Modelo de Regressão Linear Simples

Prof. Juvêncio Santos Nobre

Departamento de Estatística e Matemática Aplicada

Universidade Federal do Ceará-Brasil

 $http://www.dema.ufc.br/{\sim} juvencio$

DEMA-UFC

Capital do Ceará, agosto de 2022

Conteúdo

- 1 Forma funcional e suposições
- 2 Método de Mínimos Quadrados
 - Uso da variável centralizada
- 3 Decomposição da Soma de Quadrados Total
 - Coeficiente de determinação
 - ANOVA
- 4 ICs e Testes de hipóteses para os parâmetros de regressão
- 5 Predição
 - Valor médio
 - Previsão de uma nova observação
- 6 Modelos com intercepto nulo
- 7 Transformações estabilizadoras da variância e Modelos linearizáveis

■ O modelo de regressão linear simples (MRLS) admite a seguinte forma funcional

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i, i = 1, \dots, n,$$
 (1)

- \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i denota o valor da variável resposta (explicativa) referente ao i-ésimo elemento da amostra.
- e; representa a fonte de variação associada ao i-ésimo elemento da amostra.

O modelo de regressão linear simples (MRLS) admite a seguinte forma funcional

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i, i = 1, ..., n,$$
 (1)

- \blacksquare y_i (x_i) denota o valor da variável resposta (explicativa) referente ao i-ésimo elemento da amostra.
- e; representa a fonte de variação associada ao i-ésimo elemento da amostra.

O modelo de regressão linear simples (MRLS) admite a seguinte forma funcional

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i, i = 1, \dots, n,$$
 (1)

- $y_i(x_i)$ denota o valor da variável resposta (explicativa) referente ao *i*-ésimo elemento da amostra.
- lacksquare eta_0 e eta_1 são parâmetros desconhecidos, denominados parâmetros (coeficientes) de regressão.
- e; representa a fonte de variação associada ao i-ésimo elemento da amostra.

O modelo de regressão linear simples (MRLS) admite a seguinte forma funcional

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i, i = 1, ..., n,$$
 (1)

- y_i (x_i) denota o valor da variável resposta (explicativa) referente ao *i*-ésimo elemento da amostra.
- e; representa a fonte de variação associada ao i-ésimo elemento da amostra.

- Ao estabelecer o MRLS, pressupomos que:
 - i) A função de regressão é linear (nos parâmetros). É comum, apesar de formalmente incorreta, nos textos aparecer a relação entre y_i e x_i é linear nos parâmetros.
 - ii) Os valores de x_i são fixos, i.e., x_i não é uma variável aleatória.
 - iii) $\mathbb{E}[e_i] = 0$, $\forall i = 1, ..., n$. Na verdade, tal suposição deveria ser escrita como (o que acaba implicando a anterior) $\mathbb{E}[e_i|x_i] = 0, \forall i = 1, ..., n$.
 - iv) Para um dado valor de x_i , a variância da fonte de variação é constante, i.e.,

$$\operatorname{Var}[e_i] = \mathbb{E}[e_i^2] = \sigma^2, \forall i = 1, \dots, n \ (\mathbf{Homoscesdaticidade}).$$

Na verdade, tal suposição deveria ser escrita como

$$\operatorname{Var}[y_i|x_i] = \operatorname{Var}[e_i|x_i] = \sigma^2, \forall i = 1, \dots, n.$$

v) A fonte de variação associada a uma observação é não-correlacionada com a fonte de variação associada de outra observação, i.e.,

$$\mathrm{Cov}(e_i,e_j) = \mathbb{E}[e_ie_j] = 0, \forall i \neq j.$$

■ As suposições iv) e v) podem ser reescritas de sucintamente da seguinte forma

$$Cov(e_i, e_j) = \sigma^2 \mathbb{1}(i = j), \forall i, j = 1, \ldots, n.$$

- Perceba que no MRLS (1) assume-se essencialmente que a fonte de variação está relacionada somente a variável resposta, i.e, a variável explicativa é medida sem erro, ou seja, com completa exatidão. Isso é razoável no contexto prático?
- Se tivermos uma fonte de variação também associada a variável explicativa x_i, teremos essencialmente um *modelo com erro de medida/erro nas variáveis.* ●

As suposições iv) e v) podem ser reescritas de sucintamente da seguinte forma

$$Cov(e_i, e_i) = \sigma^2 \mathbb{1}(i = j), \forall i, j = 1, \dots, n.$$

- Perceba que no MRLS (1) assume-se essencialmente que a fonte de variação está relacionada somente a variável resposta, i.e, a variável explicativa é medida sem erro, ou seja, com completa exatidão. Isso é razoável no contexto prático?
- Se tivermos uma fonte de variação também associada a variável explicativa x_i, teremos essencialmente um *modelo com erro de medida/erro nas variáveis.* ●

As suposições iv) e v) podem ser reescritas de sucintamente da seguinte forma

$$Cov(e_i, e_i) = \sigma^2 \mathbb{1}(i = j), \forall i, j = 1, \dots, n.$$

- Perceba que no MRLS (1) assume-se essencialmente que a fonte de variação está relacionada somente a variável resposta, i.e, a variável explicativa é medida sem erro, ou seia, com completa exatidão. Isso é razoável no contexto prático? ☺️
- Se tivermos uma fonte de variação também associada a variável explicativa x_i , teremos essencialmente um *modelo com erro de medida/erro nas variáveis*. ●

 Para efeito de inferência de segunda ordem exata, i.e., construção de IC, testes de hipóteses, é comum considerar também que

$$e_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), i = 1, \ldots, n.$$

Lembrando, que correlação nula implica independência sob a suposição de normalidade
multivariada, então usando as suposições iv) e v) adicionada com a suposição acima, temos

$$e_i \stackrel{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma^2), i = 1, \dots, n$$

 Usando o fato que a distribuição normal é fechada por transformações lineares, então sob as suposições usuais do MRLS adicionada a suposição de normalidade, tem-se

$$y_i \stackrel{\text{ind}}{\sim} \mathcal{N}(\beta_0 + \beta_1 x_i, \sigma^2), i = 1, \dots, n$$



 Para efeito de inferência de segunda ordem exata, i.e., construção de IC, testes de hipóteses, é comum considerar também que

$$e_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), i = 1, \ldots, n.$$

 Lembrando, que correlação nula implica independência sob a suposição de normalidade multivariada, então usando as suposições iv) e v) adicionada com a suposição acima, temos

$$e_i \stackrel{\mathrm{iid}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma^2), i = 1, \ldots, n.$$

 Usando o fato que a distribuição normal é fechada por transformações lineares, então sob as suposições usuais do MRLS adicionada a suposição de normalidade, tem-se

$$y_i \stackrel{\text{ind}}{\sim} \mathcal{N}(\beta_0 + \beta_1 x_i, \sigma^2), i = 1, \dots, n$$



 Para efeito de inferência de segunda ordem exata, i.e., construção de IC, testes de hipóteses, é comum considerar também que

$$e_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), i = 1, \ldots, n.$$

 Lembrando, que correlação nula implica independência sob a suposição de normalidade multivariada, então usando as suposições iv) e v) adicionada com a suposição acima, temos

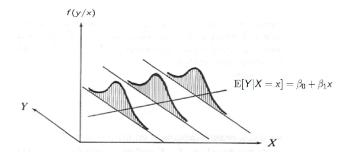
$$e_i \stackrel{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma^2), i = 1, \ldots, n.$$

 Usando o fato que a distribuição normal é fechada por transformações lineares, então sob as suposições usuais do MRLS adicionada a suposição de normalidade, tem-se

$$y_i \stackrel{\text{ind}}{\sim} \mathcal{N}(\beta_0 + \beta_1 x_i, \sigma^2), i = 1, \ldots, n.$$



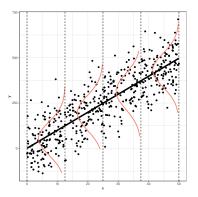
MRLS - Ilustração gráfica



Fonte: Hoffman (2006, Análise de regressão)

MRLS - Ilustração gráfica

Figura: Ilustração gráfica para um exemplo de dados simulados usando o ggplot2.



■ Sob as suposições usuais do MRLS, tem-se

$$\mathbb{E}[y_i|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x, i = 1, \dots, n.$$

- É válido ressaltar que quando a amplitude amostral não inclui o zero (ou quando não fizer sentido considerar x = 0), então β_0 não possui interpretação prática, sendo necessário centralizar a variável explicativa para tal
- $\beta_1 = \mathbb{E}[y_i|X=a+1] \mathbb{E}[y_i|X=a], \forall a \in \mathbb{R}$, i.e., β_1 representa a variação no valor esperado da variável resposta, quando a variável explicativa é acrescida de uma unidade de medida.

■ Sob as suposições usuais do MRLS, tem-se

$$\mathbb{E}[y_i|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x, i = 1, \dots, n.$$

- É válido ressaltar que quando a amplitude amostral não inclui o zero (ou quando não fizer sentido considerar x = 0) , então β_0 não possui interpretação prática, sendo necessário centralizar a variável explicativa para tal.
- $\beta_1 = \mathbb{E}[y_i|X=a+1] \mathbb{E}[y_i|X=a], \forall a \in \mathbb{R}$, i.e., β_1 representa a variação no valor esperado da variável resposta, quando a variável explicativa é acrescida de uma unidade de medida.

Sob as suposições usuais do MRLS, tem-se

$$\mathbb{E}[y_i|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x, i = 1, \dots, n.$$

- $B_0 = \mathbb{E}[y_i|X=0].$
- É válido ressaltar que quando a amplitude amostral não inclui o zero (ou quando não fizer sentido considerar x=0) , então β_0 não possui interpretação prática, sendo necessário centralizar a variável explicativa para tal.
- $\beta_1 = \mathbb{E}[y_i|X=a+1] \mathbb{E}[y_i|X=a], \forall a \in \mathbb{R}$, i.e., β_1 representa a variação no valor esperado da variável resposta, quando a variável explicativa é acrescida de uma unidado do medido.

Sob as suposições usuais do MRLS, tem-se

$$\mathbb{E}[y_i|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x, i = 1, \dots, n.$$

- $B_0 = \mathbb{E}[y_i|X=0].$
- É válido ressaltar que quando a amplitude amostral não inclui o zero (ou quando não fizer sentido considerar x=0) , então β_0 não possui interpretação prática, sendo necessário centralizar a variável explicativa para tal.
- $\beta_1 = \mathbb{E}[y_i|X=a+1] \mathbb{E}[y_i|X=a], \forall a \in \mathbb{R}$, i.e., β_1 representa a variação no valor esperado da variável resposta, quando a variável explicativa é acrescida de uma unidade de medida

Exemplos - Interpretação dos parâmetros

Exemplo 1: Para os casos abaixo, apresente interpretações práticas dos parâmetros do MRLS:

- i) Renda vs. anos estudados (efetivos).
- ii) Peso vs altura.
- iii) Tempo de processamento vs # de faturas.
- iv) Faturamento da empresa vs investimento com propaganda.
- v) Pressão arterial sistólica (mmHg) vs idade (anos).