Regressão Linear

Estatística II - 2024/2025
ISCTE-IUL

Afonso Moniz Moreira[1,2]

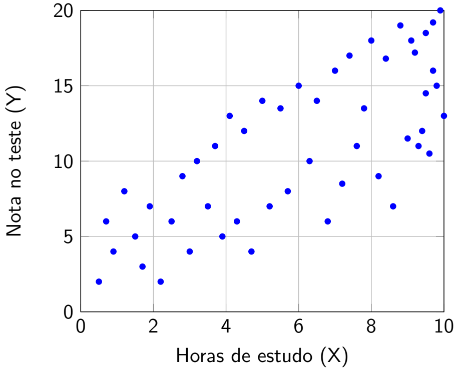
[1]ISCTE-IUL, Departamento de Métodos Quantitativos para a Economia e Gestão
[2]CMVM - Comissão do Mercado de Valores Mobiliários, Departamento de Supervisão de Mercados

Aviso/Disclaimer

- Este conjunto de slides não é, nem pretende ser uma substituição à bibliografia principal da cadeira de Estatística II.
- Este conjunto de slides não é, nem pretende ser uma fonte rigorosa de estudo dos tópicos da cadeira.
- O único propósito deste conjunto de slides é ajudar o autor a guiar as aulas da forma mais coloquial possível sem ter de carregar formalismos desnecessários.
- Assim sendo, o formalismo estatístico é eliminado sempre que possível para agilizar uma primeira aprendizagem por parte dos estudantes.

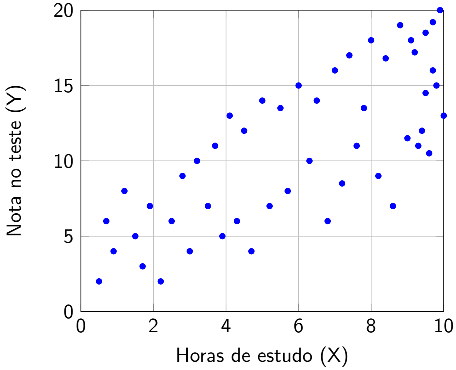
Para que serve a Regressão Linear ? I

- Vamos considerar as seguintes observações para 50 alunos do ISCTE, em que o par (X, Y) são o número de horas de estudo e a nota obtida no teste, respectivamente.



Para que serve a Regressão Linear ? I

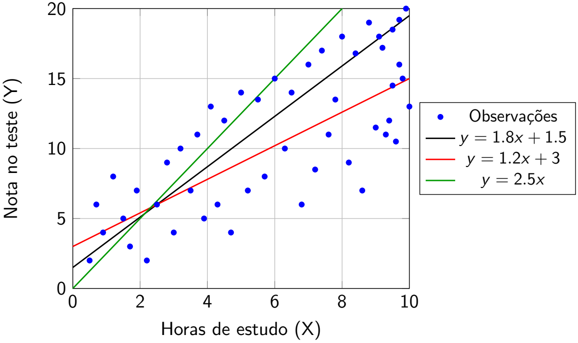
- Vamos considerar as seguintes observações para 50 alunos do ISCTE, em que o par (X, Y) são o número de horas de estudo e a nota obtida no teste, respectivamente.



- Que conclusão se pode retirar deste diagrama ? Talvez com $\rho_{X,Y}$

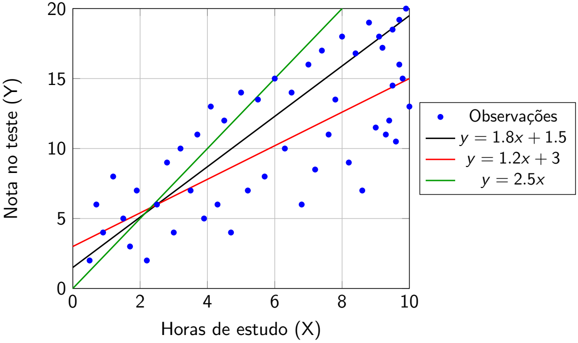
Para que serve a Regressão Linear ? II

- No intuito de dar uma ordem à nuvem de observações, podemos considerar várias relações lineares:



Para que serve a Regressão Linear ? II

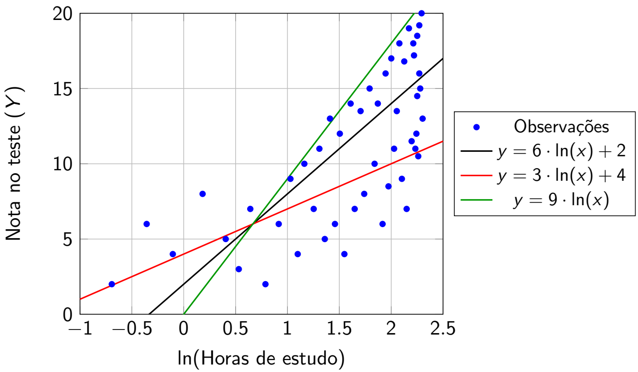
- No intuito de dar uma ordem à nuvem de observações, podemos considerar várias relações lineares:



- Certas relações vão atingir melhor ajustamento que outras...

Para que serve a Regressão Linear? III

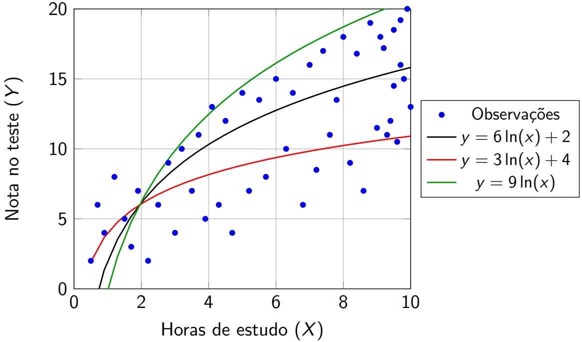
- Também podemos testar relações lineares entre Y e $\ln(X)$



- As relações lineares tornam-se visíveis após transformação logarítmica de X.

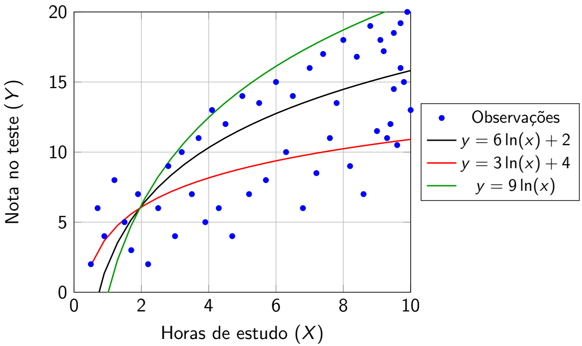
Para que serve a Regressão Linear ? III

- Ou não lineares entre Y e X, se não considerarmos a transformação logarítmica de X.



Para que serve a Regressão Linear ? III

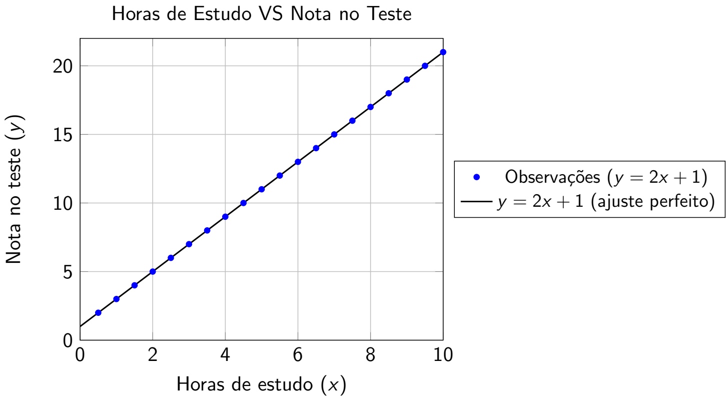
- Ou não lineares entre Y e X, se não considerarmos a transformação logarítmica de X.



- É cada vez mais difícil conseguir melhores resultados a partir de certo ponto... $\frac{dY^2}{dX^2} \leq 0, \forall X \in \mathbb{R}_0^+$

Outros Exemplos I

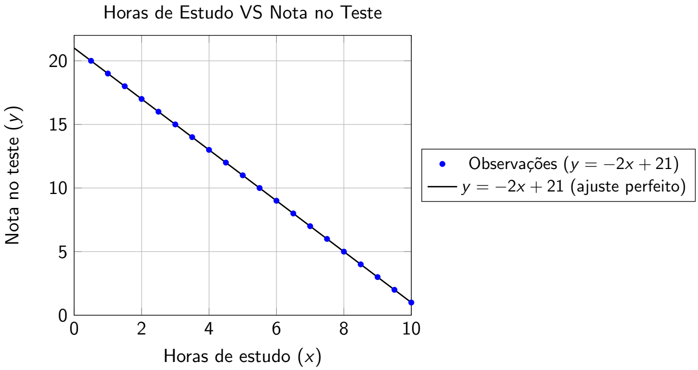
- Uma explicação perfeita de uma relação linear positiva



- Todas as observações alinham-se perfeitamente com a reta: correlação linear perfeita positiva $\rho_{X,Y} = 1$.

Outros Exemplos II

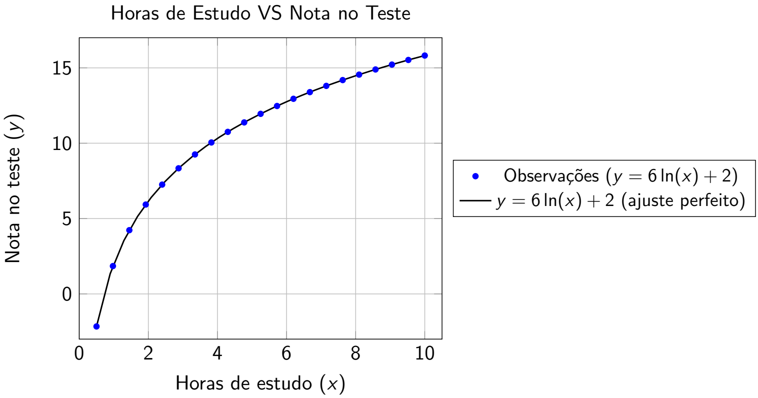
- Uma explicação perfeita de uma relação linear negativa



- Todas as observações alinham-se perfeitamente com uma reta decrescente: correlação linear perfeita negativa $\rho_{X,Y} = -1$.

Outros Exemplos III

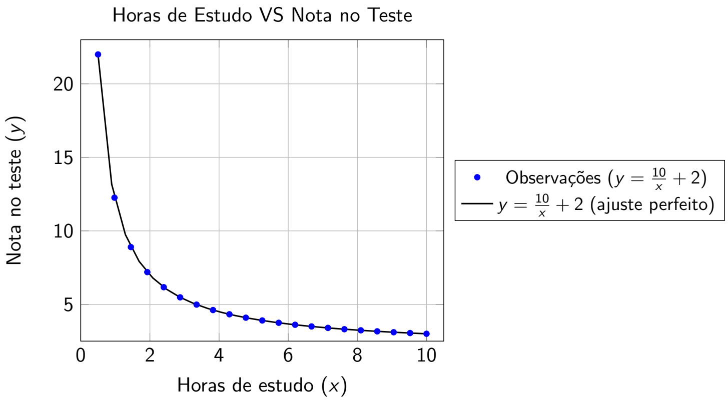
- Uma explicação perfeita de uma relação logarítmica positiva



- Todas as observações seguem exatamente a curva logarítmica: relação funcional perfeita.

Outros Exemplos IV

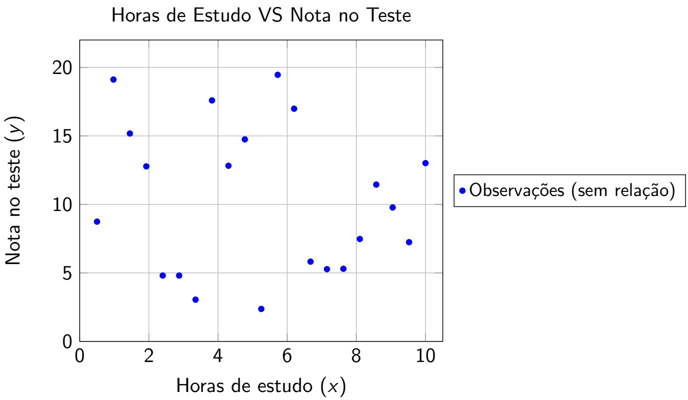
- Uma explicação perfeita de uma relação hiperbólica negativa



- Todas as observações alinham-se com uma curva hiperbólica — relação funcional perfeita.

Outros Exemplos V

- Um exemplo de ausência total de relação entre duas variáveis



- Não existe qualquer padrão ou estrutura

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:
- Quando as temperaturas estão elevadas o consumo de gelados, em média, aumenta.

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:
- Quando as temperaturas estão elevadas o consumo de gelados, em média, aumenta.
- Quando as temperaturas estão elevadas, as queimaduras solares, em média, aumentam.

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:
- Quando as temperaturas estão elevadas o consumo de gelados, em média, aumenta.
- Quando as temperaturas estão elevadas, as queimaduras solares, em média, aumentam.
- Ao calcularmos um coeficiente de correlação linear, ρ de person, entre o consumo de gelados e as queimaduras solares vamos verificar, com um elevado grau de confiança, uma correlação positiva.

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:
- Quando as temperaturas estão elevadas o consumo de gelados, em média, aumenta.
- Quando as temperaturas estão elevadas, as queimaduras solares, em média, aumentam.
- Ao calcularmos um coeficiente de correlação linear, ρ de person, entre o consumo de gelados e as queimaduras solares vamos verificar, com um elevado grau de confiança, uma correlação positiva.
- Então podemos de facto assumir que comer gelados aumenta as queimaduras solares...

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:
- Quando as temperaturas estão elevadas o consumo de gelados, em média, aumenta.
- Quando as temperaturas estão elevadas, as queimaduras solares, em média, aumentam.
- Ao calcularmos um coeficiente de correlação linear, ρ de person, entre o consumo de gelados e as queimaduras solares vamos verificar, com um elevado grau de confiança, uma correlação positiva.
- Então podemos de facto assumir que comer gelados aumenta as queimaduras solares...
- **NÃO!** Existe uma terceira variável que causa estas duas... o nível exposição solar!

Correlação e Causalidade

- Qual é exatamente a diferença ? Considere-se estes exemplos:
- Quando as temperaturas estão elevadas o consumo de gelados, em média, aumenta.
- Quando as temperaturas estão elevadas, as queimaduras solares, em média, aumentam.
- Ao calcularmos um coeficiente de correlação linear, ρ de person, entre o consumo de gelados e as queimaduras solares vamos verificar, com um elevado grau de confiança, uma correlação positiva.
- Então podemos de facto assumir que comer gelados aumenta as queimaduras solares...
- **NÃO!** Existe uma terceira variável que causa estas duas... o nível exposição solar!
- **Correlação não implica causalidade!!!** A relação pode ser expúria.

Modelo de Regressão Linear Simples

- Vamos considerar que temos duas amostras aleatórias de duas variáveis Y e X de uma determinada população, em que cada uma delas tem dimensão n, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$ e $(X_1, ..., X_n)$.

Modelo de Regressão Linear Simples

- Vamos considerar que temos duas amostras aleatórias de duas variáveis Y e X de uma determinada população, em que cada uma delas tem dimensão n, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$ e $(X_1, ..., X_n)$.
- Há muitas luas atrás... numa cadeira chamada Estatística I... aprendemos um conceito denominado coeficiente de correlação linear, ou ρ de pearson:

Modelo de Regressão Linear Simples

- Vamos considerar que temos duas amostras aleatórias de duas variáveis Y e X de uma determinada população, em que cada uma delas tem dimensão n, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$ e $(X_1, ..., X_n)$.
- Há muitas luas atrás... numa cadeira chamada Estatística I... aprendemos um conceito denominado coeficiente de correlação linear, ou ρ de pearson:

$$\rho_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{\sqrt{\sigma_X^2 \sigma_Y^2}} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \in [-1, 1] \quad (1)$$

Modelo de Regressão Linear Simples

- Vamos considerar que temos duas amostras aleatórias de duas variáveis Y e X de uma determinada população, em que cada uma delas tem dimensão n, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$ e $(X_1, ..., X_n)$.
- Há muitas luas atrás... numa cadeira chamada Estatística I... aprendemos um conceito denominado coeficiente de correlação linear, ou ρ de pearson:

$$\rho_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{\sqrt{\sigma_X^2 \sigma_Y^2}} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \in [-1, 1] \tag{1}$$

- No entanto, isto traduz-se apenas num número e estamos interessados em perceber, se Y (i.e., a variável dependente) pode ser explicado por X (i.e., a variável independente), ou seja será que:

Modelo de Regressão Linear Simples

- Vamos considerar que temos duas amostras aleatórias de duas variáveis Y e X de uma determinada população, em que cada uma delas tem dimensão n, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$ e $(X_1, ..., X_n)$.
- Há muitas luas atrás... numa cadeira chamada Estatística I... aprendemos um conceito denominado coeficiente de correlação linear, ou ρ de pearson:

$$\rho_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{\sqrt{\sigma_X^2 \sigma_Y^2}} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \in [-1,1] \tag{1}$$

- No entanto, isto traduz-se apenas num número e estamos interessados em perceber, se Y (i.e., a variável dependente) pode ser explicado por X (i.e., a variável independente), ou seja será que:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i, \tag{2}$$

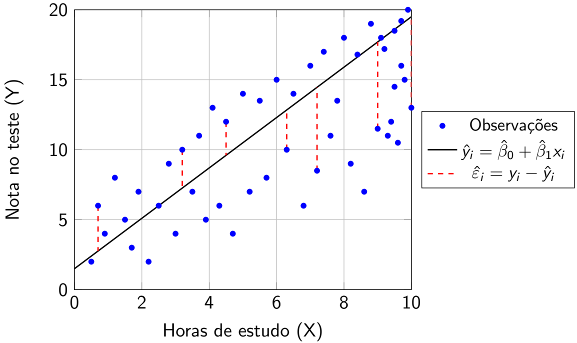
onde ε_i é o erro não observado da observação i e $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \forall i \in \mathbb{N}$.

Modelo de Regressão Linear Simples

- Por outras palavras será que existe uma relação causa-efeito ? Será que X causa Y de forma linear ?

Modelo de Regressão Linear Simples

- Por outras palavras será que existe uma relação causa-efeito ? Será que X causa Y de forma linear ?
- Vamos recuperar a nossa relação entre notas e tempo de estudo, agora com uma possível recta de regressão dada por: $\hat{y}_i = \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_0$



Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS I

- Já verificamos anteriormente que para a mesma núvem de pontos podem existir múltiplas rectas... Então como vamos decidir ?

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS I

- Já verificamos anteriormente que para a mesma núvem de pontos podem existir múltiplas rectas... Então como vamos decidir ?
- Vamos escolher a recta que minimiza o somatório de todos os resíduos quadrados, ou seja:

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS I

- Já verificamos anteriormente que para a mesma núvem de pontos podem existir múltiplas rectas... Então como vamos decidir ?
- Vamos escolher a recta que minimiza o somatório de todos os resíduos quadrados, ou seja:

$$\min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_i^2 = \min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \tag{3}$$

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS I

- Já verificamos anteriormente que para a mesma núvem de pontos podem existir múltiplas rectas... Então como vamos decidir ?
- Vamos escolher a recta que minimiza o somatório de todos os resíduos quadrados, ou seja:

$$\min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_i^2 = \min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \tag{3}$$

- No fundo, queremos a melhor estimativa $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ que surge de minimizar $\sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_i^2$, obtendo-se assim a melhor recta possível. A que tem melhor ajustamento aos pares (y_i, x_i) observados.

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS I

- Já verificamos anteriormente que para a mesma núvem de pontos podem existir múltiplas rectas... Então como vamos decidir ?
- Vamos escolher a recta que minimiza o somatório de todos os resíduos quadrados, ou seja:

$$\min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_i^2 = \min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \tag{3}$$

- No fundo, queremos a melhor estimativa $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ que surge de minimizar $\sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_i^2$, obtendo-se assim a melhor recta possível. A que tem melhor ajustamento aos pares (y_i, x_i) observados.
- Como os erros ε_i não são diretamente observados o máximo que se pode fazer é minimizar a sua estimativa $\hat{\varepsilon}_i$, ou seja os resíduos.

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS II

- Então para se obter $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ trata-se de um problema de optimização simples:

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS II

- Então para se obter $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ trata-se de um problema de optimização simples:

$$\min_{(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \tag{4}$$

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS II

- Então para se obter $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ trata-se de um problema de optimização simples:

$$\min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1)\in\mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \tag{4}$$

- Iniciamos com $\hat{\beta}_0$:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\beta}_0} \left[\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \right] = 0 \Longleftrightarrow -2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) = 0$$

$$\Longleftrightarrow \quad \sum_{i=1}^{n} y_i - n\hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^{n} x_i = 0 \Longleftrightarrow \hat{\beta}_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i - \hat{\beta}_1 \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$$

$$\Longleftrightarrow \quad \boxed{\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}}$$

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS III

- Agora para $\hat{\beta}_1$:

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS III

- Agora para $\hat{\beta}_1$:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\beta}_1}\left[\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2\right] = 0 \Longleftrightarrow -2\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) \times x_i = 0$$

$$\Longleftrightarrow \quad \sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^{n} x_i - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0$$

$$\Longleftrightarrow \quad \hat{\beta}_1 = \boxed{\frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^{n} x_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2}}$$

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS III

- Agora para $\hat{\beta}_1$:

$$\frac{\partial}{\partial\hat{\beta}_1}\left[\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{\beta}_0-\hat{\beta}_1x_i)^2\right]=0 \Longleftrightarrow -2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{\beta}_0-\hat{\beta}_1x_i)\times x_i=0$$

$$\Longleftrightarrow \quad \sum_{i=1}^{n}x_iy_i-\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}x_i-\hat{\beta}_1\sum_{i=1}^{n}x_i^2=0$$

$$\Longleftrightarrow \quad \hat{\beta}_1=\boxed{\frac{\sum_{i=1}^{n}x_iy_i-\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}x_i}{\sum_{i=1}^{n}x_i^2}}$$

- Finalmente juntamos $\hat{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1$ no mesmo sistema para que ambos os estimadores dependam apenas das amostras realizadas $(y_1,\ldots,y_n)$ e $(x_1,\ldots,x_n)$:

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS IV

Começamos com o sistema:

$$\begin{cases} \hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \\ \hat{\beta}_1 = \dfrac{\sum\limits_{i=1}^{n} x_i y_i - \hat{\beta}_0 \sum\limits_{i=1}^{n} x_i}{\sum\limits_{i=1}^{n} x_i^2} \end{cases}$$

Substituímos $\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$ na equação de $\hat{\beta}_1$:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum\limits_{i=1}^{n} x_i y_i - (\bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}) \sum\limits_{i=1}^{n} x_i}{\sum\limits_{i=1}^{n} x_i^2}$$

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS V

Desenvolvemos o numerador:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^{n} x_i + \hat{\beta}_1 \bar{x} \sum_{i=1}^{n} x_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2}$$

Multiplicamos ambos os lados por $\sum_{i=1}^{n} x_i^2$:

$$\hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^{n} x_i + \hat{\beta}_1 \bar{x} \sum_{i=1}^{n} x_i$$

Agrupamos os termos com $\hat{\beta}_1$:

$$\hat{\beta}_1 \left(\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \bar{X} \sum_{i=1}^{n} x_i \right) = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \bar{Y} \sum_{i=1}^{n} x_i$$

Estimador dos Mínimos Quadrados - OLS VI

Sabendo que $\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \iff \sum_{i=1}^{n} x_i = n\bar{x}$ temos:

$$\hat{\beta}_1 \left(\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - n\bar{X}^2 \right) = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}$$

Logo, os estimadores OLS são:

$$\boxed{\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - n\bar{x}^2}} \quad \text{e} \quad \boxed{\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \left(\frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - n\bar{x}^2} \right) \bar{x}}$$

Qualidade do Ajustamento I

- Como se mede se mede a qualidade do ajustamento ?

Qualidade do Ajustamento I

- Como se mede se mede a qualidade do ajustamento ?
- Através da seguinte relação:

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5}$$

Qualidade do Ajustamento I

- Como se mede se mede a qualidade do ajustamento ?
- Através da seguinte relação:

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5}$$

- Também podemos apresentar a relação anterior da seguinte maneira:

Qualidade do Ajustamento I

- Como se mede se mede a qualidade do ajustamento ?
- Através da seguinte relação:

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5}$$

- Também podemos apresentar a relação anterior da seguinte maneira:

$$\underbrace{SST}_{\text{Sum of Squares Total}} = \underbrace{SSR}_{\text{Sum of Squares Regression}} + \underbrace{SSR}_{\text{Sum of Squares Errors/Residuals}} \tag{6}$$

Qualidade do Ajustamento I

- Como se mede se mede a qualidade do ajustamento ?
- Através da seguinte relação:

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5}$$

- Também podemos apresentar a relação anterior da seguinte maneira:

$$\underbrace{SST}_{\text{Sum of Squares Total}} = \underbrace{SSR}_{\text{Sum of Squares Regression}} + \underbrace{SSR}_{\text{Sum of Squares Errors/Residuals}} \tag{6}$$

- No fundo a relação anterior indica que a variação total pode ser decomposta em variação relativa à regressão e variação relativa aos resíduos.

Qualidade do Ajustamento II

- Quanto maior o peso da componente SSR no SST, maior é a capacidade explicativa da regressão que estamos a efectuar e portanto maior é a qualidade do ajustamento da recta à nuvem de pontos.

Qualidade do Ajustamento II

- Quanto maior o peso da componente SSR no SST, maior é a capacidade explicativa da regressão que estamos a efectuar e portanto maior é a qualidade do ajustamento da recta à nuvem de pontos.
- Podemos condensar esta medida de ajustamento num número que se denomina de coeficiente de determinação que também se denomina por $R^2 \in [0, 1]$.

Qualidade do Ajustamento II

- Quanto maior o peso da componente SSR no SST, maior é a capacidade explicativa da regressão que estamos a efectuar e portanto maior é a qualidade do ajustamento da recta à nuvem de pontos.
- Podemos condensar esta medida de ajustamento num número que se denomina de coeficiente de determinação que também se denomina por $R^2 \in [0, 1]$.
- Seguindo a descrição efectuada anteriormente o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é dado pelo seguinte rácio:

Qualidade do Ajustamento II

- Quanto maior o peso da componente SSR no SST, maior é a capacidade explicativa da regressão que estamos a efectuar e portanto maior é a qualidade do ajustamento da recta à nuvem de pontos.
- Podemos condensar esta medida de ajustamento num número que se denomina de coeficiente de determinação que também se denomina por $R^2 \in [0, 1]$.
- Seguindo a descrição efectuada anteriormente o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é dado pelo seguinte rácio:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \tag{7}$$

Qualidade do Ajustamento II

- Quanto maior o peso da componente SSR no SST, maior é a capacidade explicativa da regressão que estamos a efectuar e portanto maior é a qualidade do ajustamento da recta à nuvem de pontos.
- Podemos condensar esta medida de ajustamento num número que se denomina de coeficiente de determinação que também se denomina por $R^2 \in [0, 1]$.
- Seguindo a descrição efectuada anteriormente o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é dado pelo seguinte rácio:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \tag{7}$$

- A interpretação do R^2 é que $x\%$ da variação total de y face à sua média $\bar{y}$ é explicada pela regressão efectuada.

Qualidade do Ajustamento III

- Na regressão linear **simples**, quando existe apenas um regressor/variável independente (X), o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é igual ao quadrado do coeficiente de correlação linear (i.e., $\rho_{X,Y}$ de Pearson).
- No seguimento da aferição da qualidade do modelo, são executados os seguintes ensaios de hipóteses bilaterais aos parâmetros estimados:

Qualidade do Ajustamento III

- Na regressão linear **simples**, quando existe apenas um regressor/variável independente (X), o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é igual ao quadrado do coeficiente de correlação linear (i.e., $\rho_{X,Y}$ de Pearson).
- No seguimento da aferição da qualidade do modelo, são executados os seguintes ensaios de hipóteses bilaterais aos parâmetros estimados:
- $H_0 : \beta_0 = 0$ VS $H_0 : \beta_0 \neq 0$ e $H_0 : \beta_1 = 0$ VS $H_0 : \beta_1 \neq 0$

Qualidade do Ajustamento III

- Na regressão linear **simples**, quando existe apenas um regressor/variável independente (X), o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é igual ao quadrado do coeficiente de correlação linear (i.e., $\rho_{X,Y}$ de Pearson).
- No seguimento da aferição da qualidade do modelo, são executados os seguintes ensaios de hipóteses bilaterais aos parâmetros estimados:
- $H_0 : \beta_0 = 0$ VS $H_0 : \beta_0 \neq 0$ e $H_0 : \beta_1 = 0$ VS $H_0 : \beta_1 \neq 0$
- As estatísticas dos testes e respectivas distribuições amostrais são dadas, respectivamente para β_0 e β_1, por:

Qualidade do Ajustamento III

- Na regressão linear **simples**, quando existe apenas um regressor/variável independente (X), o coeficiente de determinação $R^2 \in [0,1]$ é igual ao quadrado do coeficiente de correlação linear (i.e., $\rho_{X,Y}$ de Pearson).
- No seguimento da aferição da qualidade do modelo, são executados os seguintes ensaios de hipóteses bilaterais aos parâmetros estimados:
- $H_0 : \beta_0 = 0$ VS $H_0 : \beta_0 \neq 0$ e $H_0 : \beta_1 = 0$ VS $H_0 : \beta_1 \neq 0$
- As estatísticas dos testes e respectivas distribuições amostrais são dadas, respectivamente para β_0 e β_1, por:

$$\frac{\hat{\beta}_0 - 0}{\sqrt{VAR[\hat{\beta}_0]}} \sim t_{(n-2)} \text{ e } \frac{\hat{\beta}_1 - 0}{\sqrt{VAR[\hat{\beta}_1]}} \sim t_{(n-2)} \tag{8}$$

Qualidade do Ajustamento III

- Na regressão linear **simples**, quando existe apenas um regressor/variável independente (X), o coeficiente de determinação $R^2 \in [0, 1]$ é igual ao quadrado do coeficiente de correlação linear (i.e., $\rho_{X,Y}$ de Pearson).
- No seguimento da aferição da qualidade do modelo, são executados os seguintes ensaios de hipóteses bilaterais aos parâmetros estimados:
- $H_0 : \beta_0 = 0$ VS $H_0 : \beta_0 \neq 0$ e $H_0 : \beta_1 = 0$ VS $H_0 : \beta_1 \neq 0$
- As estatísticas dos testes e respectivas distribuições amostrais são dadas, respectivamente para β_0 e β_1, por:

$$\frac{\hat{\beta}_0 - 0}{\sqrt{VAR[\hat{\beta}_0]}} \sim t_{(n-2)} \text{ e } \frac{\hat{\beta}_1 - 0}{\sqrt{VAR[\hat{\beta}_1]}} \sim t_{(n-2)} \quad (8)$$

- A rejeição de H_0 em ambos os testes anteriores significa que quer a constante β_0, quer a variável independente (X) em análise contribuem, de forma individual, para explicar a variável dependente (Y).

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos I

- As estimativas $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ **não são** fidedignas sem os seguintes pressupostos verificados. Apenas para referência futura, pelo teorema de Gauss-Markov se os seguintes pressupostos forem verificados então o OLS é um estimador BLUE (Best Linear Unbiased Estimator).

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos I

- As estimativas $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ **não são** fidedignas sem os seguintes pressupostos verificados. Apenas para referência futura, pelo teorema de Gauss-Markov se os seguintes pressupostos forem verificados então o OLS é um estimador BLUE (Best Linear Unbiased Estimator).
- Todos os pressupostos seguintes têm pelo menos um ensaio de hipóteses para serem verificados.
- **Linearidade entre a Variável Dependente e Variável Independente**

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos I

- As estimativas $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \in \mathbb{R}^2$ **não são** fidedignas sem os seguintes pressupostos verificados. Apenas para referência futura, pelo teorema de Gauss-Markov se os seguintes pressupostos forem verificados então o OLS é um estimador BLUE (Best Linear Unbiased Estimator).
- Todos os pressupostos seguintes têm pelo menos um ensaio de hipóteses para serem verificados.
- **Linearidade entre a Variável Dependente e Variável Independente**
    - A variável dependente Y tem de ser explicada pela variável dependente X de forma linear. Verificado através da correlação linear (i.e., ρ de person) que deve ser estatisticamente significativa. Pode ser complementado pela forma do diagrama (y_i, x_i).

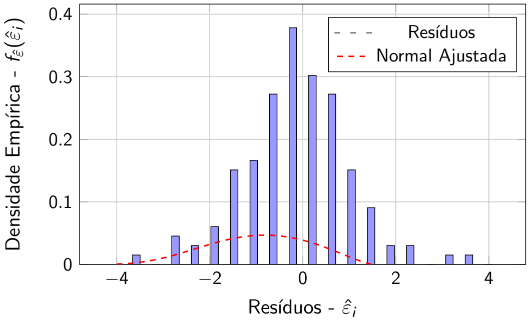
Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos I

- **Normalidade dos erros** - $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \forall i \in \mathbb{N}$

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos I

- **Normalidade dos erros** - $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \forall i \in \mathbb{N}$
  - Verificado através de um teste de ajustamento à normalidade dos resíduos que são o melhor estimador dos erros. Usa-se os testes de ajustamento à Normalidade: Kolmorogov-Smirnov e Shapiro-Wilk. Pode ser complementado com um diagrama Probability-Probability (P-P plot).

Distribuição empírica dos resíduos vs. Normal Ajustada



Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos II

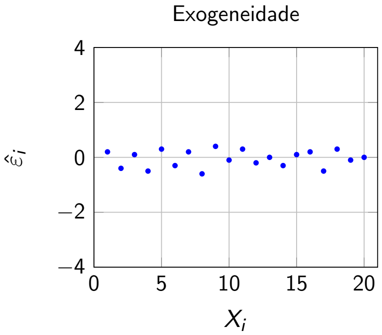
- **Exogeneidade dos erros** - $\mathbb{E}[\varepsilon_i | x_i] = 0 \implies \mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0, \forall i \in \{1, ..., n\}$

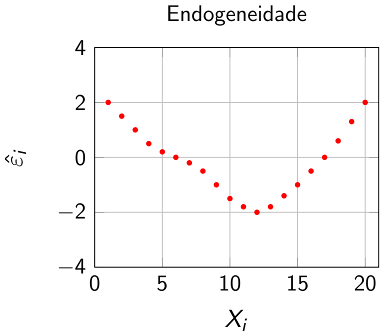
Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos II

- **Exogeneidade dos erros** - $\mathbb{E}[\varepsilon_i|x_i] = 0 \Longrightarrow \mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0, \forall i \in \{1, ..., n\}$
    - Este pressuposto não vai ser verificado neste programa curricular. No entanto, trata-se de verificar a inexistência de uma relação entre os resíduos (i.e., estimativas dos erros) e o regressor escolhido X. A falha deste pressuposto implica que o OLS é inconsistente.

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos II

- **Exogeneidade dos erros** - $\mathbb{E}[\varepsilon_i|x_i] = 0 \implies \mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0, \forall i \in \{1, ..., n\}$
  - Este pressuposto não vai ser verificado neste programa curricular. No entanto, trata-se de verificar a inexistência de uma relação entre os resíduos (i.e., estimativas dos erros) e o regressor escolhido X. A falha deste pressuposto implica que o OLS é inconsistente.





Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos III

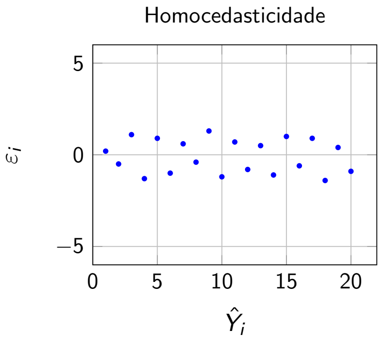
- **Homocedasticidade** - $VAR[\varepsilon_i|x_i] = \sigma^2, \forall i \in \mathbb{N}$

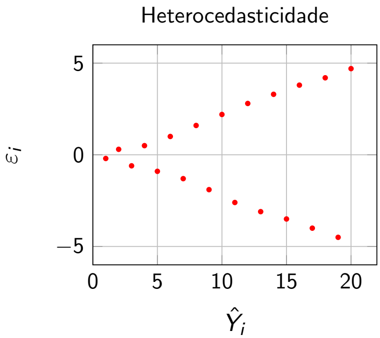
Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos III

- **Homocedasticidade** - $VAR[\varepsilon_i|x_i] = \sigma^2, \forall i \in \mathbb{N}$
  - Este pressuposto verifica-se, através do diagrama $(\hat{Y}_i, \varepsilon_i)$. Se a dispersão dos resíduos ε_i se mantiver constante, o pressuposto está verificado. Especialmente em dados seccionais (i.e., *cross-section*) que são os mais comuns. A falha deste pressuposto implica que o estimador OLS perde eficiência.

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos III

- **Homocedasticidade** - $VAR[\varepsilon_i|x_i] = \sigma^2, \forall i \in \mathbb{N}$
  - Este pressuposto verifica-se, através do diagrama $(\hat{Y}_i, \varepsilon_i)$. Se a dispersão dos resíduos ε_i se mantiver constante, o pressuposto está verificado. Especialmente em dados seccionais (i.e., *cross-section*) que são os mais comuns. A falha deste pressuposto implica que o estimador OLS perde eficiência.





Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos IV

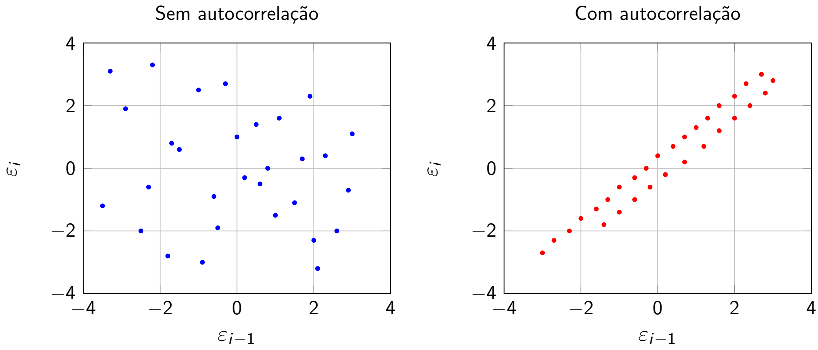
- **Independência dos Erros** - $\mathbb{E}[\varepsilon_i \varepsilon_j | X_i] = 0, \forall i, j \in \mathbb{N}$

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos IV

- **Independência dos Erros** - $\mathbb{E}[\varepsilon_i \varepsilon_j | X_i] = 0, \forall i, j \in \mathbb{N}$
  - Este pressuposto verifica-se, através do diagrama $(\varepsilon_i, \varepsilon_j)$. Não pode existir um padrão/estrutura dos resíduos entre ε_i e ε_j. É especialmente relevante para dados de séries cronológicas (i.e., *Time Series*)

Estimador dos Mínimos Quadrados - Pressupostos IV

- **Independência dos Erros** - $\mathbb{E}[\varepsilon_i \varepsilon_j | X_i] = 0, \forall i, j \in \mathbb{N}$
    - Este pressuposto verifica-se, através do diagrama $(\varepsilon_i, \varepsilon_j)$. Não pode existir um padrão/estrutura dos resíduos entre ε_i e ε_j. É especialmente relevante para dados de séries cronológicas (i.e., *Time Series*)



Modelo de Regressão Linear Múltipla I

- Generalizando a regressão linear simples... Vamos considerar $K + 1$ amostras aleatórias de dimensão n de K+1 variáveis Y, X_1, X_2,..., X_K de uma determinada população, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$, $(X_{11}, ..., X_{1n})$, $(X_{21}, ..., X_{2n})$, ..., $(X_{K1}, ..., X_{Kn})$.

Modelo de Regressão Linear Múltipla I

- Generalizando a regressão linear simples... Vamos considerar $K+1$ amostras aleatórias de dimensão n de K+1 variáveis Y, X_1, X_2,..., X_K de uma determinada população, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$, $(X_{11}, ..., X_{1n})$, $(X_{21}, ..., X_{2n})$, ..., $(X_{K1}, ..., X_{Kn})$.
- Agora existe interesse em perceber, se Y (i.e., a variável dependente) pode ser explicada pelas K variáveis independentes, ou seja será que:

Modelo de Regressão Linear Múltipla I

- Generalizando a regressão linear simples... Vamos considerar $K+1$ amostras aleatórias de dimensão n de K+1 variáveis Y, X_1, X_2,..., X_K de uma determinada população, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$, $(X_{11}, ..., X_{1n})$, $(X_{21}, ..., X_{2n})$, ..., $(X_{K1}, ..., X_{Kn})$.
- Agora existe interesse em perceber, se Y (i.e., a variável dependente) pode ser explicada pelas K variáveis independentes, ou seja será que:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + ... + \beta_K X_{Ki} + \varepsilon_i, \tag{9}$$

onde ε_i é o erro não observado da observação i e $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \forall i \in \mathbb{N}$.

Modelo de Regressão Linear Múltipla I

- Generalizando a regressão linear simples... Vamos considerar $K+1$ amostras aleatórias de dimensão n de K+1 variáveis Y, X_1, X_2,..., X_K de uma determinada população, portanto $(Y_1, ..., Y_n)$, $(X_{11}, ..., X_{1n})$, $(X_{21}, ..., X_{2n})$, ..., $(X_{K1}, ..., X_{Kn})$.
- Agora existe interesse em perceber, se Y (i.e., a variável dependente) pode ser explicada pelas K variáveis independentes, ou seja será que:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + ... + \beta_K X_{Ki} + \varepsilon_i, \tag{9}$$

  onde ε_i é o erro não observado da observação i e $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \forall i \in \mathbb{N}$.
- Com $K = 1$ temos a regressão linear simples, pelo que a regressão linear múltipla exige que $K \geq 2$, ou seja pelo menos 2 regressores.

Modelo de Regressão Linear Múltipla II

- No que respeita à estimação de $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$, mantêm-se o método dos mínimos quadrados cujo processo é idêntico ao apresentado para a regressão linear simples.

$$\min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1,\ldots,\hat{\beta}_K)\in\mathbb{R}^{(K+1)}} \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{K} \hat{\beta}_j x_{ji} \right)^2 \tag{10}$$

- Vamos ter um sistema linear de $K+1$ equações.

Modelo de Regressão Linear Múltipla II

- No que respeita à estimação de $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$, mantêm-se o método dos mínimos quadrados cujo processo é idêntico ao apresentado para a regressão linear simples.

$$\min_{(\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1,\ldots,\hat{\beta}_K)\in\mathbb{R}^{(K+1)}} \sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{K}\hat{\beta}_j x_{ji}\right)^2 \tag{10}$$

- Vamos ter um sistema linear de $K+1$ equações.

$$\begin{cases} -2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{K}\hat{\beta}_j x_{ji}\right)(1) = 0 \\ -2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{K}\hat{\beta}_j x_{ji}\right)x_{1i} = 0 \\ \vdots \\ -2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^{K}\hat{\beta}_j x_{ji}\right)x_{Ki} = 0 \end{cases} \Longleftrightarrow \begin{cases} \hat{\beta}_0 = \frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n} y_i - \sum_{j=1}^{K}\hat{\beta}_j \sum_{i=1}^{n} x_{ji}\right) \\ \hat{\beta}_1 = \dfrac{\sum_{i=1}^{n} y_i x_{1i} - \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^{n} x_{1i} - \sum_{\substack{j=1 \\ j\neq 1}}^{K}\hat{\beta}_j \sum_{i=1}^{n} x_{1i}x_{ji}}{\sum_{i=1}^{n} x_{1i}^2} \\ \vdots \\ \hat{\beta}_K = \dfrac{\sum_{i=1}^{n} y_i x_{Ki} - \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^{n} x_{Ki} - \sum_{\substack{j=1 \\ j\neq K}}^{K}\hat{\beta}_j \sum_{i=1}^{n} x_{Ki}x_{ji}}{\sum_{i=1}^{n} x_{Ki}^2} \end{cases} \tag{11}$$

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento I

- Visto que na regressão múltipla existem K variáveis explicativas, o coeficiente de determinação R^2 tem de ser ligeiramente modificado para que seja comparável entre modelos diferentes (i.e., com nº de regressores diferentes). Só precisamos do R^2 ajustado para comparações.

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento I

- Visto que na regressão múltipla existem K variáveis explicativas, o coeficiente de determinação R^2 tem de ser ligeiramente modificado para que seja comparável entre modelos diferentes (i.e., com nº de regressores diferentes). Só precisamos do R^2 ajustado para comparações.
- O que vamos fazer é penalizar o coeficiente de determinação em função do número de variáveis explicativas.

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento I

- Visto que na regressão múltipla existem K variáveis explicativas, o coeficiente de determinação R^2 tem de ser ligeiramente modificado para que seja comparável entre modelos diferentes (i.e., com nº de regressores diferentes). Só precisamos do R^2 ajustado para comparações.
- O que vamos fazer é penalizar o coeficiente de determinação em função do número de variáveis explicativas.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{SSE/(n-K-1)}{SST(n-1)} = 1 - \frac{(1-R^2)(n-1)}{n-K-1} \tag{12}$$

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento I

- Visto que na regressão múltipla existem K variáveis explicativas, o coeficiente de determinação R^2 tem de ser ligeiramente modificado para que seja comparável entre modelos diferentes (i.e., com nº de regressores diferentes). Só precisamos do R^2 ajustado para comparações.
- O que vamos fazer é penalizar o coeficiente de determinação em função do número de variáveis explicativas.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{SSE/(n-K-1)}{SST(n-1)} = 1 - \frac{(1-R^2)(n-1)}{n-K-1} \tag{12}$$

- Mantêm-se a avaliação da significância estatística individual de cada um dos parâmetros estimados:

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento I

- Visto que na regressão múltipla existem K variáveis explicativas, o coeficiente de determinação R^2 tem de ser ligeiramente modificado para que seja comparável entre modelos diferentes (i.e., com nº de regressores diferentes). Só precisamos do R^2 ajustado para comparações.
- O que vamos fazer é penalizar o coeficiente de determinação em função do número de variáveis explicativas.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{SSE/(n-K-1)}{SST(n-1)} = 1 - \frac{(1-R^2)(n-1)}{n-K-1} \tag{12}$$

- Mantêm-se a avaliação da significância estatística individual de cada um dos parâmetros estimados:
- Executam-se ensaios de hipóteses bilaterais a cada um deles:

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento I

- Visto que na regressão múltipla existem K variáveis explicativas, o coeficiente de determinação R^2 tem de ser ligeiramente modificado para que seja comparável entre modelos diferentes (i.e., com nº de regressores diferentes). Só precisamos do R^2 ajustado para comparações.
- O que vamos fazer é penalizar o coeficiente de determinação em função do número de variáveis explicativas.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{SSE/(n-K-1)}{SST(n-1)} = 1 - \frac{(1-R^2)(n-1)}{n-K-1} \tag{12}$$

- Mantêm-se a avaliação da significância estatística individual de cada um dos parâmetros estimados:
- Executam-se ensaios de hipóteses bilaterais a cada um deles:
- $H_0 : \beta_i = 0$ VS $H_0 : \beta_i \neq 0$ em que $i = \{0, ..., K\}$

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento II

- Visto que na regressão múltipla existem múltiplos regressores torna-se necessário avaliar a significância estatística do modelo como um todo.

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento II

- Visto que na regressão múltipla existem múltiplos regressores torna-se necessário avaliar a significância estatística do modelo como um todo.
- Estamos, no fundo, a avaliar se modelo está corretamente especificado ao executar um ensaio ANOVA com todas as variáveis explicativas:

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento II

- Visto que na regressão múltipla existem múltiplos regressores torna-se necessário avaliar a significância estatística do modelo como um todo.
- Estamos, no fundo, a avaliar se modelo está corretamente especificado ao executar um ensaio ANOVA com todas as variáveis explicativas:
- Neste teste o parâmetro $\hat{\beta}_0$ é excluído.

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento II

- Visto que na regressão múltipla existem múltiplos regressores torna-se necessário avaliar a significância estatística do modelo como um todo.
- Estamos, no fundo, a avaliar se modelo está corretamente especificado ao executar um ensaio ANOVA com todas as variáveis explicativas:
- Neste teste o parâmetro $\hat{\beta}_0$ é excluído.
- $H_0 : \hat{\beta}_1 = \hat{\beta}_2 = ... = \hat{\beta}_K = 0$ VS $H_1 : \exists_i : \hat{\beta}_i \neq 0$ em que $i = \{1, ..., K\}$

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento II

- Visto que na regressão múltipla existem múltiplos regressores torna-se necessário avaliar a significância estatística do modelo como um todo.
- Estamos, no fundo, a avaliar se modelo está corretamente especificado ao executar um ensaio ANOVA com todas as variáveis explicativas:
- Neste teste o parâmetro $\hat{\beta}_0$ é excluído.
- $H_0 : \hat{\beta}_1 = \hat{\beta}_2 = ... = \hat{\beta}_K = 0$ VS $H_1 : \exists_i : \hat{\beta}_i \neq 0$ em que $i = \{1, ..., K\}$
- A estatística deste teste é dada por:

$$F = \frac{MSSR}{MSSE} = \frac{\frac{SSR}{K}}{\frac{SSE}{n-K-1}} = \frac{\frac{SSR}{K}}{\frac{SSE}{n-K-1}} = \frac{\frac{SSR}{SST \times K}}{\frac{SSE}{SST \times (n-K-1)}} = \frac{\frac{R^2}{K}}{\frac{(1-R^2)}{n-K-1}} \sim F_{(K,n-k-1)} \tag{13}$$

Regressão Linear Múltipla - Qualidade do Ajustamento II

- Visto que na regressão múltipla existem múltiplos regressores torna-se necessário avaliar a significância estatística do modelo como um todo.
- Estamos, no fundo, a avaliar se modelo está corretamente especificado ao executar um ensaio ANOVA com todas as variáveis explicativas:
- Neste teste o parâmetro $\hat{\beta}_0$ é excluído.
- $H_0 : \hat{\beta}_1 = \hat{\beta}_2 = ... = \hat{\beta}_K = 0$ VS $H_1 : \exists_i : \hat{\beta}_i \neq 0$ em que $i = \{1, ..., K\}$
- A estatística deste teste é dada por:

$$F = \frac{MSSR}{MSSE} = \frac{\frac{SSR}{K}}{\frac{SSE}{n-K-1}} = \frac{\frac{SSR}{K}}{\frac{SSE}{n-K-1}} = \frac{\frac{SSR}{SST \times K}}{\frac{SSE}{SST \times (n-K-1)}} = \frac{\frac{R^2}{K}}{\frac{(1-R^2)}{n-K-1}} \sim F_{(K,n-k-1)} \quad (13)$$

- Ao rejeitar H_0 conclui-se que o modelo de regressão linear múltipla em teste está corretamente especificado.

Regressão Linear Múltipla - Pressupostos I

- **Inexistência de Multicolinearidade**
  - Não podem existir associações estatísticas muito fortes entre regressores, sob pena de não ser possível verificar a sua contribuição individual na explicação da variável dependente e de reduzir a eficiência do OLS.

Regressão Linear Múltipla - Pressupostos I

- **Inexistência de Multicolinearidade**
  - Não podem existir associações estatísticas muito fortes entre regressores, sob pena de não ser possível verificar a sua contribuição individual na explicação da variável dependente e de reduzir a eficiência do OLS.
  - Este pressuposto pode ser verificado de várias maneiras:

Regressão Linear Múltipla - Pressupostos I

- **Inexistência de Multicolinearidade**
  - Não podem existir associações estatísticas muito fortes entre regressores, sob pena de não ser possível verificar a sua contribuição individual na explicação da variável dependente e de reduzir a eficiência do OLS.
  - Este pressuposto pode ser verificado de várias maneiras:
  - As correlações lineares entre regressores não devem ser superiores a 0.8 - $CORR(X_i, X_j) \leq 0.8, \forall i, j \in \mathbb{N}$.

Regressão Linear Múltipla - Pressupostos I

- **Inexistência de Multicolinearidade**
  - Não podem existir associações estatísticas muito fortes entre regressores, sob pena de não ser possível verificar a sua contribuição individual na explicação da variável dependente e de reduzir a eficiência do OLS.
  - Este pressuposto pode ser verificado de várias maneiras:
  - As correlações lineares entre regressores não devem ser superiores a 0.8 - $CORR(X_i, X_j) \leq 0.8, \forall i, j \in \mathbb{N}$.
  - *Tolerance* > 0.1 - É uma estatística que mede quanto da variância de um regressor X_j não é explicada pelos outros regressores.

Regressão Linear Múltipla - Pressupostos I

- **Inexistência de Multicolinearidade**
  - Não podem existir associações estatísticas muito fortes entre regressores, sob pena de não ser possível verificar a sua contribuição individual na explicação da variável dependente e de reduzir a eficiência do OLS.
  - Este pressuposto pode ser verificado de várias maneiras:
  - As correlações lineares entre regressores não devem ser superiores a 0.8 - $CORR(X_i, X_j) \leq 0.8, \forall i, j \in \mathbb{N}$.
  - *Tolerance* > 0.1 - É uma estatística que mede quanto da variância de um regressor X_j não é explicada pelos outros regressores.
  - VIF(Variance Inflated Factor) < 10 - É uma medida de quanto a a variância de um regressor (i.e., $VAR[\hat{\beta}_j]$) é devido à correlação com outros regressores.

Regressão Linear Múltipla - Pressupostos I

- **Inexistência de Multicolinearidade**
  - Não podem existir associações estatísticas muito fortes entre regressores, sob pena de não ser possível verificar a sua contribuição individual na explicação da variável dependente e de reduzir a eficiência do OLS.
  - Este pressuposto pode ser verificado de várias maneiras:
  - As correlações lineares entre regressores não devem ser superiores a 0.8 - $CORR(X_i, X_j) \leq 0.8, \forall i, j \in \mathbb{N}$.
  - *Tolerance* > 0.1 - É uma estatística que mede quanto da variância de um regressor X_j não é explicada pelos outros regressores.
  - VIF(Variance Inflated Factor) < 10 - É uma medida de quanto a a variância de um regressor (i.e., $VAR[\hat{\beta}_j]$) é devido à correlação com outros regressores.
  - Condition Indexes < 30 - Avalia a multicolinearidade com base nos valores próprios da matriz de informação dos regressores.