 1 & 1.2000 \\ 1 & 1.6000 \\ 1 & 2.0000 \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{pmatrix} \ln(a) \\ b \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}} = \underbrace{\begin{pmatrix} 1.1454 \\ 1.4854 \\ 1.7951 \\ 2.1577 \\ 2.3986 \\ 2.7860 \end{pmatrix}}_{\mathbf{b}}.$$

Resolvemos el problema de cuadrados mínimos

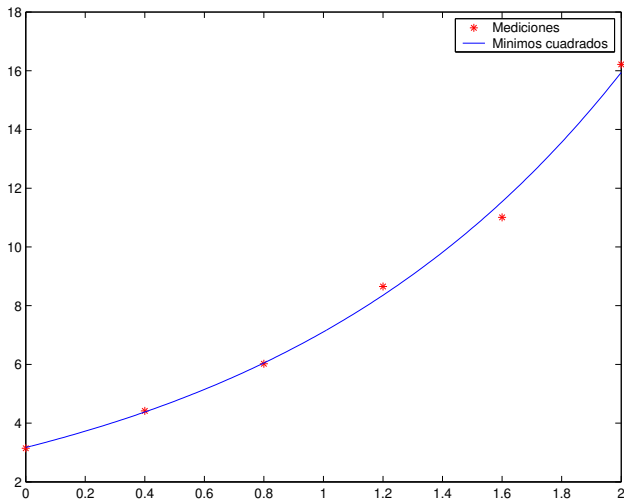
$$(\mathbf{A}^t \mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{A}^t \mathbf{b}$$

y obtenemos

$$\ln(a) = 1.1539 \implies a = e^{1.1539} = 3.1705 \quad \text{y} \quad b = 0.8075$$

Por lo tanto

$$f(x) = 3.1705e^{0.8075x}$$



Otros ejemplos de modelos no lineales reducibles a lineales

- $f(t) = c e^{at-bt^2}$: En este caso, se aplica logaritmo para obtener:

$$\ln(f(t)) = \ln(c) + a t - b t^2$$

- $f(t) = \frac{a}{b+t}$: En este caso se toman los recíprocos para obtener

$$\frac{1}{f(t)} = \frac{b}{a} + \frac{1}{a}t$$

- $f(t) = \frac{1}{1 + a e^{-ct}}$. En este caso se toman recíprocos, se resta 1 y después se aplica logaritmo para obtener:

$$\ln\left(\frac{1}{f(t)} - 1\right) = \ln(a) - ct.$$