



# RECAPITULANDO

## Data Fitting = Ajuste de Dados

Processo:

- Escolha uma função conhecida para aproximar a função, em geral desconhecida, que é representada pelos dados.
- Proponha algum critério de ajuste comparando o valor proposto pelo modelo e o dado observado.
- Utilize esse critério para determinar os coeficientes da função conhecida (modelo).

Para uma tabela de  $m$  pontos:

$$\begin{array}{c} (x_1, y_1) \\ (x_2, y_2) \\ \vdots \\ (x_m, y_m) \end{array}$$

Deseja-se ajustar aos dados um modelo. Por exemplo, vamos tomar como referência a forma linear:  $f(x) = ax + b$

Para um par de valores  $a$  e  $b$  seria possível prever qual seria a aproximação do ajuste ao dado de entrada:  $f(x_i) = ax_i + b$

x	y	f(x)
$x_1$	$y_1$	$f(x_1)$
$x_2$	$y_2$	$f(x_2)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_m$	$y_m$	$f(x_m)$

Para cada ponto pode-se definir um resíduo:

$$\begin{aligned} R_i &= y_i - f(x_i) \\ i &= 1, \dots, m \end{aligned}$$

O resíduo pode ser visto como um vetor, onde cada componente representa o erro em relação a cada ponto da tabela de dados.

$$\vec{R} = (R_1, R_2, \dots, R_m)$$

Uma norma consiste numa função que associa um espaço vetorial a um escalar.

Dentre as normas existentes, a norma Euclidiana tem a forma

$$\|R\|_2 = \left[ \sum_{i=1}^m \{R_i\}^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

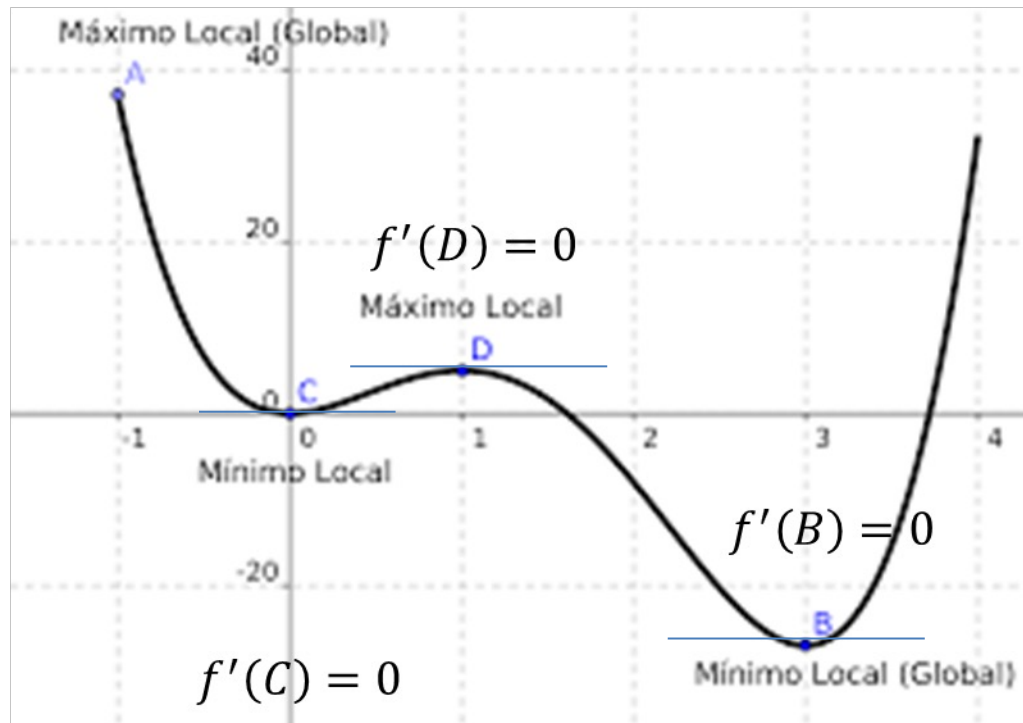
associada diretamente ao comprimento de vetores no  $\mathbb{R}_n$

Se a norma dos resíduos for nula (comprimento igual a zero) isso significa que cada componente é nula, ou seja o modelo passa por cada um dos pontos para a escolha de  $a$  e  $b$ .

Como o número de pontos é em geral maior que 2, a menos que os pontos estejam alinhados, não é possível que a norma seja nula. Portanto a melhor escolha viável é minimizar a norma.

## Pontos Extremos de Uma Função

Nos pontos extremos de uma função as derivadas (que equivalem a inclinação para funções de uma variável) tem valor nulo.



Essa relação é usada para a determinação dos pontos extremos (máximos ou mínimos)

A minimização da norma, ou do quadrado da norma, tem o mesmo efeito prático para a determinação dos coeficientes, com a facilidade do cálculo da derivada sem a necessidade de tratar com a raiz.

$$S = \|R\|_2^2 = \sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\}^2$$

Perceba que a função que representa o quadrado da norma dos resíduos,  $S$ , é dependente de  $a$  e  $b$ . Logo é uma função de duas variáveis.

Para o cálculo do mínimo é necessário usar o conceito de derivadas parciais:

A derivada parcial de uma função de  $n$  argumentos  $(x_1, \dots, x_n)$  pode ser representada através de um limite como sendo

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(x_1, \dots, x_n) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_1, \dots, x_i + h, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_n)}{h}.$$

Cada derivada parcial de uma função de várias variáveis é equivalente a derivada de uma função de apenas uma das variáveis tomando as remanescentes como constantes.

De acordo com o critério para os pontos extremos:

$$\frac{\partial S}{\partial a} = 0$$

$$\frac{\partial S}{\partial b} = 0$$

Derivadas parciais

Onde:  $S(a, b) = \sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\}^2$

Começando com a derivada parcial em relação a  $a$  :

$$\frac{\partial S}{\partial a} = \frac{\partial}{\partial a} \left[ \sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\}^2 \right] =$$

$$\sum_{i=1}^m 2\{y_i - (ax_i + b)\} (-x_i) = -2 \sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\} (x_i) = 0$$

$$\frac{\partial S}{\partial a} = -2 \sum_{i=1}^m \{y_i x_i - ax_i^2 - bx_i\} = 0 \quad \Rightarrow \quad \sum_{i=1}^m \{y_i x_i - ax_i^2 - bx_i\} = 0 \quad (i)$$

Analisando agora a derivada parcial em relação a  $b$ :

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial b} &= \frac{\partial}{\partial b} \left[ \sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\}^2 \right] = \\ \sum_{i=1}^m 2\{y_i - (ax_i + b)\} (-1) &= -2 \sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\} = 0\end{aligned}$$

logo

$$\sum_{i=1}^m \{y_i - (ax_i + b)\} = 0 \quad (\text{ii})$$



Reunindo as equações, distribuindo os somatórios e colocando de  $a$  e  $b$  em evidência:

$$a \sum_{i=1}^m x_i^2 + b \sum_{i=1}^m x_i = \sum_{i=1}^m y_i x_i$$

$$a \sum_{i=1}^m x_i + bm = \sum_{i=1}^m y_i$$

A solução desse sistema, equivale a resolver o problema de minimização do resíduo e conseqüentemente encontrar os coeficientes da reta que se ajusta aos pontos dados.

O sistema pode ser resolvido por qualquer processo. Como é pequeno pode ser feito por substituição, entrando com os valores dos somatórios nas respectivas posições da matriz, e do lado direito.

Uma outra alternativa é encontrar a solução analítica usando a Regra de Cramer e dispor de uma fórmula fechada para os coeficientes.


$$a = \frac{m \sum_{i=1}^m y_i x_i - \sum_{i=1}^m y_i \sum_{i=1}^m x_i}{m \sum_{i=1}^m x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m x_i\right)^2}$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^m x_i^2 \sum_{i=1}^m y_i - \sum_{i=1}^m y_i x_i \sum_{i=1}^m x_i}{m \sum_{i=1}^m x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m x_i\right)^2}$$

Para facilitar o cálculo manual foi sugerida uma organização de tabela e cálculos de somatórios.

$x$	$y$	$yx$	$x^2$	$f$	$y - f$	$\{y - f\}^2$
-----	-----	------	-------	-----	---------	---------------

$$\sum_{i=1}^m x_i \quad \sum_{i=1}^m y_i \quad \sum_{i=1}^m y_i x_i \quad \sum_{i=1}^m x_i^2$$


$$\left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2$$


$$den = m \sum_{i=1}^m x_i^2 - \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2$$


$$num_a = m \sum_{i=1}^m y_i x_i - \sum_{i=1}^m y_i \sum_{i=1}^m x_i$$

$$num_b = \sum_{i=1}^m x_i^2 \sum_{i=1}^m y_i - \sum_{i=1}^m y_i x_i \sum_{i=1}^m x_i$$

$$S = \sum_{i=1}^m \{(y_i - f(x_i))\}^2$$

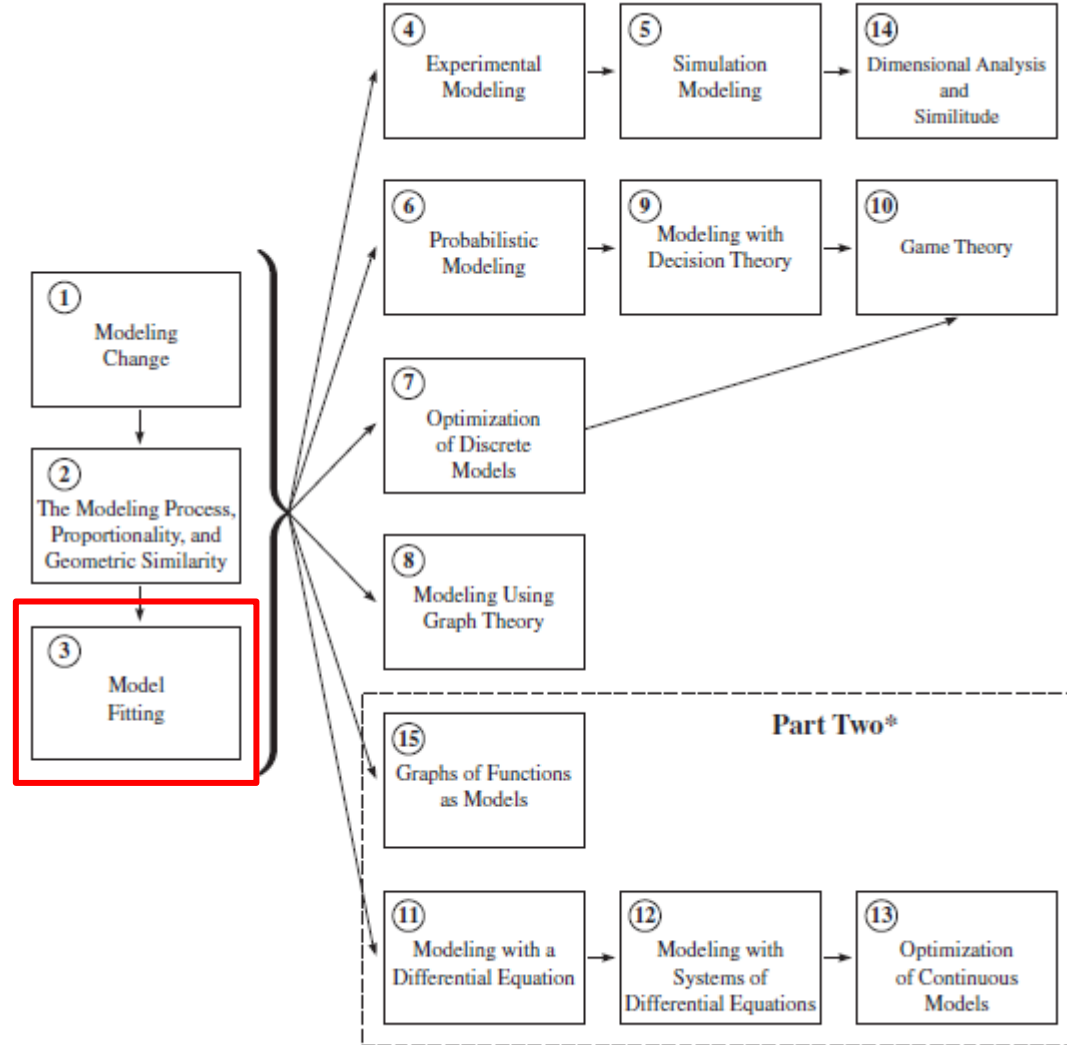
$$f(x) = ax + b$$


$$a = \frac{num_a}{den}$$

$$b = \frac{num_b}{den}$$


A First Course in  
**MATHEMATICAL MODELING**  
Fifth Edition

Frank R. Giordano  
William P. Fox  
Steven B. Horton



\*Part Two requires single-variable calculus as a corequisite.

Na aula anterior foi apresentado o Método dos Mínimos Quadrados (Linear):

1. Escolhe-se um modelo com uma relação linear de coeficientes:  $f(x) = f(x, a, b, c, \dots)$

2. Escreve-se a equação da norma do quadrado dos resíduos:

$$S = \|R\|_2^2$$

3. Deduz-se as equações através das respectivas derivadas parciais da equação da norma ao quadrado dos resíduos em relação aos coeficientes do modelo

$$\frac{\partial S}{\partial a} = 0, \frac{\partial S}{\partial b} = 0, \frac{\partial S}{\partial c} = 0, \dots$$

4. Resolve-se o sistema de equações

Considerando agora uma curva com o expoente definido (potência)

$$f(x) = ax^n$$

$n$  é especificado.

Nesse caso a norma do resíduo ao quadrado é:

Resíduo: 
$$S = \|R\|_2^2 = \sum_{i=1}^m \{y_i - ax_i^n\}^2$$

Calculando a derivada em relação a  $a$  (que não é parcial, pois só temos um parâmetro) :

$$\frac{dS}{da} = \frac{d}{da} \left[ \sum_{i=1}^m \{y_i - ax_i^n\}^2 \right] = \sum_{i=1}^m 2\{y_i - ax_i^n\} (-x_i^n) = -2 \sum_{i=1}^m \{y_i - ax_i^n\} (x_i^n) = 0$$

$$\frac{dS}{da} = -2 \sum_{i=1}^m \{y_i x_i^n - ax_i^{2n}\} = 0 \quad \Rightarrow \quad \sum_{i=1}^m \{y_i x_i^n - ax_i^{2n}\} = 0$$

$$\sum_{i=1}^m \{y_i x_i^n - a x_i^{2n}\} = 0$$

Segregando os somatórios:  $\sum_{i=1}^m y_i x_i^n - \sum_{i=1}^m a x_i^{2n} = 0$

Colocando  $a$  em evidência:  $\sum_{i=1}^m y_i x_i^n - a \sum_{i=1}^m x_i^{2n} = 0$

Como temos apenas uma equação o coeficiente pode ser facilmente obtido:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^m y_i x_i^n}{\sum_{i=1}^m x_i^{2n}}$$

Exemplo:

**Table 3.3** Data collected to fit  $y = Ax^2$ 

$x$	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5
$y$	0.7	3.4	7.2	12.4	20.1

 $n = 2$ 

$$a = \frac{\sum_{i=1}^m y_i x_i^n}{\sum_{i=1}^m x_i^{2n}}$$

$x$	$y$	$x^n$	$x^{2n}$	$y x^n$	$f$	$y - f$	$\{y - f\}^2$
-----	-----	-------	----------	---------	-----	---------	---------------

$$\sum_{i=1}^m x_i^{2n}$$

$$\sum_{i=1}^m y_i x_i^n$$

$$S = \sum_{i=1}^m \{(y_i - f(x_i))\}^2$$





In this case, the least-squares estimate  $a$  is given by

$$a = \frac{\sum x_i^2 y_i}{\sum x_i^4}$$

We compute  $\sum x_i^4 = 61.1875$ ,  $\sum x_i^2 y_i = 195.0$  to yield  $a = 3.1869$  (to four decimal places). This computation gives the least-squares approximate model

$$y = 3.1869x^2$$

When  $x = 2.25$ , the predicted value for  $y$  is 16.1337.

## Ajustes de Mínimos Quadrados Transformados:

Se a função escolhida para o ajuste for uma função não-linear, processo irá resultar num sistema não-linear.

Por exemplo, considerando uma função da forma:  $f(x) = ae^{bx}$

O resíduo teria a forma  $S = \|R\|_2^2 = \sum_{i=1}^m \{y_i - ae^{bx_i}\}^2$

Calculando as derivadas parciais:

$$\frac{\partial S}{\partial a} = \frac{\partial}{\partial a} \left[ \sum_{i=1}^m \{y_i - (ae^{bx_i})\}^2 \right] = \sum_{i=1}^m 2\{y_i - (ae^{bx_i})\} (-e^{bx_i}) = 0$$

$$\frac{\partial S}{\partial b} = \frac{\partial}{\partial b} \left[ \sum_{i=1}^m \{y_i - (ae^{bx_i})\}^2 \right] = \sum_{i=1}^m 2\{y_i - (ae^{bx_i})\} (-ax_i e^{bx_i}) = 0$$

Que resulta num sistema não-linear

Uma possibilidade é promover uma transformação de variáveis na função proposta de forma a recair numa função linear que possa ser facilmente aproximada usando o método dos mínimos quadrados.

Depois de resolvido o problema, aplica-se a transformação reversa, retornando as variáveis originais.

Usando letras diferentes por comodidade, e para evitar confusão, na forma:

$$y = \beta x^\alpha$$

Aplicando o logaritmo ...

*Relembrando as propriedades do logaritmos*

$$\text{Logaritmo: } \log_b a = x \Leftrightarrow b^x = a$$

$$\text{Logaritmo do produto: } \log_b(a \cdot c) = \log_b a + \log_b c$$

$$\text{Logaritmo do quociente: } \log_b \left( \frac{a}{c} \right) = \log_b a - \log_b c$$

$$\text{Logaritmo da potência: } \log_b(a^c) = c \cdot \log_b a$$

$$\text{Logaritmando igual a 1: } \log_b 1 = 0$$

$$\text{Logaritmando e bases iguais: } \log_b b = 1$$

$$\text{Mudança de base: } \log_b a = \frac{\log_c a}{\log_c b}$$

Usando as propriedades do logaritmo:

$$\ln(y) = \ln(\beta x^\alpha)$$

$$\ln(y) = \ln(\beta) + \ln(x^\alpha)$$

$$\ln(y) = \ln(\beta) + \alpha \ln(x)$$

Organizando:  $g(x) = \ln(y) = \alpha \ln(x) + \ln(\beta)$

Identificando os termos equivalentes de um ajuste linear:

$$f(\hat{x}) = \hat{y} = a\hat{x} + b$$

Pode-se usar a organização do problema linear e as expressões para as variáveis transformadas, calcular os coeficientes e depois aplicar as transformações inversas para extrair os coeficientes da função original.

$$g(x) = \ln(y) = \alpha \ln(x) + \ln(\beta)$$

$$f(\hat{x}) = \hat{y} = a\hat{x} + b$$

A tabela deve ser alterada para que a variável independente  $x$  e dependente  $y$  sejam substituídas por  $\ln(x)$  e  $\ln(y)$ .

$$\begin{array}{l} \ln(x) \rightarrow \hat{x} \\ \ln(y) \rightarrow \hat{y} \end{array} \quad \Rightarrow \quad f(\hat{x}) = \hat{y} = a\hat{x} + b$$

Calculados os coeficientes:

$$\begin{array}{l} \alpha \rightarrow a \\ \ln(\beta) \rightarrow b \end{array} \quad \Rightarrow \quad \begin{array}{l} \alpha = a \\ \beta = e^b \end{array}$$

Retomando o problema anterior com uma função mais geral:

$$f(x) = \beta x^\alpha$$

Com os mesmos dados:

<i>x</i>	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5
<i>y</i>	0.7	3.4	7.2	12.4	20.1

A tabela deve ser substituída pela equivalente em variáveis transformadas.





O exemplo da referência apresenta os resultados:

For the data displayed in Table 3.3 we get  $\sum \ln x_i = 1.3217558$ ,  $\sum \ln y_i = 8.359597801$ ,  $\sum (\ln x_i)^2 = 1.9648967$ ,  $\sum (\ln x_i)(\ln y_i) = 5.542315175$ , yielding  $n = 2.062809314$  and  $\ln \alpha = 1.126613508$ , or  $\alpha = 3.085190815$ . Thus, our least-squares best fit of Equation (3.8) is (rounded to four decimal places)

$$y = 3.0852x^{2.0628}$$

This model predicts  $y = 16.4348$  when  $x = 2.25$ . Note, however, that this model fails to be a quadratic like the one we fit previously.

Usando a potência fixada, o modelo, como vimos anteriormente, resulta em:

$$y = 3.1869x^2$$

### 3.3 PROBLEMS



4. Make an appropriate transformation to fit the model  $P = ae^{bt}$  using Equation (3.4). Estimate  $a$  and  $b$ .

$t$	7	14	21	28	35	42
$P$	8	41	133	250	280	297

Calcule a soma do quadrado dos resíduos.

3. Derive the equations that minimize the sum of the squared deviations between a set of data points and the quadratic model  $y = c_1x^2 + c_2x + c_3$ . Use the equations to find estimates of  $c_1$ ,  $c_2$ , and  $c_3$  for the following set of data.

$x$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
$y$	0.06	0.12	0.36	0.65	0.95

- Aplique a transformação de variáveis
- Faça as derivadas parciais
- Escreva as equações normais
- Resolva o sistema e encontre os coeficientes
- Utilize os dados e calcule a soma do quadrado dos resíduos

Fim Aula 12