

# A Geometria da Regressão Linear

Carlos Gomes

Escola Secundária de Amarante

## CITAÇÃO

Gomes, C. (2020)

A Geometria da Regressão Linear,

*Rev. Ciência Elem.*, V8(04):054.

[doi.org/10.24927/rce2020.054](https://doi.org/10.24927/rce2020.054)

## EDITOR

José Ferreira Gomes,

Universidade do Porto

## EDITOR CONVIDADO

João Lopes dos Santos

Universidade do Porto

## RECEBIDO EM

25 de abril de 2020

## ACEITE EM

28 de abril de 2020

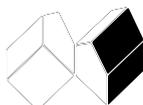
## PUBLICADO EM

## COPYRIGHT

© Casa das Ciências 2020.

Este artigo é de acesso livre, distribuído sob licença Creative Commons com a designação [CC-BY-NC-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/), que permite a utilização e a partilha para fins não comerciais, desde que citado o autor e a fonte original do artigo.

[rce.casadasciencias.org](https://rce.casadasciencias.org)



A regressão linear é um tema normalmente explorado (nas escolas) com recurso a uma calculadora científica gráfica ou software da moda (*GeoGebra* ou *Desmos*, por exemplo), ficando os estudantes com a tarefa aborrecida de introduzir números em listas e obter como recompensa uma equação que utilizam para fazer previsões num dado contexto. O que aqui se trata é de mostrar o grande valor didático deste problema, mobilizando conhecimentos que os alunos detêm para aclarar, do ponto de vista geométrico, o que está em causa em todo este processo que decorre nos “bastidores” da tecnologia.

## A geometria do problema

O problema que consiste na determinação da reta que melhor se ajusta a uma dada nuvem de  $n$  pontos  $(x_i, y_i)$  é tradicionalmente tratado como o problema de encontrar os

parâmetros  $a$  e  $b$  da equação  $y = ax + b$  que minimizam a soma  $S = \sum_{i=1}^n d_i^2$ , em

que os  $d_i$  são as diferenças entre os valores observados e os valores do modelo, isto é,  $d_i = y_i - ax - b$ .

Sejam  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$  os dados observados (nuvem de pontos na FIGURA 1). Para a determinação do parâmetro  $a$  (declive da reta), seria “simpático” que a nuvem tivesse o seu centro de massa na origem do referencial, isto é, no ponto de coordenadas  $(0; 0)$ . Isto porque libertar-nos-íamos do parâmetro  $b$  da equação da reta, o que parece reduzir a dificuldade do problema, pois, nesta condições, o modelo associado à reta de regressão seria  $y = ax$ . Para fazer com que o centro de massa da nuvem se desloque para a origem, é suficiente efetuarmos uma translação de toda a nuvem de pontos segundo o vetor  $(-\bar{x}, -\bar{y})$ , ou seja, basta subtrairmos o centro de massa  $(\bar{x}, \bar{y})$  a todos os pontos da nuvem. Obtém-se assim uma nova nuvem de pontos da forma  $(x_i - \bar{x}, y_i - \bar{y})$  cujo centro de massa é  $(0; 0)$ .

Fazendo  $x_i - \bar{x} = \tilde{x}_i$  e  $y_i - \bar{y} = \tilde{y}_i$ , a nuvem sobre a qual o trabalho prossegue será  $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ , com  $i = 1, 2, \dots, n$ , cuja reta de regressão tem o mesmo declive que a reta de regressão da nuvem original, em consequência da translação efetuada.

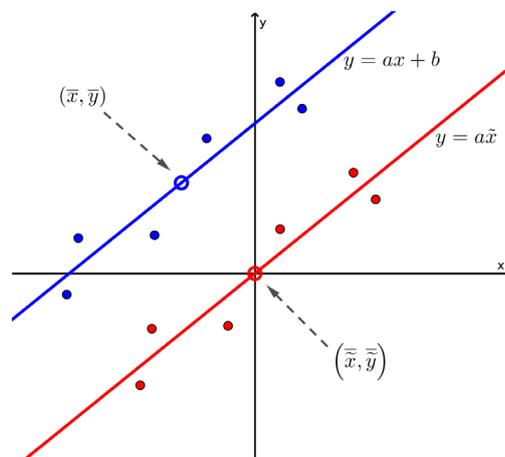


FIGURA 1. Translação da nuvem de pontos.

A nova nuvem é constituída por pontos da forma  $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$  e os pontos da forma  $(\tilde{x}_i, a\tilde{x}_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , são os pontos sobre a reta  $\tilde{y} = a\tilde{x}$ , que coincidiriam com os primeiros caso a correlação fosse perfeita. Os  $n$  vetores  $\vec{u}_i = (\tilde{x}_i, a\tilde{x}_i)$  determinados por estes pontos são colineares. Mas aqui, uma mudança de dimensão vai tornar o trabalho mais simples: em vez de considerarmos estes  $n$  vetores de dimensão 2, utilizamos os dados organizados em vetores de dimensão  $n$ :

$$\begin{aligned} \vec{i} &= (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n), \\ \vec{j} &= (a\tilde{x}_1, a\tilde{x}_2, \dots, a\tilde{x}_n), \\ &e \\ \vec{u} &= (\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_n). \end{aligned}$$

Os vetores  $\vec{i}$  e  $\vec{j}$  são colineares:

$$\begin{aligned} \vec{j} &= (a\tilde{x}_1, a\tilde{x}_2, \dots, a\tilde{x}_n) \\ &= a(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n) \\ &= a\vec{i}. \end{aligned} \tag{1}$$

Para além do mais, o escalar  $a$  em (1) é precisamente o declive da reta procurada! Assim, determinar  $a$  será equivalente a determinar (algo sobre)  $\vec{j}$ , agora num espaço de dimensão  $n$ , (veja-se o apêndice da versão eletrónica para clarificação deste ponto).

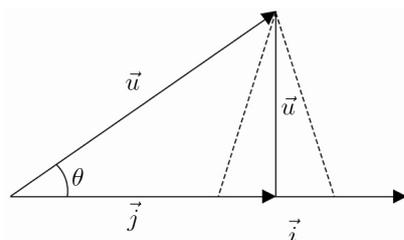


FIGURA 2. Vetores num espaço de dimensão  $n$ .

Repare-se que  $\vec{u} - \vec{j} = (\tilde{y}_1 - a\tilde{x}_1, \dots, \tilde{y}_n - a\tilde{x}_n)$  não é mais do que o vetor dos resíduos, isto é, o vetor cujas componentes são as diferenças entre os dados observados e os dados teóricos da nova nuvem. Ora, o que se pretende é que a norma (ou distância)  $\|\vec{u} - \vec{j}\|$  seja mínima. Isto só acontecerá se  $\vec{u} - \vec{j}$  for normal a  $\vec{i}$  (como sugere a FIGURA 2). Para que tal aconteça,  $\vec{j}$  tem de ser a projeção de  $\vec{u}$  sobre  $\vec{i}$ . Logo, o produto escalar de  $\vec{u} - \vec{j}$  com  $\vec{i}$  tem de ser nulo, retirando-se desta condição o valor do multiplicador  $a$ , declive da reta de regressão:

$$\begin{aligned} & (\vec{u} - \vec{j}) \cdot \vec{i} = 0 \\ \Leftrightarrow & (\vec{u} - a\vec{i}) \cdot \vec{i} = 0 \quad (\vec{j} = a\vec{i}, \text{ de (1)}) \\ \Leftrightarrow & \vec{u} \cdot \vec{i} - a\vec{i} \cdot \vec{i} = 0 \\ \Leftrightarrow & a = \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{i}\|^2} \quad (\vec{i} \cdot \vec{i} = \|\vec{i}\|^2). \end{aligned} \tag{2}$$

Depois de se calcular  $a$  através de (2), a determinação do parâmetro  $b$  é um simples exercício: dado que  $(\bar{x}, \bar{y})$  pertence à reta procurada, ele terá de satisfazer a condição  $y = ax + b$ . Daqui se retira que  $b = \bar{y} - a\bar{x}$ .

## Exemplos de aplicação

### Exemplo 1

Vejamos a aplicação destes resultados a um exercício típico de um manual escolar.

*Existirá alguma relação entre a temperatura e a quantidade de chuva que cai em Amarante? Para responder a esta pergunta vamos comparar num gráfico de correlação as temperaturas médias (°C) dos vários meses do ano com a pluviosidade média (mm).*

TABELA 1. Valores de temperatura e pluviosidade; à esquerda, dados originais, à direita dados transladados.

Temperatura	Pluviosidade	Temperatura ( $\vec{i}$ )	Pluviosidade ( $\vec{u}$ )
11.3	122	-5.3417	57.0833
12.0	108	-4.6417	43.0833
13.5	101	-3.1417	36.0833
15.2	54	-1.4417	-10.917
17.6	44	0.9583	-20.9167
20.0	22	3.3583	-42.9167
22.2	4	5.5583	-60.9167
22.5	6	5.8583	-58.9167
21.3	29	4.6583	-35.9167
18.3	80	1.6583	15.08333
14.2	102	-2.4417	37.08333
11.6	107	-5.0417	42.08333

Neste exemplo, a tabela da esquerda é dada e a da direita foi calculada por nós. O centróide da nuvem de pontos é  $(\bar{x}, \bar{y}) = (16.6417, 64.9167)$ . Os vetores  $\vec{u}$  e  $\vec{i}$  são as colunas da tabela da direita, depois de efetuada a translação da nuvem original: são vetores num espaço de dimensão 12.

De acordo com as conclusões da secção anterior, os parâmetros da equação da reta de regressão  $y = ax + b$  podem ser calculados do seguinte modo:

$$\begin{aligned}
 a &= \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{i}\|^2} \\
 &\approx \frac{-1895.4583}{195.2692} \\
 &\approx -9.7069, \\
 b &= \bar{y} - a\bar{x} \\
 &\approx 64.9167 + 9.7069 \times 16.6417 \\
 &\approx 226.4557.
 \end{aligned}$$

Assim,  $y \approx -9.7069x + 226.4557$  será a equação da reta de regressão e, com ela, podemos fazer estimativas no contexto do problema.

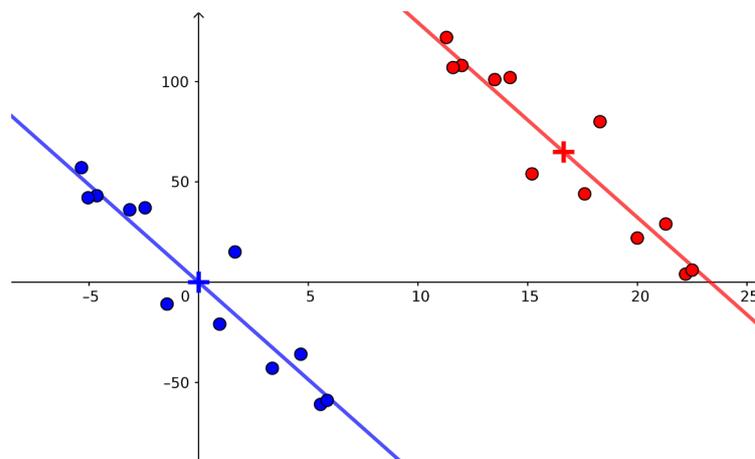


FIGURA 3. Retas de ajuste a dados de temperatura e pluviosidade.

Note-se que o produto escalar de dois vectores de dimensão  $n$  não é mais do que a soma dos produtos das correspondentes componentes desses vectores (uma generalização do que se faz para  $n = 2$  ou  $n = 3$ , na disciplina de Matemática A no Ensino Secundário), ou seja, se  $\vec{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  e  $\vec{b} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ ,

$$\vec{a} \cdot \vec{b} = a_1 \times b_1 + a_2 \times b_2 + \dots + a_n \times b_n = \sum_{i=1}^n a_i \times b_i$$

Também a norma de um vector de dimensão  $n$  é uma generalização da norma de vectores em 2 e 3 dimensões, isto é,

$$\|\vec{a}\| = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2}$$

assim, no presente exemplo,  $\vec{u} \cdot \vec{i}$  corresponde a efectuar a soma dos produtos dos elementos correspondentes de cada linha da tabela da direita.

## Exemplo 2

Neste exemplo, aplicaremos os conceitos anteriores à construção de um modelo linear do número de infectados pelo novo coronavírus em função do tempo decorrido no período de 8 a 31 de maio. Aqui, o centro de massa é dado pelas coordenadas do ponto  $(\bar{x}, \bar{y}) = (11.5, 29648.583)$  e os vetores  $\vec{i}$  e  $\vec{u}$  habitam um espaço de dimensão 24 (colunas da tabela da direita).

TABELA 2. Total de infectados em função dos dias; à esquerda dados originais; à direita dados transladados.

Nº de dias	Nº de infectados	Nº de dias $\vec{i}$	Nº de infectados $\vec{u}$
67	27268	-11.5	-2380.583
68	27406	-10.5	-2242.583
69	27581	-9.5	-2067.583
70	27679	-8.5	-1969.583
71	27913	-7.5	-1735.583
...	...	...	...
87	31596	8.5	1947.417
88	31946	9.5	2297.417
89	32203	10.5	2554.417
90	32500	11.5	2851.417

O produto escalar é  $\vec{u} \cdot \vec{i} \simeq 261980$  (soma dos produtos dos elementos de cada linha da tabela de baixo). O quadrado da norma do vetor  $\vec{i}$  (quadrância de  $\vec{i}$ ) é  $\|\vec{i}\|^2 = 1150$ .

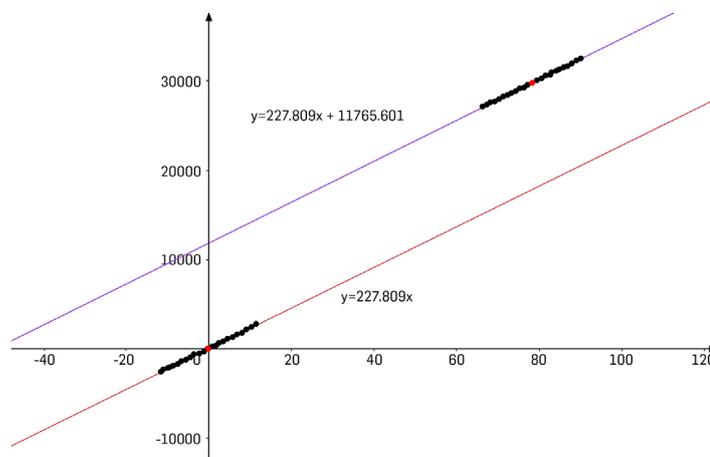


FIGURA 4. Análise de dados de infectados com modelo linear.

Assim, com  $a = \frac{261980}{1150} \simeq 227.809$  e  $b = \bar{y} - a\bar{x} \simeq 11765.601$ , obtemos a equação da reta mostrada na figura acima.

O leitor pode criar uma lição no *Geogebra Classroom* com este exemplo, seguindo para <https://www.geogebra.org/m/ncpffvne>.

## Coefficiente de correlação linear

O *coeficiente de correlação* é uma medida que pretende determinar o grau de alinhamento dos dados. Sobre ele costumam ser colocadas duas questões:

- Por que razão varia no intervalo  $[-1, 1]$ ?
- Por que razão a correlação entre as variáveis é tanto mais forte quanto mais próximo de  $-1$  ou de  $1$  se encontra o coeficiente? Não seria razoável pensarmos que quanto mais próximo de zero mais forte será a correlação, uma vez que ele mede o grau de proximidade dos dados em relação à reta?!

Repare-se que o coeficiente de correlação, sendo uma medida do alinhamento dos dados, deve estar relacionado com o "grau de colinearidade" entre os vetores  $\vec{u}$  e  $\vec{i}$ , referentes aos dados transladados (note que a correlação não depende da nuvem que se considera, uma vez que a operação de translação efetuada à nuvem inicial garante a manutenção das relações entre os dados observados e os teóricos). E uma forma natural de medir este "grau de colinearidade" é estudando o ângulo  $\theta$  que  $\vec{u}$  e  $\vec{i}$  formam entre si (ver FIGURA 2). (Note que em tudo o que se segue se pode substituir a unidade grau por rad.). Assim,  $\theta$  poderia ser usado com legitimidade como medida do grau de alinhamento dos dados, ou seja, como coeficiente de correlação. O diagrama da FIGURA 5 resume a variação deste coeficiente de correlação.

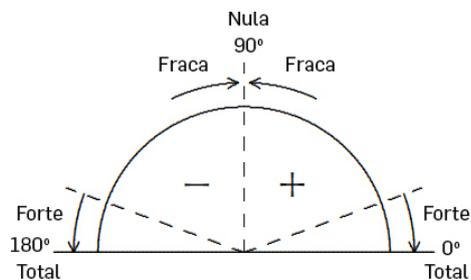


FIGURA 5. Coeficiente de correlação  $\theta$ .

Visto que  $\cos\theta = \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{u}\| \|\vec{i}\|}$ ,  $\theta$  pode ser obtido através de

$$\theta = \arccos \left( \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{u}\| \|\vec{i}\|} \right). \quad (3)$$

No exemplo 1 da secção anterior, o coeficiente de correlação  $\theta$  é

$$\theta = \arccos \left( \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{u}\| \|\vec{i}\|} \right) = \arccos \left( \frac{-1895.4583}{143.7391 \times 13.9739} \right) = 160.68^\circ \text{ (forte Negativa?)}$$

e no segundo exemplo,  $\theta = \arccos\left(\frac{2,61980}{2,62579.265}\right) = \arccos(0.998) \simeq 3.62^\circ$   
(Muito forte, positiva?).

No entanto, na literatura sobre o assunto,  $\theta$  é convenientemente substituído pelo seu cosseno (porquê?), e assim se compreende a sua variação tal como encontramos nos manuais:

$$0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ \Rightarrow -1 \leq \cos\theta \leq 1 \Leftrightarrow -1 \leq \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{u}\| \|\vec{i}\|} \leq 1.$$

Uma fórmula que normalmente acompanha os manuais para determinar o valor do coeficiente de correlação,  $r$ , é

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n y_i)}{n}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n}\right) \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n}\right)}} \quad (4)$$

Sendo (4) equivalente a

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

fica estabelecida a igualdade

$$r = \frac{\vec{u} \cdot \vec{i}}{\|\vec{u}\| \|\vec{i}\|} = \cos\theta$$

## Apêndice

A interpretação geométrica que se explora neste texto tem como elemento essencial a translação da nuvem de pontos original para uma nuvem de pontos com centro de massa na origem do referencial. Esta operação faz com que os dados transladados cumpram

$$\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i = 0 \quad \text{e} \quad \sum_{i=1}^n \tilde{y}_i = 0.$$

Reescrevendo estas condições, ficamos com

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \tilde{x}_i = 0 &\Leftrightarrow 1 \times \tilde{x}_1 + 1 \times \tilde{x}_2 + \dots + 1 \times \tilde{x}_n = 0 \\ &\Leftrightarrow \vec{w} \cdot \vec{i} = 0 \\ \sum_{i=1}^n \tilde{y}_i = 0 &\Leftrightarrow 1 \times \tilde{y}_1 + 1 \times \tilde{y}_2 + \dots + 1 \times \tilde{y}_n = 0 \\ &\Leftrightarrow \vec{w} \cdot \vec{u} = 0 \end{aligned}$$

que, do ponto de vista geométrico, permitem afirmar que os vectores  $\vec{i}$  e  $\vec{u}$  (e, consequentemente,  $\vec{j}$ ) são perpendiculares ao vector unitário  $w = (1, 1, \dots, 1)$ . Assim,  $\vec{i}$ ,  $\vec{j}$  e  $\vec{u}$  habitam o hiperplano de dimensão  $n - 1$ , normal ao vector unitário  $\vec{w}$ . Este facto não altera a argumentação seguida pois no hiperplano de dimensão  $n - 1$  continuamos a querer reduzir ao mínimo a norma de  $\vec{u} - \vec{j}$  e a condição continua a ser a ortogonalidade deste vector a  $\vec{j}$ .

No caso em que a amostra observada é constituída apenas por dois pontos,  $\vec{i}$ ,  $\vec{j}$  e  $\vec{u}$  são colineares e a correlação é perfeita, como seria de esperar. Para a situação em que  $n = 3$ , pode manipular e descarregar a animação GeoGebra em <https://www.geogebra.org/m/muxygsbz>.

## Conclusão

Ao longo dos anos, o tema da regressão linear tem sido tratado nas nossas escolas, quase exclusivamente, como uma manipulação de fórmulas, à qual a tecnologia veio retirar algum desse desprazer salvando, por um lado, os alunos dos cálculos fastidiosos, mas atirando-os, por outro, para uma cegueira determinada pela calculadora gráfica. O que aqui se quis mostrar foi que essas abordagens tradicionais ao tema podem, com enormes vantagens, serem substituídas por uma abordagem geométrica sólida, coerente e palpável, em que a única novidade (mas não surpresa) reside na generalização de conceitos de geometria analítica a espaços de dimensão superior a três. Para além disso, abre também espaço à compreensão dos “bastidores” da calculadora gráfica, permitindo que os alunos olhem para ela como uma biblioteca de algoritmos que podem compreender e até criar.

## REFERÊNCIAS

<sup>1</sup> SIMON, S., <http://www.pmean.com/10/LeastSquares.html>. 2019.

<sup>2</sup> SALAS, J.M., *Elementos de Matematicas*, 6.a edición, págs 177-190.

<sup>3</sup> RIBEIRO, H., et al., *A Regressão Linear Simples no Ensino Secundário*. *Gazeta de Matemática da SPM*, no 168, pág. no 42. 2012.

<sup>4</sup> MARTINS, M., *Regressão Linear Simples*. 2019.