

Cuadrados mínimos

Juan Pablo Pinasco (`jpinasco@dm.uba.ar//gmail.com`)

Departamento de Matemática e IMAS,
FCEyN, UBA - CONICET

2020

Hoy:

- Cuadrados mínimos

Próxima:

- Ec no lineales: 65-
- bisec:
- Newton Raph: -71

Parte I

(a) Cuadrados mínimos

1.- Problema (a)

Dada una tabla de datos,

X	x_1	x_2	\cdots	x_n
Y	y_1	y_2	\cdots	y_n

sabemos *interpolarlos*, encontrar una función p (en general, un polinomio) tal que $p(x_i) = y_i$.

Hay varios casos donde esto falla:

- valores de x_i muy juntos, que provoca oscilaciones muy grandes.
- valores repetidos de x : típico en experimentos donde se fija un x y se mide el y ,
- n demasiado grande implica polinomios inmanejables que oscilan a lo bestia.

Cuadrados mínimos

Buscamos una función (por ejemplo, un polinomio de grado $m \ll n$) que minimice

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

Generalización: dadas ϕ_0, \dots, ϕ_m , funciones conocidas, hallar los parámetros $\{a_i\}_{i=0:m}$ tal que se minimice

$$\sum_{i=1}^n (a_0 \phi_0(x_i) + a_1 \phi_1(x_i) + \dots + a_m \phi_m(x_i) - y_i)^2$$

También podemos cambiar la norma 2 por otra, minimizar

$$\sum_{i=1}^n |a_0 \phi_0(x_i) + a_1 \phi_1(x_i) + \dots + a_m \phi_m(x_i) - y_i|,$$

$$\max_i |a_0 \phi_0(x_i) + a_1 \phi_1(x_i) + \dots + a_m \phi_m(x_i) - y_i|$$

que serían la norma 1 y la ∞ entre el vector de los datos y_i y el vector obtenido al evaluar la función en x_i .

Supongamos que $\phi_i(x) = x^i$, estamos buscando un polinomio de grado m que aproxime los datos. Si $p(x) = a_m x^m + \cdots + a_1 x + a_0$, tenemos

$$Ax = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & \cdots & x_1^m \\ 1 & x_2 & \cdots & x_2^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & \cdots & x_n^m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = b$$

Este sistema $Ax = b$ no puede resolverse, la matriz no es inversible (ni siquiera es cuadrada), pero nos permite plantear el problema en una forma que la proyección ortogonal lo resuelve:

Sea $S = \{y \in \mathbb{R}^n : y = Ax \text{ para } x \in \mathbb{R}^m\}$

Entonces, queremos $y \in S$ tal que

$$\|y - b\| \leq \|s - b\| \text{ para todo } s \in S.$$

Para resolverlo necesitamos un lema:

Lema: Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $y \in \mathbb{R}^n$, $x \in \mathbb{R}^m$, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ el producto interno usual de \mathbb{R}^n o \mathbb{R}^m . Entonces

$$\langle A^t y, x \rangle = \langle y, Ax \rangle$$

Dem: cuenta,

$$\begin{aligned} \langle A^t y, x \rangle &= \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n a_{ji} y_j \right) x_i \\ &= \sum_{j=1}^n y_j \left(\sum_{i=1}^m x_i a_{ji} \right) \\ &= \langle y, Ax \rangle \end{aligned}$$

Teorema

Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $b \in \mathbb{R}^n$, $x_0 \in \mathbb{R}^m$. Entonces, son equivalentes:

- ① x_0 minimiza $\|Ax - b\|$.
- ② x_0 es solución de $A^t Ax = A^t b$.

Si las columnas de A son l.i., la solución x_0 de $A^t Ax = A^t b$ existe y es única.

5.- Demostración (equivalencia)

Sabemos de la clase anterior que minimizar $\|y - b\|$ en S es encontrar un y tal que

$$\langle b - y, s \rangle = 0 \quad \text{para todo } s \in S.$$

Como los elementos de S son de la forma $s = Ax$, existe un $x_0 \in S$ que minimiza si y solo si

$$\langle b - Ax_0, Ax \rangle = 0 \quad \text{para todo } x \in \mathbb{R}^m$$

Por el Lema,

$$\langle A^t(b - Ax_0), x \rangle = 0 \quad \text{para todo } x \in \mathbb{R}^m$$

pero entonces tiene que ser $A^t(b - Ax_0) = 0$, es decir

$$A^t Ax_0 = A^t b.$$

6.- Demostración (unicidad)

Veamos la unicidad. Sea $x = (x_1, \dots, x_m)$.

El vector $Ax = \sum_{j=1}^m x_j A_j$, donde A_j es la columna j de A .

Si las columnas son l.i., la única forma de que Ax sea cero es que $x = 0$.

Pero esto implica que $A^t A$ es inversible, ya que si $A^t Ax = 0$, tenemos

$$0 = \langle A^t Ax, x \rangle = \langle Ax, Ax \rangle = \|Ax\|^2,$$

así que $Ax = 0$, y como las columnas era l.i., $x = 0$.

Entonces, el sistema homogéneo $A^t Ax = 0$ tiene una solución $x = 0$, y por lo tanto la matriz es inversible.

Si $\langle x, y \rangle = \sum_{j=1}^n w_j x_j y_j$, tenemos que x_0 minimiza $\|Ax - b\|_w$ si y solo si es solución de $A^t D_w Ax = A^t D_w b$, pensamos los w_j como una matriz diagonal multiplicando $Ax - b$.

Parte II

(b) Aproximación polinomial

7.- Proyección ortogonal

Recordemos que dado S , un subespacio de dimensión finita de V , podemos definir $P : V \rightarrow S$, donde Px es el único elemento de S que cumple

$$\langle x - Px, s \rangle = 0 \quad \forall s \in S,$$

y Px se llama la proyección ortogonal de x en S .

Sea $V = C[a, b]$, $S = P_n = \langle a, x, x^2, \dots, x^n \rangle$, y

$$\langle f, g \rangle = \int f(x)g(x)w(x)dx$$

Construimos una base ortonormal vía G-S,

$$q_0(x) = 1, \quad p_0 = q_0(x)/\|q_0\|$$

$$q_k(x) = x^k - \sum_{i=1}^{k-1} \langle x^k, p_i \rangle p_i(x), \quad p_k = q_k(x)/\|q_k\|$$

Teorema

Los $\{q_k\}$ son una base ortogonal, son mónicos, y $\langle q_i, p \rangle = 0$ si $gr(p) < i$.

Teorema

Si $f \in C[a, b]$, el polinomio $p_n^* \in P_n$ que satisface

$$\|f - p_n^*\| \leq \|f - p\| \quad \forall p \in P_n$$

es la proyección ortogonal

$$p_n^* = \sum_{i=0}^n \langle f, p_i \rangle p_i$$

No hay que hacer nada, sale de los teoremas de antes.

Teorema

Si $f \in C[a, b]$, y $\int_a^b w dx < C$, entonces $p_n^* \rightarrow f$ cuando $n \rightarrow \infty$ en $\|\cdot\|_2$.

Dem.: por Weierstrass, existe una sucesión de polinomios p_n tales que

$$\|f - p_n\|_\infty \leq \frac{1}{n}$$

Por el teorema anterior, existe p_n^* de grado menor o igual que p_n tal que

$$\begin{aligned} \|f - p_n^*\|_2^2 &\leq \|f - p_n\|_2^2 \\ &= \int_a^b w(x) |f(x) - p_n(x)|^2 dx \\ &\leq \|f - p_n\|_\infty^2 \int_a^b w(x) dx \\ &\leq \frac{1}{n^2} \int_a^b w(x) dx \\ &\rightarrow_{n \rightarrow \infty} 0 \end{aligned}$$



Teorema (Parseval)

Si $f \in C[a, b]$, $\|f\|^2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^n \langle f, p_j \rangle^2$.

Dem: como $p_n^* = \sum_{i=0}^n \langle f, p_i \rangle p_i$, y como son ortonormales,

$$\|p_n^*\|^2 = \sum_{i=0}^n \langle f, p_i \rangle^2.$$

Por otra parte, $f - p_n^*$ y p_n^* son ortogonales, así que

$$\|f\|^2 = \|f - p_n^*\|^2 + \|p_n^*\|^2 = \|f - p_n^*\|^2 + \sum_{i=0}^n \langle f, p_i \rangle^2.$$

Ahora, cuando $n \rightarrow \infty$, tenemos

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|f\|^2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\|f - p_n^*\|^2 + \sum_{i=0}^n \langle f, p_i \rangle^2 \right) = 0 + \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=0}^n \langle f, p_i \rangle^2.$$

Teorema

Si $\langle xf, g \rangle = \langle f, xg \rangle$, los polinomios ortogonales mónicos q_n satisfacen

$$q_n(x) = (x - a_n)q_{n-1}(x) - b_n q_{n-2}(x) \quad n \geq 2,$$

$$a_n = \frac{\langle xq_{n-1}, q_{n-1} \rangle}{\langle q_{n-1}, q_{n-1} \rangle}, \quad b_n = \frac{\langle q_{n-1}, q_{n-1} \rangle}{\langle q_{n-2}, q_{n-2} \rangle}.$$

Dem: Sea $n \geq 2$. Como 0 es raíz de $q_n(x) - q_n(0)$, podemos escribir

$$q_n(x) - q_n(0) = xr_{n-1}$$

con r_{n-1} mónico, de grado menor o igual a $n - 1$ (pues q_n es mónico).

Luego,

$$\begin{aligned} q_n(x) &= xr_{n-1}(x) + q_n(0) \\ &= xq_{n-1}(x) + x[r_{n-1}(x) - q_{n-1}(x)] + q_n(0) \\ &= xq_{n-1}(x) + \sum_{j=0}^{n-1} \beta_j q_j(x) \end{aligned}$$

porque $r_{n-1}(x) - q_{n-1}(x)$ es de grado menor o igual a $n - 2$, ya que son mónicos.

Teníamos $q_n(x) = xq_{n-1} + \sum_{j=0}^{n-1} \beta_j q_j$.

Separemos el q_{n-1} de la sumatoria, y calculemos $\langle q_n, q_i \rangle$ para $i < n-2$:

$$\begin{aligned} 0 = \langle q_n, q_i \rangle &= \langle (x + \beta_{n-1})q_{n-1} + \sum_{j=0}^{n-2} \beta_j q_j, q_i \rangle \\ &= \langle xq_{n-1}, q_i \rangle + \beta_i \langle q_i, q_i \rangle \end{aligned}$$

Como $\langle xf, g \rangle = \langle f, xg \rangle$, y xq_i es de grado menor o igual a $n-2$,

$$\langle xq_{n-1}, q_i \rangle = \langle q_{n-1}, xq_i \rangle = 0.$$

Entonces, $\beta_i = 0$ si $i \leq n-2$, y

$$q_n(x) = (x - a_n)q_{n-1}(x) - b_n q_{n-2}(x) \quad n \geq 2,$$

Los coeficientes se obtienen calculando el producto interno contra q_{n-1} y q_{n-2} . □