

Econometria Aplicada

Regressão linear: simples e múltipla

João Ricardo Costa Filho

Econometria Aplicada

O que vocês esperam deste curso?

"The most important questions of life are, for the most part, really only problems in probability."

Laplace (1812)

"In God we trust. All others must bring data."

William Edwards Deming

Tipos de dados

- Cross-section.

Tipos de dados

- Cross-section.
- Dados em painel.

Tipos de dados

- Cross-section.
- Dados em painel.
- Série de tempo

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla
- Aula 2 - Regressão linear múltipla e formas funcionais

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla
- Aula 2 - Regressão linear múltipla e formas funcionais
- Aula 3 - Modelos de probabilidade (Probit e Logit)

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla
- Aula 2 - Regressão linear múltipla e formas funcionais
- Aula 3 - Modelos de probabilidade (Probit e Logit)
- Aula 4 - Variáveis Instrumentais

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla
- Aula 2 - Regressão linear múltipla e formas funcionais
- Aula 3 - Modelos de probabilidade (Probit e Logit)
- Aula 4 - Variáveis Instrumentais
- Aula 5 - Modelos com dados em painel

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla
- Aula 2 - Regressão linear múltipla e formas funcionais
- Aula 3 - Modelos de probabilidade (Probit e Logit)
- Aula 4 - Variáveis Instrumentais
- Aula 5 - Modelos com dados em painel
- Aula 6 - Introdução à séries temporais

A nossa jornada

- Aula 1 - Regressão linear: simples e múltipla
- Aula 2 - Regressão linear múltipla e formas funcionais
- Aula 3 - Modelos de probabilidade (Probit e Logit)
- Aula 4 - Variáveis Instrumentais
- Aula 5 - Modelos com dados em painel
- Aula 6 - Introdução à séries temporais
- Aula 7 - Modelos ARIMA

- Vocês são os protagonistas do próprio aprendizado.

- **Vocês são os protagonistas do próprio aprendizado.**
- Há evidências de que os alunos aprendem mais com métodos ativos, embora muitas vezes prefiram aulas meramente expositivas. Surge o nosso primeiro conflito.

- **Vocês são os protagonistas do próprio aprendizado.**
- Há evidências de que os alunos aprendem mais com métodos ativos, embora muitas vezes prefiram aulas meramente expositivas. Surge o nosso primeiro conflito.
- Pessoas diferentes respondem à estímulos de maneira diferente.

- **Vocês são os protagonistas do próprio aprendizado.**
- Há evidências de que os alunos aprendem mais com métodos ativos, embora muitas vezes prefiram aulas meramente expositivas. Surge o nosso primeiro conflito.
- Pessoas diferentes respondem à estímulos de maneira diferente.
- A importância de (saber) resolver problemas.

- **Vocês são os protagonistas do próprio aprendizado.**
- Há evidências de que os alunos aprendem mais com métodos ativos, embora muitas vezes prefiram aulas meramente expositivas. Surge o nosso primeiro conflito.
- Pessoas diferentes respondem à estímulos de maneira diferente.
- A importância de (saber) resolver problemas.
- A importância do **silêncio** (não, não é sobre o que você pensa).

- **Vocês são os protagonistas do próprio aprendizado.**
- Há evidências de que os alunos aprendem mais com métodos ativos, embora muitas vezes prefiram aulas meramente expositivas. Surge o nosso primeiro conflito.
- Pessoas diferentes respondem à estímulos de maneira diferente.
- A importância de (saber) resolver problemas.
- A importância do **silêncio** (não, não é sobre o que você pensa).
- **Marquem uma conversa comigo!** (quero saber sobre você, seu interesse no programa e o seu **plano de estudos** para a disciplina).

- Linguagem: R
- Como?
 - RStudio
 - Google Colab:
<https://colab.research.google.com/#create=true&language=r>

A regressão linear

Motivação (tudo começa com uma pergunta)

Será que os salários dos CEOs estão associados ao retorno sobre o patrimônio (ROE)?

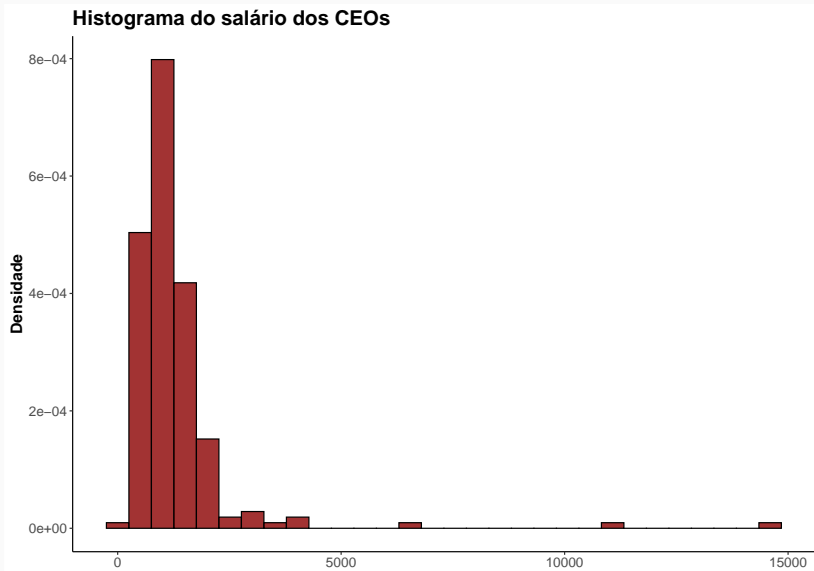
Dados

```
library(wooldridge)
```

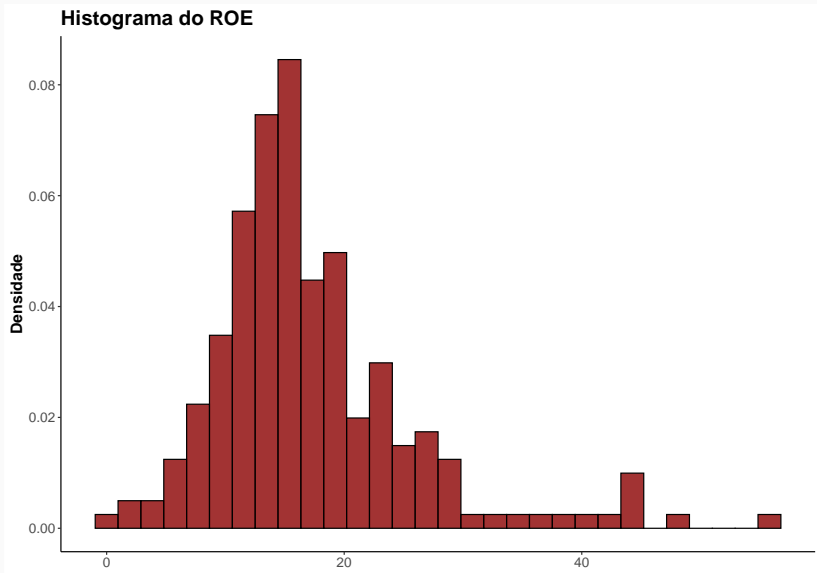
```
data(ceosal1)
```

```
attach( ceosal1 )
```

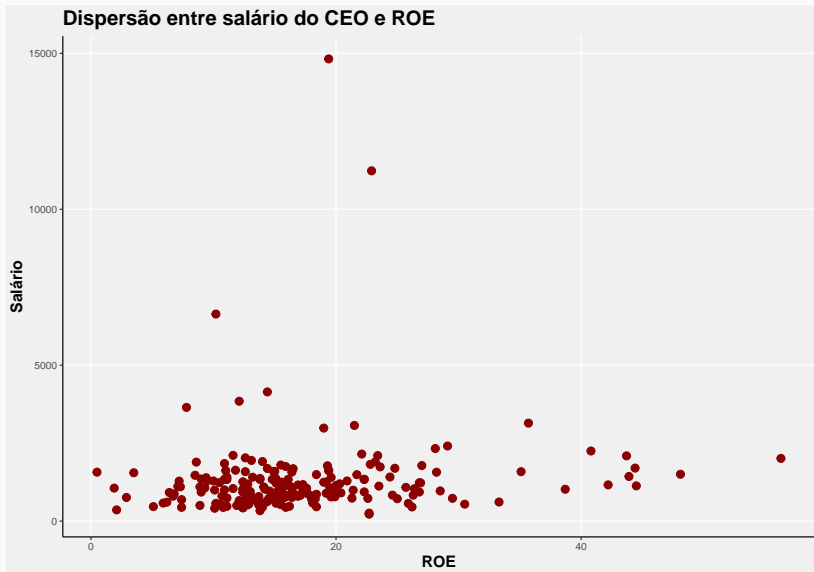
Visualização dos dados (super importante!)



Visualização dos dados (super importante!)



Visualização dos dados (super importante!)



Por que visualizar os dados é tão importante assim?

O quarteto de Anscombe

O quarteto de Anscombe

Imagine quatro conjuntos de dados.

O quarteto de Anscombe

Imagine quatro conjuntos de dados. Em cada um deles, temos duas variáveis (X e Y). Em todos, temos. . .

O quarteto de Anscombe

Imagine quatro conjuntos de dados. Em cada um deles, temos duas variáveis (X e Y). Em todos, temos...

- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de X .

O quarteto de Anscombe

Imagine quatro conjuntos de dados. Em cada um deles, temos duas variáveis (X e Y). Em todos, temos...

- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de X .
- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de Y .

O quarteto de Anscombe

Imagine quatro conjuntos de dados. Em cada um deles, temos duas variáveis (X e Y). Em todos, temos...

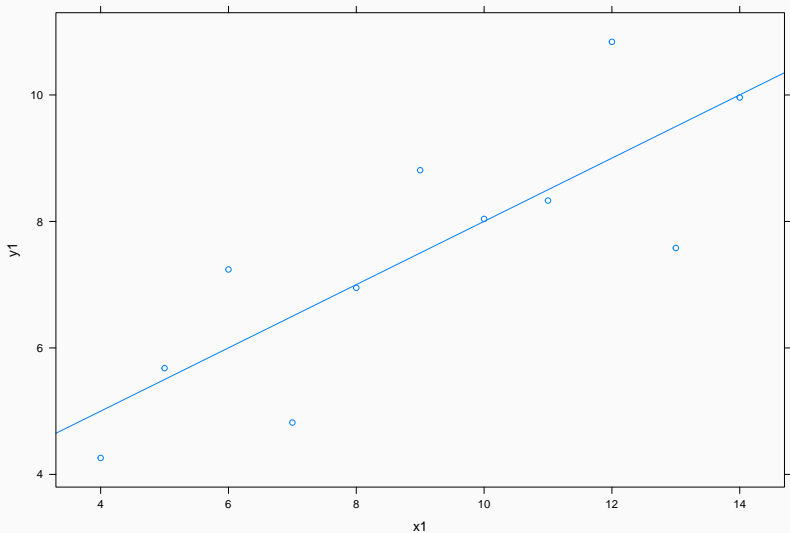
- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de X .
- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de Y .
- ...a mesma correlação entre X e Y .

O quarteto de Anscombe

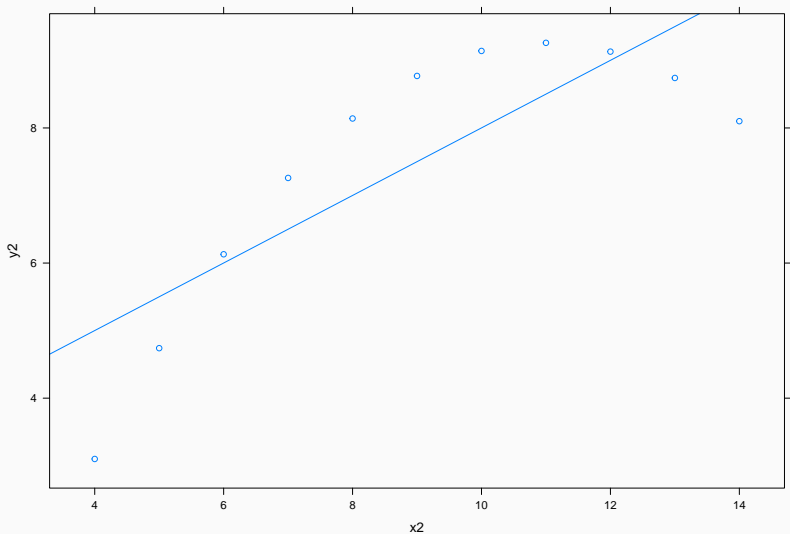
Imagine quatro conjuntos de dados. Em cada um deles, temos duas variáveis (X e Y). Em todos, temos...

- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de X .
- ...a mesma média e o mesmo desvio-padrão de Y .
- ...a mesma correlação entre X e Y .
- ...os mesmos coeficientes estimados para uma regressão linear de Y em X .

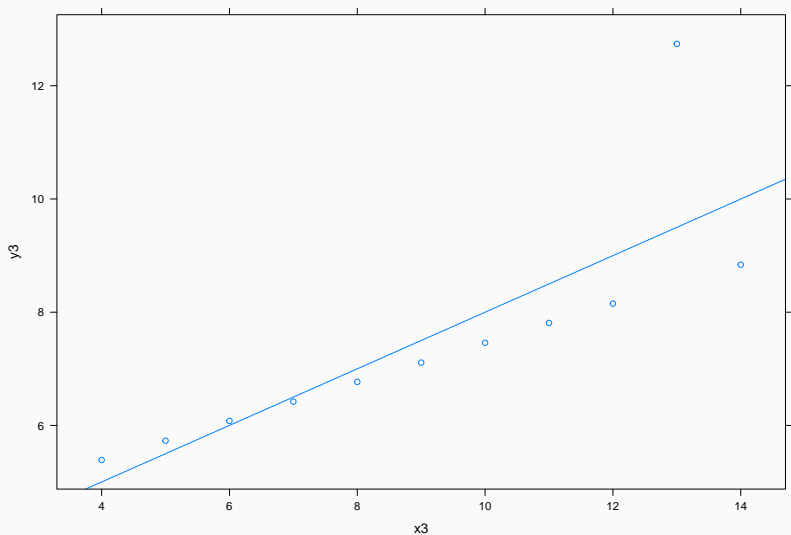
O quarteto de Anscombe - olhem para os dados!



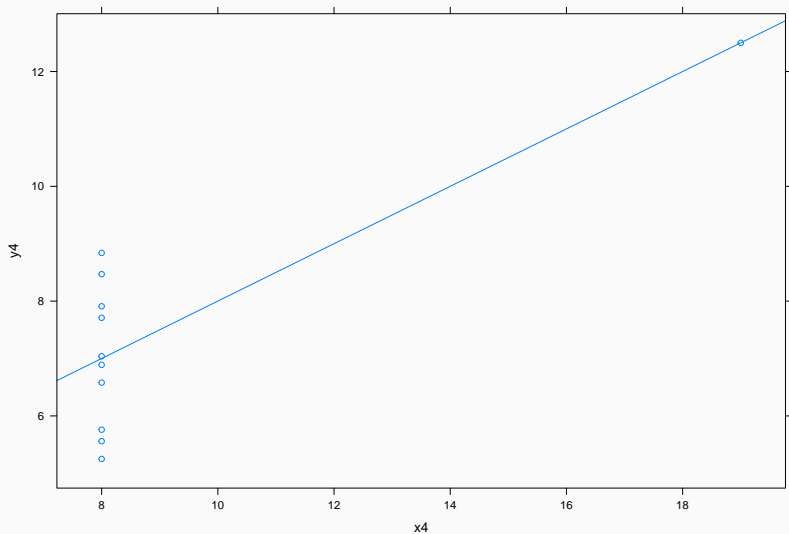
O quarteto de Anscombe - olhem para os dados!



O quarteto de Anscombe - olhem para os dados!



O quarteto de Anscombe - olhem para os dados!



Voltemos à questão dos salários dos CEOs e
o ROE.

Estatísticas descritivas (super importante!)

```
##                Salário    ROE
## Média                1281.12 17.18
## Variância            1883331.64 72.56
## Desvio-padrão        1372.35  8.52
## Coeficiente de Variação    1.07  0.50

## [1] "Covariância entre salários e ROE"

## [1] 1342.54

## [1] "Correlação entre salários e ROE"

## [1] 0.11
```

Como responder a questão que motivou a
nossa análise?

A regressão linear

Assuma que possamos relacionar o salários dos CEOS com o ROE da seguinte forma:

$$\text{salario}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{ROE}_i.$$

A regressão linear

Assuma que possamos relacionar o salários dos CEOS com o ROE da seguinte forma:

$$salario_i = \beta_0 + \beta_1 ROE_i.$$

O que os parâmetros significam?

A regressão linear

Assuma que possamos relacionar o salários dos CEOS com o ROE da seguinte forma:

$$salario_i = \beta_0 + \beta_1 ROE_i.$$

O que os parâmetros significam? Como estimá-los?

Regressão linear com MQO

Assuma que busquemos um estimador que minimize o erro quadrado. Por quê erro quadrado?

Regressão linear com MQO

Assuma que busquemos um estimador que minimize o erro quadrado. Por quê erro quadrado?

- Erro: $\varepsilon_i = \text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 ROE_i$.

Regressão linear com MQO

Assuma que busquemos um estimador que minimize o erro quadrado. Por quê erro quadrado?

- Erro: $\varepsilon_i = \text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \text{ROE}_i$.
- $\min_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1} \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i)^2 = \sum_{i=1}^n (\text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \text{ROE}_i)^2$

Regressão linear com MQO

Assuma que busquemos um estimador que minimize o erro quadrado. Por quê erro quadrado?

- Erro: $\epsilon_i = \text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 ROE_i$.
- $\min_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1} \sum_{i=1}^n (\epsilon_i)^2 = \sum_{i=1}^n (\text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 ROE_i)^2$
 - $\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (ROE_i - \overline{ROE})(\text{salario}_i - \overline{\text{salario}})}{\sum_{i=1}^n (ROE_i - \overline{ROE})^2}$
 - $\hat{\beta}_0 = \overline{\text{salario}} - \hat{\beta}_1 \overline{ROE}$

Regressão linear com MQO

Genericamente

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\text{var}(X)} = \text{corr}(X, Y) \frac{s_X}{s_Y}$$

e

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X}$$

Regressão linear com MQO – Salário CEOs e ROE

```
reg = lm( salary ~ roe, data = ceosal1)
```

Regressão linear com MQO – Salário CEOs e ROE

```
##
```

```
## Call:
```

```
## lm(formula = salary ~ roe, data = ceosal1)
```

```
##
```

```
## Residuals:
```

```
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
```

```
## -1160.2  -526.0  -254.0   138.8 13499.9
```

```
##
```

```
## Coefficients:
```

```
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
## (Intercept)   963.19     213.24   4.517 1.05e-05 ***
```

```
## roe           18.50      11.12   1.663  0.0978 .
```

```
## ---
```

```
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1
```

```
##
```

Regressão linear com MQO – Salário CEOs e ROE

Ou seja, a relação que estimamos é tal que:

$$\widehat{\text{salário}} = 963.19 + 18.50 \text{ ROE}.$$

Regressão linear com MQO – Salário CEOs e ROE

Ou seja, a relação que estimamos é tal que:

$$\widehat{\text{salário}} = 963.19 + 18.50 \text{ ROE}.$$

Sendo assim, qual é o valor do salário **esperado** de um CEO cuja empresa tem um ROE de 20? E um ROE de 15? E de 10?

Inferência

Vocês aceitam errar quantas vezes para
cada 100 tentativas?

Como verificar se a associação entre as variáveis é estatisticamente significativa?

Como verificar se a associação entre as variáveis é estatisticamente significativa? Realizados testes de hipótese sobre os parâmetros!

Como verificar se a associação entre as variáveis é estatisticamente significativa? Realizados testes de hipótese sobre os parâmetros!

- Para $\hat{\beta}_0$:

$$\mathcal{H}_0 : \beta_0 = 0$$

$$\mathcal{H}_a : \beta_0 \neq 0$$

- Para $\hat{\beta}_1$:

$$\mathcal{H}_0 : \beta_1 = 0$$

$$\mathcal{H}_a : \beta_1 \neq 0$$

(Não precisam ser apenas com \neq e nem com zero!)

Vamos simular para entender

```
# Para replicarmos as variáveis pseudo aleatórias
```

```
set.seed(1301)
```

```
# Definindo os parâmetros
```

```
amostras <- 500 # número de amostras
```

```
n <- 200 # tamanho de cada amostra
```

```
b0 <- 2
```

```
b1 <- 3
```

Vamos simular para entender

```
# Criando as amostras
```

```
X <- replicate( amostras, rnorm( n, mean = 10, sd = 2 ) )
```

```
e <- replicate( amostras, rnorm( n, mean = 0, sd = 1 ) )
```

```
Y <- b0 + b1 * X + e
```

Vamos simular para entender

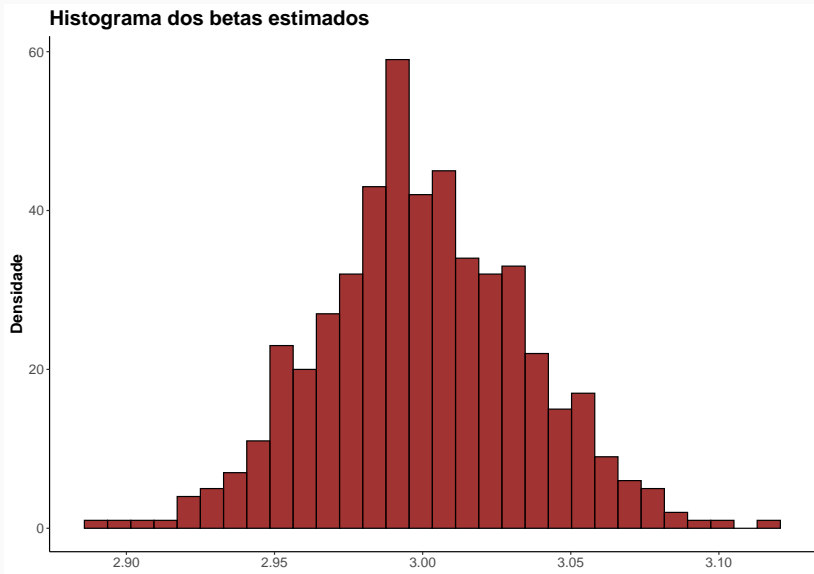
```
# Fazendo as regressões
```

```
regressoes <- lapply( 1:amostras,  
                      function(i) lm( Y[ , i ] ~ X[ , i ] ) )
```

```
betas <- sapply(regressoes,  
                function(modelo) coef(modelo)[2])
```

```
beta1 = mean( betas )
```

Vamos simular para entender



Ou seja, tanto $\hat{\beta}_0$ quanto $\hat{\beta}_1$ são **estatísticas** (i.e. funções dos valores amostrais) e cada estatística possui uma **distribuição**. Em função disso, podemos (i) definir um nível de significância e (ii) fazer um teste de hipótese sobre o parâmetro de interesse

Por quê MQO?

- Sob algumas hipóteses (Gauss-Markov), o estimador de mínimos quadrados é **BLUE** (*best linear unbiased estimator*). Mesmo sem assumirmos a normalidade dos erros!

- Sob algumas hipóteses (Gauss-Markov), o estimador de mínimos quadrados é **BLUE** (*best linear unbiased estimator*). Mesmo sem assumirmos a normalidade dos erros!
- Sob a hipótese de normalidade dos erros, o estimador de MQO é o mais eficiente entre os estimadores lineares e não-lineares (Cramér–Rao)!

- Sob algumas hipóteses (Gauss-Markov), o estimador de mínimos quadrados é **BLUE** (*best linear unbiased estimator*). Mesmo sem assumirmos a normalidade dos erros!
- Sob a hipótese de normalidade dos erros, o estimador de MQO é o mais eficiente entre os estimadores lineares e não-lineares (Cramér–Rao)!
- E quais são essas hipóteses?

Hipóteses

- **Linearidade:** $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$ (linear nos parâmetros, as variáveis podem ser não-lineares).

Hipóteses

- **Linearidade:** $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$ (linear nos parâmetros, as variáveis podem ser não-lineares).
- **Exogeneidade:** $E[\varepsilon_i | X_i] = E[\varepsilon_i] = 0$.

Hipóteses

- **Linearidade:** $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$ (linear nos parâmetros, as variáveis podem ser não-lineares).
- **Exogeneidade:** $E[\varepsilon_i | X_i] = E[\varepsilon_i] = 0$.
- **Multicolinearidade não-perfeita:** se tivermos mais de uma variável X (e.g. X_1, X_2, \dots, X_k), elas não podem ser perfeitamente correlacionadas.

Hipóteses

- **Linearidade:** $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$ (linear nos parâmetros, as variáveis podem ser não-lineares).
- **Exogeneidade:** $E[\varepsilon_i | X_i] = E[\varepsilon_i] = 0$.
- **Multicolinearidade não-perfeita:** se tivermos mais de uma variável X (e.g. X_1, X_2, \dots, X_k), elas não podem ser perfeitamente correlacionadas.
- **Homocedasticidade:** $Var[\varepsilon_i | X_i] = \sigma^2$ e $Cov[\varepsilon_i, \varepsilon_j | X_i] = 0$.

Esse é um ponto crucial para nós.

- O termo erro (ε_i) inclui, por definição, tudo o que não está no modelo. Ele **não** pode influenciar as variáveis explicativas (X). Se isso acontecer, é porque temos:
 - Variáveis omitidas.

Esse é um ponto crucial para nós.

- O termo erro (ε_i) inclui, por definição, tudo o que não está no modelo. Ele **não** pode influenciar as variáveis explicativas (X). Se isso acontecer, é porque temos:
 - Variáveis omitidas.
 - Erro de mensuração das variáveis explicativas.

Esse é um ponto crucial para nós.

- O termo erro (ε_i) inclui, por definição, tudo o que não está no modelo. Ele **não** pode influenciar as variáveis explicativas (X).

Se isso acontecer, é porque temos:

- Variáveis omitidas.
- Erro de mensuração das variáveis explicativas.
- Simultaneidade

Sob exogeneidade e Multicolinearidade não-perfeita, o estimador de MQO é **consistente** e **não-viesado**.

Sob exogeneidade e Multicolinearidade não-perfeita, o estimador de MQO é **consistente** e **não-viesado**.

- Consistência: $\text{plim}_{n \rightarrow \infty} |\hat{\beta}_1 - \beta| = 0$.

Sob exogeneidade e Multicolinearidade não-perfeita, o estimador de MQO é **consistente** e **não-viesado**.

- Consistência: $\text{plim}_{n \rightarrow \infty} |\hat{\beta}_1 - \beta| = 0$.
- Não-viesado: $E[\hat{\beta}_1] = \beta$

Teste t

- Para $\hat{\beta}_1$:

$$\mathcal{H}_0 : \beta_1 = \mu$$

$$\mathcal{H}_a : \beta_1 \neq \mu$$

A estatística do teste é dada por:

$$t_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1 - \mu}{se(\hat{\beta}_1)}$$

porque $t_{\hat{\beta}_1} \sim T_{n-k-1}$.

No caso que trabalhamos (salários dos CEOs e ROE):

$$t_{\hat{\beta}_1} = \frac{18.5 - 0}{11.12} = 1.663669,$$

cujo valor-p associado é igual a 0.0978. O que concluimos?

Quanto eu consigo explicar sobre a variação dos salários dos CEOs com base nas variações de ROE?

- Do total da soma (dos quadrados) dos resíduos,
$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = (n - 1)s_Y^2 \dots$$

Quanto eu consigo explicar sobre a variação dos salários dos CEOs com base nas variações de ROE?

- Do total da soma (dos quadrados) dos resíduos,

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = (n - 1)s_Y^2 \dots$$

- ... uma parte é explicada pelo modelo,

$$\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = s_{\hat{Y}}^2 \dots$$

Quanto eu consigo explicar sobre a variação dos salários dos CEOs com base nas variações de ROE?

- Do total da soma (dos quadrados) dos resíduos,
 $\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = (n - 1)s_Y^2 \dots$
- ... uma parte é explicada pelo modelo,
 $\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = s_{\hat{Y}}^2 \dots$
- ... e outra parte é explicada pelo erro, $\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - 0)^2 = s_{\varepsilon}^2 \dots$

Quanto eu consigo explicar sobre a variação dos salários dos CEOs com base nas variações de ROE?

- Do total da soma (dos quadrados) dos resíduos,
 $\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = (n - 1)s_Y^2 \dots$
- ... uma parte é explicada pelo modelo,
 $\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = s_{\hat{Y}}^2 \dots$
- ... e outra parte é explicada pelo erro, $\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - 0)^2 = s_{\varepsilon}^2 \dots$
- Assim, podemos definir uma estatística que avalia quão aderente é o modelo aos dados: $R^2 = \frac{s_{\hat{Y}}^2}{s_Y^2} = 1 - \frac{s_{\varepsilon}^2}{s_Y^2}$

Regressão múltipla

Será que podemos melhorar a maneira como respondemos a questão proposta?

Regressão múltipla

- Generalização da regressão simples na qual incluimos mais de uma variável explicativa.

Regressão múltipla

- Generalização da regressão simples na qual incluimos mais de uma variável explicativa.
- Podemos ter (i) a variável explicada,

Regressão múltipla

- Generalização da regressão simples na qual incluimos mais de uma variável explicativa.
- Podemos ter (i) a variável explicada, (ii) a(s) variável(is) de interesse

Regressão múltipla

- Generalização da regressão simples na qual incluimos mais de uma variável explicativa.
- Podemos ter (i) a variável explicada, (ii) a(s) variável(is) de interesse e (iii) variáveis de controle.

Regressão múltipla

- Generalização da regressão simples na qual incluimos mais de uma variável explicativa.
- Podemos ter (i) a variável explicada, (ii) a(s) variável(is) de interesse e (iii) variáveis de controle.
- A diferença é que agora temos diversas dimensões, mas continuamos com uma reta que se ajusta ao minimizar a soma do erro quadrado.

E se o salário do CEO não pender só do ROE, mas também das vendas da empresa?



Regressão múltipla

$$\text{salario}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{ROE}_i + \beta_2 \text{vendas}_i + \varepsilon_i.$$

Ao incluirmos mais variáveis temos, genericamente,

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1,i} + \beta_2 X_{2,i} + \dots + \beta_k X_{k,i} + \varepsilon_i.$$

Regressão múltipla – estimador de MQO

- $\min_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2} \sum_{i=1}^n (\epsilon_i)^2 =$
 $\sum_{i=1}^n (\text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 ROE_i - \hat{\beta}_2 \text{vendas}_i)^2$

Regressão múltipla – estimador de MQO

- $\min_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2} \sum_{i=1}^n (\epsilon_i)^2 =$
 $\sum_{i=1}^n (\text{salario}_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \text{ROE}_i - \hat{\beta}_2 \text{vendas}_i)^2$
 - $\hat{\beta}_1 = \frac{\rho_{\text{ROE}, \text{salario}} - \rho_{\text{ROE}, \text{vendas}} \times \rho_{\text{vendas}, \text{salario}}}{1 - \rho_{\text{ROE}, \text{salario}}^2}$
 - $\hat{\beta}_2 = \frac{\rho_{\text{vendas}, \text{salario}} - \rho_{\text{ROE}, \text{vendas}} \times \rho_{\text{ROE}, \text{salario}}}{1 - \rho_{\text{ROE}, \text{salario}}^2}$
 - $\hat{\beta}_0 = \bar{\text{salario}} - \hat{\beta}_1 \overline{\text{ROE}} - \hat{\beta}_2 \overline{\text{vendas}}$

Regressão múltipla – estimador de MQO

E com mais variáveis?

Regressão múltipla – estimador de MQO

E com mais variáveis? Vamos utilizar álgebra matricial! Podemos escrever o modelo da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{1n} & X_{2n} & \dots & X_{kn} \end{bmatrix}_{n \times k} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix}_{k \times 1} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

Ou, simplesmente

$$Y = X\beta + \epsilon.$$

Regressão múltipla – estimador de MQO

O resíduo (não o erro) pode ser definido como

$$e = Y - X\beta \quad (1)$$

A soma dos quadrados dos resíduos pode ser escrita como:

$$\begin{bmatrix} e_1 & e_2 & \dots & e_n \end{bmatrix}_{1 \times n} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}_{n \times 1} = [e_1 \times e_1 + e_2 \times e_2 + \dots + e_n \times e_n]_{1 \times 1}$$

Regressão múltipla – estimador de MQO

$$\begin{aligned}e'e &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta}) \\&= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} - \mathbf{Y}'\mathbf{X}\hat{\beta} + \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} \\&= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta}\end{aligned}\tag{2}$$

Assim, temos

$$\frac{\partial e'e}{\partial \hat{\beta}} = -2\mathbf{X}'\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} = 0\tag{3}$$

é igual a

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{Y}).$$

Regressão múltipla no R

```
reg = lm( salary ~ roe + sales, data = ceosal1)
```

R^2 e R^2 ajustado

- Como podemos comparar modelos? A estatística R^2 **não** é uma boa maneira.

R^2 e R^2 ajustado

- Como podemos comparar modelos? A estatística R^2 **não** é uma boa maneira.
- Podemos utilizar o R^2 ajustado, no entanto:

$$R_{\text{adj}}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - k - 1} \quad (4)$$

onde n é o número de observações da amostra e k representa o número de variáveis independentes do modelo.

Podemos testar a significância conjunta dos estimadores:

$$\mathcal{H}_0 : \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$$

$$\mathcal{H}_a : \beta_j \neq 0, \text{ para menos um valor de } j$$

$$F = \frac{\sum_i \epsilon_i^2 - \sum_i e_i^2}{\sum_i e_i^2} \frac{n - k_2}{k_2 - k_1} \sim F_{k_2 - k_1, n - k_2} \quad (5)$$

onde k_2 é o número de parâmetros do modelo irrestrito e k_1 o número de parâmetros do modelo restrito.

Teorema Frisch-Waugh-Lovell

Podemos “quebrar” uma regressão múltipla em regressões que extraem os efeitos parciais das variáveis independentes.

Teorema Frisch-Waugh-Lovell

Podemos “quebrar” uma regressão múltipla em regressões que extraem os efeitos parciais das variáveis independentes. Vamos aplicar isso ao nosso caso sobre o salário dos CEOs:

- 1) Faça a regressão de ‘salario’ em ‘ROE’.
- 2) Calcule os resíduos da regressão do item (1).

Teorema Frisch-Waugh-Lovell

Podemos “quebrar” uma regressão múltipla em regressões que extraem os efeitos parciais das variáveis independentes. Vamos aplicar isso ao nosso caso sobre o salário dos CEOs:

- 1) Faça a regressão de ‘salario’ em ‘ROE’.
- 2) Calcule os resíduos da regressão do item (1). Os resíduos contêm o efeito que **não é capturado** pelo ‘salario’ através de ‘ROE’.
- 3) Faça a regressão de ‘vendas’ em ‘ROE’.

Teorema Frisch-Waugh-Lovell

- 4) Calcule os resíduos da regressão do item (3). Os resíduos contêm apenas a variação em 'vendas' que **não é explicada** por 'ROE'. Essa é a **variação parcial de 'vendas'**, controlando por 'ROE'.
- 5) Faça a regressão dos resíduos do item (1) nos resíduos do item (3) para extrair os **efeitos parciais de 'vendas' em 'salario'**. Esta é exatamente a interpretação do coeficiente como definido acima.

Vamos para a atividade em grupo!

