Ajuste de curvas pelo método dos mínimos quadrados (parte 2)

Algoritmos Numéricos Ajuste de curvas pelo método dos mínimos quadrados á Profa. Cláudia Galarda Varassin

Março de 2021

Sumário

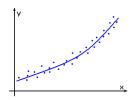
- O método dos mínimos quadrados
- exemplo

Fazer o ajuste de uma curva, a um conjunto de pontos, consiste em obter uma função f (expressão analítica) que permita descrever a relação entre variáveis em análise.

llustrando: dado um conjunto com *n* pontos quaisquer:

x_k	x_1	<i>x</i> ₂	<i>X</i> ₃		Xn
Уk	<i>y</i> ₁	<i>y</i> ₂	<i>y</i> ₃		Уn

e a curva de ajuste correspondente:



Ajustar uma função do tipo

$$f(x) = \beta_1 g_1(x) + \beta_2 g_2(x) + \dots + \beta_i g_i(x) + \dots + \beta_m g_m(x)$$

a um conjunto de n pontos (x_i, y_i)

Critério adotado no método dos mínimos quadrados:

Tornar mínima a soma dos quadrados dos resíduos

$$Min(\sum_{k=1}^{n} r_k^2)$$
onde $r_k = (\beta_1 g_1(x_k) + \beta_2 g_2(x_k) + \dots + \beta_m g_m(x_k)) - y_k$

Tornar mínima a S_q , isto é $\Rightarrow Min(\sum_{k=1}^n r_k^2)$

$$S_{q} = ((\beta_{1}g_{1}(x_{1}) + \beta_{2}g_{2}(x_{1}) + \dots + \beta_{m}g_{m}(x_{1})) - y_{1})^{2} + ((\beta_{1}g_{1}(x_{2}) + \beta_{2}g_{2}(x_{2}) + \dots + \beta_{m}g_{m}(x_{2})) - y_{2})^{2} + \vdots + ((\beta_{1}g_{1}(x_{n}) + \beta_{2}g_{2}(x_{n}) + \dots + \beta_{m}g_{m}(x_{n})) - y_{n})^{2}$$

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 2((\beta_1 g_1(x_1) + \beta_2 g_2(x_1) + \dots + \beta_m g_m(x_1)) - y_1)^1 g_1(x_1) + \\
2((\beta_1 g_1(x_2) + \beta_2 g_2(x_2) + \dots + \beta_m g_m(x_2)) - y_2)^1 g_1(x_2) + \\
\vdots + \\
2((\beta_1 g_1(x_n) + \beta_2 g_2(x_n) + \dots + \beta_m g_m(x_n)) - y_n)^1 g_1(x_n)$$

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_2} = 2((\beta_1 g_1(x_1) + \beta_2 g_2(x_1) + \dots + \beta_m g_m(x_1)) - y_1)^1 g_2(x_1) + \\
+ 2((\beta_1 g_1(x_2) + \beta_2 g_2(x_2) + \dots + \beta_m g_m(x_2)) - y_2)^1 g_2(x_2) + \\
\vdots + \\
2((\beta_1 g_1(x_n) + \beta_2 g_2(x_n) + \dots + \beta_m g_m(x_n)) - y_n)^1 g_2 x_n$$

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_i} =
2((\beta_1 g_1(x_1) + \beta_2 g_2(x_1) + \dots + \beta_m g_m(x_1)) - y_1)^1 g_i(x_1) +
+
2((\beta_1 g_1(x_2) + \beta_2 g_2(x_2) + \dots + \beta_m g_m(x_2)) - y_2)^1 g_i(x_2) +
\vdots +
2((\beta_1 g_1(x_n) + \beta_2 g_2(x_n) + \dots + \beta_m g_m(x_n)) - y_n)^1 g_i(x_n)$$

Desenvolvendo...

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 0$$

$$(\beta_1 g_1(x_1) g_1(x_1) + \beta_2 g_2(x_1) g_1(x_1) + \dots + \beta_m g_m(x_1) g_1(x_1)) - y_1 g_1(x_1) + \dots + \beta_m g_m(x_2) g_1(x_2) + \beta_2 g_2(x_2) g_1(x_2) + \dots + \beta_m g_m(x_2) g_1(x_2)) - y_2 g_1(x_2) + \dots + \beta_m g_m(x_2) g_1(x_2) + \dots + \beta_m g_m(x$$

Agrupando os termos em β_1 , β_2 ,..., β_m

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 0$$

$$\beta_1(g_1(x_1)g_1(x_1)) + g_1(x_2)g_1(x_2) + \dots + g_1(x_n)g_1(x_n)) +$$

$$\beta_2(g_2(x_1)g_1(x_1) + g_2(x_2)g_1(x_2) + \dots + g_2(x_n)g_1(x_n)) +$$

$$\vdots +$$

$$\beta_m(g_m(x_1)g_1(x_1) + g_m(x_2)g_1(x_2) + \dots + g_m(x_n)g_1(x_n)) +$$

$$= y_1g_1(x_1) + y_2g_1(x_2) + y_ng_1(x_n)$$

Usando a notação de somatária

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 0$$

$$\beta_1(\sum_{k=1}^n (g_1(x_k)g_1(x_k)) + \beta_2(\sum_{k=1}^n (g_2(x_k)g_1(x_k)) + \vdots + \beta_m(\sum_{k=1}^n (g_m(x_k)g_1(x_k)) = \sum_{k=1}^n y_k g_1(x_k)$$

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 0$$

$$\beta_1(\sum_{k=1}^n (g_1(x_k)g_1(x_k)) + \cdots + \beta_m(\sum_{k=1}^n (g_m(x_k)g_1(x_k))) = \sum_{k=1}^n y_k g_1(x_k)$$

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 0$$

$$\beta_{1}(\sum_{k=1}^{n}(g_{1}(x_{k})g_{1}(x_{k})) + \dots + \beta_{m}(\sum_{k=1}^{n}(g_{m}(x_{k})g_{1}(x_{k})) = \sum_{k=1}^{n}y_{k}g_{1}(x_{k})$$

$$\frac{\partial S_{q}}{\partial \beta_{2}} = 0$$

$$\beta_1(\sum_{k=1}^n (g_1(x_k)g_2(x_k)) + \cdots + \beta_m(\sum_{k=1}^n (g_m(x_k)g_2(x_k))) = \sum_{k=1}^n y_k g_2(x_k)$$

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_1} = 0$$

$$\beta_{1}(\sum_{k=1}^{n}(g_{1}(x_{k})g_{1}(x_{k})) + \dots + \beta_{m}(\sum_{k=1}^{n}(g_{m}(x_{k})g_{1}(x_{k})) = \sum_{k=1}^{n}y_{k}g_{1}(x_{k})$$

$$\frac{\partial S_{q}}{\partial \beta_{2}} = 0$$

$$\beta_1(\sum_{k=1}^n (g_1(x_k)g_2(x_k)) + \cdots + \beta_m(\sum_{k=1}^n (g_m(x_k)g_2(x_k))) = \sum_{k=1}^n y_k g_2(x_k)$$
.

$$\frac{\partial S_q}{\partial \beta_m} = 0$$

$$\beta_1(\sum_{k=1}^n (g_1(x_k)g_m(x_k)) + \dots + \beta_m(\sum_{k=1}^n (g_m(x_k)g_m(x_k))) = \sum_{k=1}^n y_k g_m(x_k)$$

Equações Normais ($N\beta = b$, matriz de dimensão $m \times m$):

$$\begin{bmatrix} \sum_{k=1}^{n} g_{1}g_{1} & \sum_{k=1}^{n} g_{1}g_{2} & \cdots & \sum_{k=1}^{n} g_{1}g_{m} \\ \sum_{k=1}^{n} g_{2}g_{1} & \sum_{k=1}^{n} g_{2}g_{2} & \cdots & \sum_{k=1}^{n} g_{2}g_{m} \\ & & \ddots & \\ \sum_{k=1}^{n} g_{m}g_{1} & \sum_{k=1}^{n} g_{m}g_{2} & \cdots & \sum_{k=1}^{n} g_{m}g_{m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{1} \\ \beta_{2} \\ \vdots \\ \beta_{m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^{n} g_{1}y_{k} \\ \sum_{k=1}^{n} g_{2}y_{k} \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^{n} g_{m}y_{k} \end{bmatrix}$$

onde
$$g_i = g_i(x_k)$$

 $N(i,j) = \sum_{k=1}^{n} (g_i(x_k)g_j(x_k))$
 $b(i) = \sum_{k=1}^{n} (g_i(x_k)y_k)$

Ilustrando: Dado um conjunto de pontos abaixo:

x_k	2.0	2.3	2.5	4.0
y_k	1.25	1.35	1.40	1.60

Fazer o ajuste por uma função do tipo $f(x) = \beta_1 + \beta_2 \ln(x)$.

As funções de base são $g_1(x)=1$ e $g_2=\ln(x)$

Ilustrando: Dado um conjunto de pontos abaixo:

$$\begin{array}{c|ccccc} x_k & 2.0 & 2.3 & 2.5 & 4.0 \\ \hline y_k & 1.25 & 1.35 & 1.40 & 1.60 \\ \end{array}$$

Fazer o ajuste por uma função do tipo $f(x) = \beta_1 + \beta_2 \ln(x)$. As funções de base são $g_1(x) = 1$ e $g_2 = \ln(x)$

O sistema linear $N\beta=b$, resultante da aplicação da minimização dos quadrados dos resíduos é:

$$\begin{bmatrix} \textit{N}(1,1) & \textit{N}(1,2) \\ \textit{N}(2,1) & \textit{N}(2,2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \textit{b}(1) \\ \textit{b}(2) \end{bmatrix}$$

Montando o sistema $N\beta = b$

A matriz N

linha 1

$$N(1,1) = \sum_{k=1}^{4} (g_1(x_k)g_1(x_k)) = \sum_{k=1}^{4} (1) = 1 + 1 + 1 + 1 = 4$$

$$N(1,2) = \sum_{k=1}^{4} (g_1(x_k)g_2(x_k)) = \sum_{k=1}^{4} (1 * ln(x_k))$$

$$N(1,2) = \sum_{k=1}^{1} (g_1(x_k)g_2(x_k)) = \sum_{k=1}^{1} (1 * ln(x_k))$$

$$= \ln(x_1) + \ln(x_2) + \ln(x_3) + \ln(x_4) = 3.8286$$

Montando o sistema $N\beta = b$

A matriz N

linha 1

$$N(1,1) = \sum_{k=1}^{4} (g_1(x_k)g_1(x_k)) = \sum_{k=1}^{4} (1) = 1 + 1 + 1 + 1 = 4$$

$$N(1,2) = \sum_{k=1}^{4} (g_1(x_k)g_2(x_k)) = \sum_{k=1}^{4} (1 * ln(x_k))$$

$$= \ln(x_1) + \ln(x_2) + \ln(x_3) + \ln(x_4) = 3.8286$$

linha 2

$$N(2,1) = \sum_{k=1}^{4} (g_2(x_k)g_1(x_k)) = \sum_{k=1}^{4} (\ln(x_k) * 1) = N(1,2) = 3.8286$$

$$N(2,2) = \sum_{k=1}^{4} (g_2(x_k)g_2(x_k)) = \sum_{k=1}^{4} (\ln(x_k)^2) = N(1,2)$$
$$= (\ln(x_1))^2 + (\ln(x_2))^2 + (\ln(x_3))^2 + (\ln(x_4))^2 = 3.9356$$

Montando o sistema
$$N\beta = b$$

$$b(1) = \sum_{k=1}^{4} (g_1(x_k)y_k) = \sum_{k=1}^{4} (1 * y_k)$$

$$p(1) = \sum_{k=1}^{\infty} (g_1(x_k)y_k) = \sum_{k=1}^{\infty} (1 * y_k)$$
$$= y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 5.6$$

$$b(2) = \sum_{k=1}^{4} (g_2(x_k)y_k) = \sum_{k=1}^{4} (\ln(x_k) * y_k)$$

$$k=1$$

$$-\ln(x) + \ln(x)$$

$$k=1$$

$$k=1$$

 $= \ln(x_1)v_1 + \ln(x_2)v_2 + \ln(x_3)v_3 + \ln(x_4)v_4 = 5.4917$

o sistema é:

$$\begin{bmatrix} 4 & 3.8286 \\ 3.8286 & 3.9356 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5.6 \\ 5.4917 \end{bmatrix}$$

Resolvendo o sistema, obtém se:

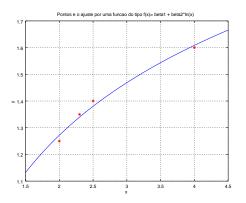
$$\beta_1 = 0.93499$$
 e $\beta_2 = 0.48582$

o sistema é:

$$\begin{bmatrix} 4 & 3.8286 \\ 3.8286 & 3.9356 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5.6 \\ 5.4917 \end{bmatrix}$$

Resolvendo o sistema, obtém se: $\beta_1 = 0.93499$ e $\beta_2 = 0.48582$ Portanto a função ajustada é : f(x) = 0.93499 + 0.48582 ln(x).

Trançando a função e os pontos :



RESUMINDO:

Dados um conjunto de n pontos no plano é possível obter uma função que descreva a relação entre a variável x e y pelo método dos mínimos quadrados.

O processo consiste em:

- Definir o tipo do modelo (a função para o ajuste). $f(x) = \beta_1 g_1(x) + \beta_2 g_2(x) + \dots + \beta_i g_i(x) + \dots + \beta_m g_m(x)$
- Montar o sistema linear $N\beta = b$, resultante da minimização dos quadrados dos resíduos.
- Resolver o sistema linear $N\beta = b$ de forma a obter os coeficientes β_i para aquele modelo escolhido.

Bibliografia Básica

- [1] Algoritmos Numéricos, Frederico F. Campos, Filho 2^a Ed., Rio de Janeiro, LTC, 2007.
- [2] Métodos Numéricos para Engenharia, Steven C. Chapa e Raymond P. Canale, Ed. McGraw-Hill, 5^a Ed., 2008.
- [3] Cálculo Numérico Aspectos Teóricos e Computacionais, Márcia A. G. Ruggiero e Vera Lúcia da Rocha Lopes, Ed. Pearson Education. 2ª Ed., 1996.