MAD211 - Estatística para Administração

Teste de Hipóteses III

Prof. Carlos Trucíos carlos.trucios@facc.ufrj.br ctruciosm.github.io

Faculdade de Administração e Ciências Contábeis, Universidade Federal do Rio de Janeiro

Aula 19

Análise de variância



▶ Quando fizemos inferência para a diferença de médias $(\mu_x - \mu_y)$ com variâncias desconhecidas vimos que tinhamos 2 procedimentos diferentes:

- ▶ Quando fizemos inferência para a diferença de médias $(\mu_x \mu_y)$ com variâncias desconhecidas vimos que tinhamos 2 procedimentos diferentes:
 - Quando as variâncias são desconhecidas e iguais

- ▶ Quando fizemos inferência para a diferença de médias $(\mu_x \mu_y)$ com variâncias desconhecidas vimos que tinhamos 2 procedimentos diferentes:
 - Quando as variâncias são desconhecidas e iguais
 - Quando as variâncias são desconhecidas e diferentes

- ▶ Quando fizemos inferência para a diferença de médias $(\mu_x \mu_y)$ com variâncias desconhecidas vimos que tinhamos 2 procedimentos diferentes:
 - Quando as variâncias são desconhecidas e iguais
 - Quando as variâncias são desconhecidas e diferentes
- Mas se as variâncias são desconhecidas, como podemos saber se são iguais ou diferentes?

- ▶ Quando fizemos inferência para a diferença de médias $(\mu_x \mu_y)$ com variâncias desconhecidas vimos que tinhamos 2 procedimentos diferentes:
 - Quando as variâncias são desconhecidas e iguais
 - Quando as variâncias são desconhecidas e diferentes
- Mas se as variâncias são desconhecidas, como podemos saber se são iguais ou diferentes?
- ▶ Para responder essa pergunta precisamos fazer um teste para comparar as variâncias desconhecidas.

Para testar a igualdade de variâncias, precisamos primeiro conhecer a distribuição F (que será a distribuição que terá nossa estatística de teste).

Para testar a igualdade de variâncias, precisamos primeiro conhecer a distribuição F (que será a distribuição que terá nossa estatística de teste).

A Distribuição F

▶ A distribuição F tem 2 parêmetros: *m* (graus de liberdade do numerador) e *n* (graus de liberdade do denominador).

Para testar a igualdade de variâncias, precisamos primeiro conhecer a distribuição F (que será a distribuição que terá nossa estatística de teste).

- ▶ A distribuição F tem 2 parêmetros: *m* (graus de liberdade do numerador) e *n* (graus de liberdade do denominador).
- lacksquare Se $X\sim N(0,1)$, então $X^2\sim \chi_1^2$

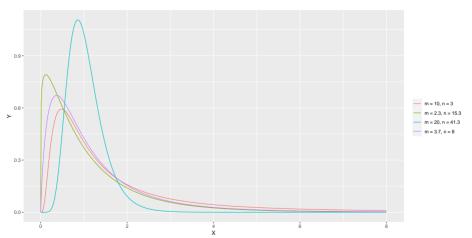
Para testar a igualdade de variâncias, precisamos primeiro conhecer a distribuição F (que será a distribuição que terá nossa estatística de teste).

- ▶ A distribuição F tem 2 parêmetros: *m* (graus de liberdade do numerador) e *n* (graus de liberdade do denominador).
- lacksquare Se $X\sim N(0,1)$, então $X^2\sim \chi_1^2$
- Se $X_1, X_2, \ldots, X_n \sim \chi_1^2$, então $X_1 + \cdots + X_n \sim \chi_n^2$

Para testar a igualdade de variâncias, precisamos primeiro conhecer a distribuição F (que será a distribuição que terá nossa estatística de teste).

- ▶ A distribuição F tem 2 parêmetros: *m* (graus de liberdade do numerador) e *n* (graus de liberdade do denominador).
- lacksquare Se $X\sim N(0,1)$, então $X^2\sim \chi_1^2$
- Se $X_1, X_2, \ldots, X_n \sim \chi_1^2$, então $X_1 + \cdots + X_n \sim \chi_n^2$
- Seja $X \sim \chi_m^2$ e $Y \sim \chi_n^2$, então

$$F = \frac{X/m}{Y/n} \sim F_{m,n}$$



Teorema

Sejam $X_1\ldots,X_{n_x}\sim \mathcal{N}(\mu_x,\sigma_x)$ e sejam $Y_1\ldots,Y_{n_y}\sim \mathcal{N}(\mu_y,\sigma_y)$. Então

$$F = \frac{\hat{\sigma}_{x}^{2}/\sigma_{x}^{2}}{\hat{\sigma}_{y}^{2}/\sigma_{y}^{2}} \sim F_{n_{x}-1,n_{y}-1},$$

em que $\hat{\sigma}_x^2$ e $\hat{\sigma}_y^2$ são a variâncias amostral de X_1,\ldots,X_{n_x} e Y_1,\ldots,Y_{n_y} , respectivamente.

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2/\sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2/\sigma_y^2} \sim F_{n_x-1,n_y-1}$$

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2/\sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2/\sigma_y^2} \sim F_{n_x-1,n_y-1}$$

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2/\sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2/\sigma_y^2} \sim F_{n_x-1,n_y-1}$$

- ► $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ► $H_0: \sigma_y^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_y^2 > \sigma_y^2$

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2 / \sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2 / \sigma_y^2} \sim F_{n_x - 1, n_y - 1}$$

- ▶ $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ▶ $H_0: \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 > \sigma_y^2$ ▶ $H_0: \sigma_x^2 \geq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 < \sigma_y^2$

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2 / \sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2 / \sigma_y^2} \sim F_{n_x - 1, n_y - 1}$$

- ▶ $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ▶ $H_0: \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 > \sigma_y^2$ ▶ $H_0: \sigma_x^2 \geq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 < \sigma_y^2$

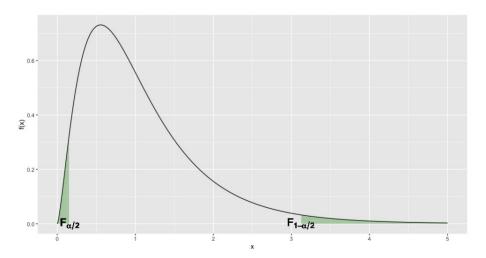
$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2 / \sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2 / \sigma_y^2} \sim F_{n_x - 1, n_y - 1}$$

- ▶ $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ▶ $H_0: \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 > \sigma_y^2$ ▶ $H_0: \sigma_x^2 \geq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 < \sigma_y^2$
- Mas como utilizaremos F para fazer os testes de não conhecemos as variâncias σ_{ν}^2 nem σ_{ν}^2 ?

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2 / \sigma_x^2}{\hat{\sigma}_y^2 / \sigma_y^2} \sim F_{n_x - 1, n_y - 1}$$

- ► $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ► $H_0: \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 > \sigma_y^2$ ► $H_0: \sigma_y^2 \geq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_y^2 < \sigma_y^2$
- ▶ Mas como utilizaremos F para fazer os testes de não conhecemos as variâncias σ_{ν}^2 nem σ_{ν}^2 ?
- ▶ Sob H_0 ($\sigma_x^2 = \sigma_y^2$) temos que:

$$F = \frac{\hat{\sigma}_x^2}{\hat{\sigma}_y^2} \sim F_{n_x - 1, n_y - 1}$$



Seja

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2$$

▶ Se $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2,n_x-1,n_y-1}$ ou se $F < F_{\alpha/2,n_x-1,n_y-1}$

Seja

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2$$

- Se $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$ ou se $F < F_{\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$
- Se $H_0: \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 > \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha,n_x-1,n_y-1}$

Seja

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2$$

- Se $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$ ou se $F < F_{\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$
- Se $H_0: \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 > \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha,n_x-1,n_y-1}$
- Se $H_0: \sigma_x^2 \ge \sigma_y^2$ vs $H_1: \sigma_x^2 < \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F < F_{\alpha, n_x 1, n_y 1}$

Ejemplo: Considere o seguinte teste $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$. Duas amostras aleatórias de provenientes de uma $N(\mu_x, \sigma_x)$ e $n(\mu_y, \sigma_y)$ produziram os seguintes resultados:

- ▶ Amostra 1: $n_x = 5$, $\bar{x} = 25.36$, $\hat{\sigma}_x = 2.1$
- ▶ Amostra 2: $n_y = 10$, $\bar{y} = 15.64$, $\hat{\sigma}_y = 4.1$

Rejeitamos ou não rejeitamos H_0 ?

Ejemplo: Considere o seguinte teste $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$. Duas amostras aleatórias de provenientes de uma $N(\mu_x, \sigma_x)$ e $n(\mu_y, \sigma_y)$ produziram os seguintes resultados:

- ▶ Amostra 1: $n_x = 5$, $\bar{x} = 25.36$, $\hat{\sigma}_x = 2.1$
- ▶ Amostra 2: $n_y = 10$, $\bar{y} = 15.64$, $\hat{\sigma}_y = 4.1$

Rejeitamos ou não rejeitamos H_0 ?

Solução

Nível de significância $\alpha = 0.05$

Ejemplo: Considere o seguinte teste $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$. Duas amostras aleatórias de provenientes de uma $N(\mu_x, \sigma_x)$ e $n(\mu_y, \sigma_y)$ produziram os seguintes resultados:

- ▶ Amostra 1: $n_x = 5$, $\bar{x} = 25.36$, $\hat{\sigma}_x = 2.1$
- ▶ Amostra 2: $n_y = 10$, $\bar{y} = 15.64$, $\hat{\sigma}_y = 4.1$

Rejeitamos ou não rejeitamos H_0 ?

Solução

- Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos nossa estatística de teste:

Ejemplo: Considere o seguinte teste $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$. Duas amostras aleatórias de provenientes de uma $N(\mu_x, \sigma_x)$ e $n(\mu_y, \sigma_y)$ produziram os seguintes resultados:

- ▶ Amostra 1: $n_x = 5$, $\bar{x} = 25.36$, $\hat{\sigma}_x = 2.1$
- ▶ Amostra 2: $n_y = 10$, $\bar{y} = 15.64$, $\hat{\sigma}_y = 4.1$

Rejeitamos ou não rejeitamos H_0 ?

Solução

- Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos nossa estatística de teste:
 - Mas para saber qual estatística de teste utilizar precisamos saber se as variâncias são iguais ou diferentes!

Ejemplo: Considere o seguinte teste $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$. Duas amostras aleatórias de provenientes de uma $N(\mu_x, \sigma_x)$ e $n(\mu_y, \sigma_y)$ produziram os seguintes resultados:

- ▶ Amostra 1: $n_x = 5$, $\bar{x} = 25.36$, $\hat{\sigma}_x = 2.1$
- ▶ Amostra 2: $n_y = 10$, $\bar{y} = 15.64$, $\hat{\sigma}_y = 4.1$

Rejeitamos ou não rejeitamos H_0 ?

Solução

- Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos nossa estatística de teste:
 - Mas para saber qual estatística de teste utilizar precisamos saber se as variâncias são iguais ou diferentes!
 - Precisamos então fazer um teste de hipóteses para saber se as variâncias são iguais ou diferentes

$$H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$$
 vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$

• Nível de significância $\alpha = 0.05$

$$H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$$
 vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$

- Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos a estatística de teste:

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2 = 2.1^2 / 4.1^2 = 0.2623438$$

$$H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$$
 vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$

- ▶ Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos a estatística de teste:

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2 = 2.1^2 / 4.1^2 = 0.2623438$$

► Como $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$ ou $F < F_{\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$

$$H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$$
 vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$

- ▶ Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos a estatística de teste:

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2 = 2.1^2 / 4.1^2 = 0.2623438$$

► Como $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$ ou $F < F_{\alpha/2, n_x-1, n_y-1}$

$$H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$$
 vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$

- Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos a estatística de teste:

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2 = 2.1^2 / 4.1^2 = 0.2623438$$

► Como $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2,n_x-1,n_y-1}$ ou $F < F_{\alpha/2,n_x-1,n_y-1}$

```
alpha = 0.05; nx = 5; ny = 10
c(qf(1-alpha/2, nx-1, ny-1), qf(alpha/2, nx-1, ny-1))
```

[1] 4.7180785 0.1123005

$$H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$$
 vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$

- Nível de significância $\alpha = 0.05$
- Definimos a estatística de teste:

$$F = \hat{\sigma}_x^2 / \hat{\sigma}_y^2 = 2.1^2 / 4.1^2 = 0.2623438$$

► Como $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ vs. $H_1: \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$, rejeitamos H_0 se $F > F_{1-\alpha/2,n_x-1,n_y-1}$ ou $F < F_{\alpha/2,n_x-1,n_y-1}$

```
alpha = 0.05; nx = 5; ny = 10
c(qf(1-alpha/2, nx-1, ny-1), qf(alpha/2, nx-1, ny-1))
```

```
## [1] 4.7180785 0.1123005
```

▶ 0.26 < 0.1123005 ou 0.26 > 4.7180785 ? Não, então não rejeitamos H_0 e concluimos que não temos evidência para dizer que as variâncias são diferentes.

Com os resultados do teste de igualdade de variância, escolheremos a estatística de teste apropriada para testar

$$H_0: \mu_x = \mu_y$$
 vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$

▶ Definindo estatística de teste (caso variâncias desconhecidas e iguais):

$$t = \frac{(\bar{x} - \bar{y}) - D_0}{s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} = \frac{25.36 - 15.64}{\sqrt{12.17615} \sqrt{\frac{1}{5} + \frac{1}{10}}} = 5.085699$$

em que
$$s_p^2 = \frac{(n_1 - 1)\hat{\sigma}_x^2 + (n_2 - 1)\hat{\sigma}_y^2}{n_1 + n_2 - 2} = 12.17615.$$

$$H_0: \mu_x = \mu_y$$
 vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$

t = 5.085699

$$H_0: \mu_x = \mu_y$$
 vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$

- t = 5.085699
- ▶ Como $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$, rejeitamos H_0 se $|t| > t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2}$

$$H_0: \mu_x = \mu_y$$
 vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$

- t = 5.085699
- ▶ Como $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$, rejeitamos H_0 se $|t| > t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2}$

$$H_0: \mu_x = \mu_y$$
 vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$

- t = 5.085699
- ► Como $H_0: \mu_{\mathsf{X}} = \mu_{\mathsf{Y}}$ vs. $H_1: \mu_{\mathsf{X}} \neq \mu_{\mathsf{Y}}$, rejeitamos H_0 se $|t| > t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2}$

```
alpha = 0.05; n1 = 5; n2 = 10
qt(1-alpha/2, n1 + n2 - 2)
```

```
## [1] 2.160369
```

$$H_0: \mu_x = \mu_y$$
 vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$

- t = 5.085699
- ► Como $H_0: \mu_x = \mu_y$ vs. $H_1: \mu_x \neq \mu_y$, rejeitamos H_0 se $|t| > t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2}$

```
alpha = 0.05; n1 = 5; n2 = 10
qt(1-alpha/2, n1 + n2 - 2)
```

[1] 2.160369

▶ |5.085699| > 2.160369 ? Sim, então rejeitamos H_0 e concluimos que $\mu_{\rm x} \neq \mu_{\rm y}$.

► Até agora temos visto testes de hipóteses para comparar duas médias populacionais.

- ► Até agora temos visto testes de hipóteses para comparar duas médias populacionais.
- ► Em algumas circunstâncias podemos estar interessados em testar se a média populacional de três ou mais populações são iguais.

- Até agora temos visto testes de hipóteses para comparar duas médias populacionais.
- ► Em algumas circunstâncias podemos estar interessados em testar se a média populacional de três ou mais populações são iguais.
- ▶ Para responder esta pergunta, utilizaremos um procedimento conhecido como análise de variància (ou ANOVA).

Case: Um teste de habilidades é aplicado em uma amostra de 100 trabalhadores de cada um dos três centros de distribuição (CD) da *Via Varejo*. Roberto Fulcherberguer, o CEO da empresa, gostaria de saber se em média, os três centros de distribuição possuem funcionários com o mesmo nível de habilidades. Os resultados obtidos nas amostras foram:

- ► CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$
- ► CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$
- ► CD3: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$

Case: Um teste de habilidades é aplicado em uma amostra de 100 trabalhadores de cada um dos três centros de distribuição (CD) da *Via Varejo*. Roberto Fulcherberguer, o CEO da empresa, gostaria de saber se em média, os três centros de distribuição possuem funcionários com o mesmo nível de habilidades. Os resultados obtidos nas amostras foram:

- ▶ CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$
- ► CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$
- ► CD3: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$

Se denotarmos por μ_1,μ_2,μ_3 as médias populacionais correspondentes às puntuações dos 3 CDs. O CEO quer testar:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

Para testar

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

nenhum dos testes vistos até agora são úteis.

Para testar

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

nenhum dos testes vistos até agora são úteis.

Utilizaremos ANOVA (análise de variância) para responder esta pergunta:

Para testar

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

nenhum dos testes vistos até agora são úteis.

Utilizaremos ANOVA (análise de variância) para responder esta pergunta:

Hipóteses ANOVA:

► Independência: entre as observações (Exemplo: a pontuação que cada trabalhador obteve é independente da obtida por outro funcionário)

Para testar

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

nenhum dos testes vistos até agora são úteis.

Utilizaremos ANOVA (análise de variância) para responder esta pergunta:

Hipóteses ANOVA:

- ► Independência: entre as observações (Exemplo: a pontuação que cada trabalhador obteve é independente da obtida por outro funcionário)
- ► **Normalidade:** a variável de interesse de cada grupo é normalmente distribuida.

Para testar

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

nenhum dos testes vistos até agora são úteis.

Utilizaremos ANOVA (análise de variância) para responder esta pergunta:

Hipóteses ANOVA:

- ► Independência: entre as observações (Exemplo: a pontuação que cada trabalhador obteve é independente da obtida por outro funcionário)
- Normalidade: a variável de interesse de cada grupo é normalmente distribuida.
- ▶ **Igualdade de variâncias:** os grupos tem a mesma variância (variâncias desconhecidas mas iguais)

Intuição

► Se as três médias populacionais fossem iguais, esperamos que as três médias amostrais estejam próximas entre si.

- ► Se as três médias populacionais fossem iguais, esperamos que as três médias amostrais estejam próximas entre si.
- Quanto mais próximas estejam as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para concluir que as médias populacionais são iguais.

- ► Se as três médias populacionais fossem iguais, esperamos que as três médias amostrais estejam próximas entre si.
- Quanto mais próximas estejam as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para concluir que as médias populacionais são iguais.
- Por outro lado, quando mais diferirem as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para dizer que as médias populacionais não são iguais.

- ► Se as três médias populacionais fossem iguais, esperamos que as três médias amostrais estejam próximas entre si.
- Quanto mais próximas estejam as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para concluir que as médias populacionais são iguais.
- Por outro lado, quando mais diferirem as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para dizer que as médias populacionais não são iguais.
- Em outras palavras, se a variabilidade entre entre as médias amostrais for pequena, teremos evidência favoravel (não rejeitar) a $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$, enquanto que se a variabilidade entre as médias amostrais for grande, teremos evidência contraria (rejeitar) a H_0 .

- ► Se as três médias populacionais fossem iguais, esperamos que as três médias amostrais estejam próximas entre si.
- Quanto mais próximas estejam as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para concluir que as médias populacionais são iguais.
- Por outro lado, quando mais diferirem as médias amostrais entre si, teremos mais evidência para dizer que as médias populacionais não são iguais.
- Em outras palavras, se a variabilidade entre entre as médias amostrais for pequena, teremos evidência favoravel (não rejeitar) a $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$, enquanto que se a variabilidade entre as médias amostrais for grande, teremos evidência contraria (rejeitar) a H_0 .
- Ademais, se H_0 for verdadeira implica que todas as amostras vem de uma mesma $N(\mu, \sigma)$

Intuição

Voltando ao exemplo, se H_0 for verdade, então podemos pensar em \bar{x}_1 , \bar{x}_2 e \bar{x}_3 como três números extraidos de uma $N(\mu, \sigma_{\bar{x}})$.

Intuição

- Voltando ao exemplo, se H_0 for verdade, então podemos pensar em \bar{x}_1 , \bar{x}_2 e \bar{x}_3 como três números extraidos de uma $N(\mu, \sigma_{\bar{x}})$.
- \blacktriangleright Então podemos estimar μ por

$$\bar{x} = \frac{\bar{x}_1 + \bar{x}_2 + \bar{x}_3}{3}$$

e podemos estimar $\sigma_{\bar{x}}^2$ por

$$\hat{\sigma}_{\bar{x}}^2 = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x})^2 + (\bar{x}_2 - \bar{x})^2 + (\bar{x}_3 - \bar{x})^2}{3 - 1}.$$

Como $\sigma_{ar{\mathbf{x}}}^2 = \sigma^2/n$, temos que $\hat{\sigma}^2 = n\hat{\sigma}_{ar{\mathbf{x}}}^2$.

▶ Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2

- ightharpoonup Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2
- Por outro lado, $\hat{\sigma}_1^2$, $\hat{\sigma}_2^2$ e $\hat{\sigma}_3^2$ são também estimativas não viesadas de σ^2

- ightharpoonup Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2
- Por outro lado, $\hat{\sigma}_1^2$, $\hat{\sigma}_2^2$ e $\hat{\sigma}_3^2$ são também estimativas não viesadas de σ^2
- Note que $\frac{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2}{3}$ também é uma estimativa não viesada de σ^2

- ▶ Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2
- ▶ Por outro lado, $\hat{\sigma}_1^2$, $\hat{\sigma}_2^2$ e $\hat{\sigma}_3^2$ são também estimativas não viesadas de
- Note que $\frac{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2}{3}$ também é uma estimativa não viesada de σ^2 Se H_0 for verdadeira tanto $\hat{\sigma}^2$ quanto $(\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2)/3$ serão ambas
- próximas entre si.

- ▶ Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2
- ▶ Por outro lado, $\hat{\sigma}_1^2$, $\hat{\sigma}_2^2$ e $\hat{\sigma}_3^2$ são também estimativas não viesadas de
- Note que $\frac{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2}{3}$ também é uma estimativa não viesada de σ^2 Se H_0 for verdadeira tanto $\hat{\sigma}^2$ quanto $(\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2)/3$ serão ambas
- próximas entre si.
- ▶ Isso significa que o quociente entre eles deve ser próximo de um.

- ▶ Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2
- ▶ Por outro lado, $\hat{\sigma}_1^2$, $\hat{\sigma}_2^2$ e $\hat{\sigma}_3^2$ são também estimativas não viesadas de
- Note que $\frac{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2}{3}$ também é uma estimativa não viesada de σ^2 Se H_0 for verdadeira tanto $\hat{\sigma}^2$ quanto $(\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2)/3$ serão ambas
- próximas entre si.
- ▶ Isso significa que o quociente entre eles deve ser próximo de um.

- ightharpoonup Então temos $\hat{\sigma}^2$ uma estimativa não viesada de σ^2
- Por outro lado, $\hat{\sigma}_1^2$, $\hat{\sigma}_2^2$ e $\hat{\sigma}_3^2$ são também estimativas não viesadas de σ^2
- Note que $\frac{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2}{3}$ também é uma estimativa não viesada de σ^2
- Se H_0 for verdadeira tanto $\hat{\sigma}^2$ quanto $(\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_3^2)/3$ serão ambas próximas entre si.
- ▶ Isso significa que o quociente entre eles deve ser próximo de um.

ANOVA baseia-se em duas estimativas independêntes da variância comum σ^2 . Uma delas, $\hat{\sigma}^2$ baseia-se na variabilidade existente entre as próprias médias amostrais (chamada variância entre tratamentos). A outra, baseia-se na variabilidade dos dados existente dentro de cada grupo (chamada variância dentro dos tratamentos). Comparando essas duas estimativas seremos capazes de testar se as médias populacionais são iguais ou não.

Sejam as hipóteses:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \ldots = \mu_k$$
. vs. $H_1: H_0$ não é verdade,

em que μ_i $(j=1,\ldots,k)$ é a média da j-ésima população.

Sejam as hipóteses:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \ldots = \mu_k$$
. vs. $H_1: H_0$ não é verdade,

em que μ_j $(j=1,\ldots,k)$ é a média da j-ésima população.

Sejam:

- n_i: tamanho da a.a. extraida da j-ésima população;
- x_{ij}: i-ésimo elemento da a.a extraida da j-ésima população;
- $ightharpoonup \bar{x}_j$: média amostral da a.a. da j-ésima população;
- $\hat{\sigma}_{i}^{2}$: variância amostral da a.a. da *j*-ésima população.

Sejam as hipóteses:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \ldots = \mu_k$$
. vs. $H_1: H_0$ não é verdade,

em que μ_j $(j=1,\ldots,k)$ é a média da j-ésima população.

Sejam:

- n_i: tamanho da a.a. extraida da j-ésima população;
- x_{ij}: i-ésimo elemento da a.a extraida da j-ésima população;
- $ightharpoonup \bar{x}_i$: média amostral da a.a. da j-ésima população;
- $ightharpoonup \hat{\sigma}_{i}^{2}$: variância amostral da a.a. da *j*-ésima população.

Por outro lado, denotemos por $\bar{\bar{x}}$ a média global de todas as observações,

$$\bar{\bar{x}} = \frac{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} x_{ij}}{n_T},$$

em que
$$n_T = n_1 + n_2 + \cdots + n_k$$

$$SQT = SQTr + SQE$$

$$SQT = SQTr + SQE$$

► Soma de Quadrados Totais

$$SQT = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_j} (x_{ij} - \bar{\bar{x}})^2$$

$$SQT = SQTr + SQE$$

Soma de Quadrados Totais

$$SQT = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_j} (x_{ij} - \bar{\bar{x}})^2$$

Soma de Quadrados entre tratamentos

$$SQTr = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_{j}} (\bar{x}_{j} - \bar{\bar{x}})^{2} = \sum_{j=1}^{k} n_{j} (\bar{x}_{j} - \bar{\bar{x}})^{2}$$

$$SQT = SQTr + SQE$$

Soma de Quadrados Totais

$$SQT = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_j} (x_{ij} - \bar{\bar{x}})^2$$

Soma de Quadrados entre tratamentos

$$SQTr = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_{j}} (\bar{x}_{j} - \bar{\bar{x}})^{2} = \sum_{j=1}^{k} n_{j} (\bar{x}_{j} - \bar{\bar{x}})^{2}$$

Soma de Quadrados dos Erros (ou dentro dos tratamentos)

$$SQE = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	k-1	SQTr	$QMTr = \frac{SQTr}{k-1}$ $QME = \frac{SQE}{n_T - k}$	QMTr QME
Erro	$n_T - k$	SQE	$QME = \frac{SQE}{n\tau - k}$	
Total	n_T-1	SQT	,,, ,,	

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	k-1	SQTr	$QMTr = rac{SQTr}{k-1}$ $QME = rac{SQE}{n_T - k}$	QMTr QME
Erro	$n_T - k$	SQE	$QME = \frac{SQE}{n\tau - k}$	
Total	n_T-1	SQT	,,, K	

Pode-se provar que, sob H_0 e sob as hipóteses do ANOVA:

$$F = rac{QMTr}{QME} \sim F_{k-1,n_T-k}$$

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	k-1	SQTr	$QMTr = \frac{SQTr}{k-1}$ $QME = \frac{SQE}{n_T - k}$	QMTr QME
Erro	$n_T - k$	SQE	$QME = \frac{SQE}{n_T - k}$	•
Total	n_T-1	SQT	•	

Pode-se provar que, sob H_0 e sob as hipóteses do ANOVA:

$$F = \frac{QMTr}{QME} \sim F_{k-1,n_T-k}$$

Assim, rejeitamos $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \cdots = \mu_k$ se $F > F_{1-\alpha,k-1,n_T-k}$

Note que se $n_j = n \quad \forall j$:

$$SQTr = \sum_{j=1}^k n_j (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2 = n \sum_{j=1}^k (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2, \text{ e então}$$

$$QMTr = \frac{SQTr}{k-1} = n \frac{\sum_{j=1}^k (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2}{k-1} \text{ é o nosso } \hat{\sigma}^2 \text{ obtido no } \textit{case}.$$

Note que se $n_i = n \quad \forall i$:

$$SQTr = \sum_{j=1}^{k} n_j (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2 = n \sum_{j=1}^{k} (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2, \text{ e então}$$

$$QMTr = \frac{SQTr}{k-1} = n \frac{\sum_{j=1}^{k} (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2}{k-1} \text{ é o nosso } \hat{\sigma}^2 \text{ obtido no } \textit{case}.$$

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

▶ De forma semelhante, $MQE = \frac{j=1}{n_T - k}$, mas como $n_j = n$ e $n_T = n_1 + \cdots + n_k = kn$ temos que.

$$QME = \frac{\sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n} (x_{ij} - \bar{x}_{j})^{2}}{k(n-1)} = \frac{\sum_{i}^{k} \hat{\sigma}_{j}^{2}}{k}.$$

Voltando ao nosso case. O CEO da Via Varejo quer testar:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

Voltando ao nosso case. O CEO da Via Varejo quer testar:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$, $n_2 = 100$
- ▶ AMostra do CD3: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

Voltando ao nosso case. O CEO da Via Varejo quer testar:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdade

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$, $n_2 = 100$
- ▶ **AMostra do CD3**: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	k-1	SQTr	$QMTr = \frac{SQTr}{k-1}$ $QME = \frac{SQE}{n_T - k}$	QMTr QME
Erro	$n_T - k$	SQE	$QME = \frac{SQE}{n\tau - k}$	
Total	n_T-1	SQT	<i>11</i> K	

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$, $n_2 = 100$
- ▶ **AMostra do CD3**: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$, $n_2 = 100$
- ▶ **AMostra do CD3**: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

Como k = 3 grupos e $n_j = n$ j = 1, ..., 3:

$$\bar{\bar{x}} = \frac{79 + 74 + 66}{3} = 73$$

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$, $\hat{\sigma}_2 = 4.47$, $n_2 = 100$
- ▶ **AMostra do CD3**: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

Como k=3 grupos e $n_j=n$ $j=1,\ldots,3$:

$$\bar{\bar{x}} = \frac{79 + 74 + 66}{3} = 73$$

$$Part = n \frac{\sum_{j=1}^{3} (\bar{x}_{j} - \bar{\bar{x}})^{2}}{3 - 1} = 100 \times \frac{(79 - 73)^{2} + (74 - 73)^{2} + (66 - 73)^{2}}{3 - 1} = 4300$$

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$. $\hat{\sigma}_2 = 4.47$. $n_2 = 100$
- ▶ AMostra do CD3: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

Como k = 3 grupos e $n_i = n$ $j = 1, \dots, 3$:

$$\bar{\bar{x}} = \frac{79 + 74 + 66}{3} = 73$$

$$\bar{\bar{x}} = \frac{79 + 74 + 66}{3} = 73$$

$$Part = n \frac{\sum_{j=1}^{3} (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2}{3 - 1} = \frac{(70 - 73)^2 + (74 - 73)^2}{3 - 1} = \frac{1}{3} = \frac{1}{3$$

$$100 \times \frac{(79-73)^2 + (74-73)^2 + (66-73)^2}{2} = 4300$$

$$PARE = \frac{\sum_{i}^{3} \hat{\sigma}_{j}^{2}}{3} = \frac{5.83^{2} + 4.47^{2} + 5.66^{2}}{3} = 28.66847$$

- ▶ Amostra do CD1: $\bar{x}_1 = 79$, $\hat{\sigma}_1 = 5.83$, $n_1 = 100$
- ▶ Amostra do CD2: $\bar{x}_2 = 74$. $\hat{\sigma}_2 = 4.47$. $n_2 = 100$
- ▶ AMostra do CD3: $\bar{x}_3 = 66$, $\hat{\sigma}_3 = 5.66$, $n_3 = 100$

Como k = 3 grupos e $n_i = n$ $j = 1, \dots, 3$:

$$\bar{\bar{x}} = \frac{79 + 74 + 66}{3} = 73$$

$$\bar{\bar{x}} = \frac{79 + 74 + 66}{3} = 73$$

$$Part = n \frac{\sum_{j=1}^{3} (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2}{3 - 1} = 0$$

$$100 \times \frac{(79-73)^2 + (74-73)^2 + (66-73)^2}{2} = 4300$$

►
$$QME = \frac{\sum_{i}^{3} \hat{\sigma}_{j}^{2}}{3} = \frac{5.83^{2} + 4.47^{2} + 5.66^{2}}{3} = 28.66847$$
► $F = QMTr/QME = 4300/28.66847 = 149.9906$

$$F = QMTr/QME = 4300/28.66847 = 149.9906$$

► F = 149.9906

► F = 149.9906

```
▶ F = 149.9906
k = 3; n = 100; alpha = 0.05
qf(1-alpha, k-1, 3*n-k)
## [1] 3.026153
```

```
F = 149.9906

k = 3; n = 100; alpha = 0.05

qf(1-alpha, k-1, 3*n-k)

## [1] 3.026153

149.9906> 3.026153? Sim. então rejeitamos H<sub>0</sub>.
```

Exemplo: Quatro observações foram selecionadas de cada uma de três diferentes populações. Os dados obtidos são os seguintes:

Observação	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3
1	165	174	169
2	149	164	154
3	156	180	161
4	142	158	148

Teste

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$
 vs. $H_1: H_0$ não é verdadeira

```
x1 = c(165, 149, 156, 142) # amostra 1
x2 = c(174, 164, 180, 158) # amostra 2
x3 = c(169, 154, 161, 148) # amostra 3
x = c(x1, x2, x3)
                            # todos os elementos
# Calculamos as médias:
m g = mean(x)
                            # média alobal
m 1 = mean(x1)
                             # média da amostra 1
m 2 = mean(x2)
                            # média da amostra 2
m 3 = mean(x3)
                            # média da amostra 3
# Tamanhos de amostra em cada grupo
n1 = length(x1)
                             # Obs na amostra 1
n2 = length(x2)
                             # Obs na amostra 2
n3 = length(x3)
                            # Obs na amostra 3
```

$$SQT = SQTr + SQE$$

$$SQT = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_j} (x_{ij} - \bar{\bar{x}})^2 \quad SQTr = \sum_{j=1}^{k} n_j (\bar{x}_j - \bar{\bar{x}})^2$$

$$SQT = SQTr + SQE$$

$$SQT = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i}^{n_{j}} (x_{ij} - \bar{x})^{2} \quad SQTr = \sum_{j=1}^{k} n_{j} (\bar{x}_{j} - \bar{x})^{2}$$
Soma de Quadrados Totais
$$SQT = sum((x-m_{g})^{2}) \quad # \quad Cuidado! \quad sum((x-m_{g})^{2}) \quad != sum(x-mg)^{2}$$
Soma de Quadrados dos Tratamentos
$$SQTr = n1*(m_{1}-m_{g})^{2} + n2*(m_{2}-m_{g})^{2} + n3*(m_{3}-m_{g})^{2}$$
Soma de Quadrados dos Erros
$$SQE = SQT - SQTr$$
Imprimindo resultados
$$c(SQT, SQTr, SQE)$$

Carlos Trucíos (FACC/UFRJ)

[1] 1364 536 828

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	k-1	SQTr	$QMTr = \frac{SQTr}{k-1}$ $QME = \frac{SQE}{n_T - k}$	$\frac{QMTr}{QME}$
Erro	$n_T - k$	SQE	$QME = \frac{SQE}{n\tau - k}$	
Total	n_T-1	SQT	,,, K	

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	k-1	SQTr	$QMTr = rac{SQTr}{k-1}$ $QME = rac{SQE}{n_T - k}$	$\frac{QMTr}{QME}$
Erro	$n_T - k$	SQE	$QME = \frac{SQE}{n\tau - k}$	
Total	n_T-1	SQT	.,, .,	

Fonte de Variação	g.l	Soma dos Q.	Q. Médios	F
Tratamento	2	536	QMTr = 268	2.9130435
Erro	9	828	QME = 92	
Total	11	1364		

Então rejeitamos $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$ se $F > F_{1-\alpha,k-1,n_T-k}$

```
Então rejeitamos H_0: \mu_1=\mu_2=\mu_3 se F>F_{1-\alpha,k-1,n_T-k} alpha = 0.05; k = 3; nT = n1 + n2 + n3 qf(1-alpha, k-1, nT-k)
```

```
Então rejeitamos H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 se F > F_{1-\alpha,k-1,n_T-k} alpha = 0.05; k = 3; nT = n1 + n2 + n3 qf(1-alpha, k-1, nT-k)
```

[1] 4.256495

2.9130435 > 4.256495? Não, então não rejeitamos H_0 .

No R existe uma forma fácil de fazer ANOVA.

Os dados do exemplo anterior estão disponíveis aqui.

No R existe uma forma fácil de fazer ANOVA.

Os dados do exemplo anterior estão disponíveis aqui.

```
dados <- read.csv("anova_dados.csv", sep = ";") oneway.test(V1 ~ grupo, data = dados, var.equal = TRUE)  
##
## One-way analysis of means
##
## data: V1 and grupo
## F = 2.913, num df = 2, denom df = 9, p-value = 0.1058
Como p-valor não é menor do que \alpha = 0.05, não rejeitamos H_0
```

Leituras recomendadas

- Anderson, D. R; Sweeney, D. J.; e Williams, T. A. (2008). Estatística Aplicada à Administração e Economia. 2ed. Cengage Learning. Cap 10
- Morettin, P.A; e Bussab, W. de O. (2004). Estatística Básica. 5ed, Saraiva. Cap 13