



UFRPE

Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

1

Computação para Análise de Dados

Prof. Ermeson Andrade
ermeson.andrade@ufrpe.br

ANOVA

- Introdução
- ANOVA 1 Fator
- ANOVA 2 Fatores
- ANOVA 1 Fator com Medidas Repetidas
- Teste de Friedman
- Referências

Introdução

Teste de Hipótese

5

- Na aula anterior, os testes paramétricos e não paramétricos foram estudados.
- Porém, esses testes foram utilizados apenas para avaliar se há diferença significativa entre as médias de **duas amostras**.
- Nesta aula, abordaremos comparações mais complexas com a ANOVA e o teste de Friedman.

Qual teste escolher ?



1ª Pergunta: Os dados apresentam distribuição normal?

Sim – Testes Paramétricos

Não – Testes Não-Paramétricos

2ª Pergunta: Com quantos grupos ou variáveis estou trabalhando?

2 grupos

Mais de 2 grupos

3ª Pergunta:
Existe vínculo entre os grupos ou variável?

2 grupos

Mais de 2 grupos

3ª Pergunta:
Existe vínculo entre os grupos ou variável?

Sim

Não

Sim

Não

Sim

Não

Sim

Não

Teste "t" Pareado

Teste "t"

Análise Variância

Análise Variância

Wilcoxon

Mann-Whitney

Friedman

Kruskal-Wallis

Qual teste escolher ?

7

1ª Pergunta: Os dados apresentam distribuição normal?

Sim – Teste Paramétrico

2 grupos

3ª Pergunta

Sim

Não

Teste "t" Pareado

Teste "t"

Análise de Variância

Análise de Variância

Wilcoxon

Mann-Whitney

Friedman

Kruskal-Wallis

Esta aula, especificamente, irá focar no teste de **ANOVA** e no **Teste de Friedman**. Porém, vamos iniciar entendendo o funcionamento da ANOVA.

3ª Pergunta: Mais de 2 grupos?

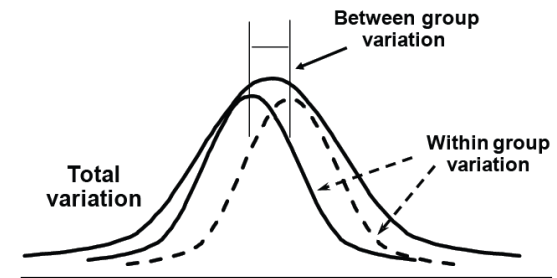
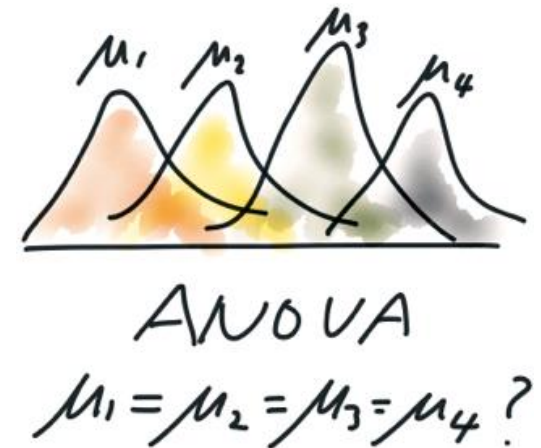
Sim

Não

O Que é a ANOVA?

8

- ANOVA significa "Análise de variância".
- Esse nome pode soar estranho, visto que ANOVA é usado para encontrar **diferenças nas médias** e não nas variações.
- ANOVA na verdade usa as variâncias para determinar se existem ou não diferenças "reais" nas médias dos grupos.
- Pode ser considerado uma extensão do teste t.



O Que é a ANOVA?



A ANOVA ...	A ANOVA NÃO ...
Compara várias médias umas com as outras	Compara várias médias com uma média geral
Diz se existem diferenças significativas entre as médias ou não	Diz quais médias diferem
Requer que os dados sejam contínuos	Lida com dados discretos
Requer que os dados sejam distribuídos normalmente	Lida com distribuições não-normais
Requer que as variâncias sejam homogêneas	Lidar com amostras e variâncias muito desiguais

ANOVA 1 Fator

ANOVA 1 Fator

11

- A ANOVA de um fator (one-way ANOVA) é usada para comparar as médias de três ou mais grupos para determinar se eles diferem significativamente um do outro.
 - ▣ Verifica a influência de uma variável quantitativa independente (também chamada de categórica) sob uma variável dependente contínua (também chamada de variável resposta).
- Note que as amostras, entre cada um dos três [ou mais] grupos, são **independentes**, ou seja, não existe correlação entre as amostras.
- Vamos fazer um exemplo executando a ANOVA 1 fator nos dados do *PlantGrowth*. Esse dataset contém os pesos de plantas obtidos usando três tipos de tratamento distintos. O que queremos saber é se os tratamentos afetam ou não nos pesos das plantas.
 - ▣ `weight` é a variável dependente contínua, enquanto `group` é a variável independente.

ANOVA 1 Fator

12

- A ANOVA de um fator (one-way ANOVA) é usada para comparar as médias de três ou mais grupos para determinar se eles diferem significativamente um do outro.

- A influência de uma variável independente (também chamada de fator) sobre uma variável dependente contínua (também chamada de resposta).

Para um melhor entendimento da diferença entre grupos independentes e pareados ver o seguinte vídeo:

<https://www.youtube.com/watch?v=UKJFmPuq37w>

- Note que os dados são mostrados.

- Vamos fazer um exemplo executando ANOVA 1 fator nos dados do *PlantGrowth*. Esse dataset contém os pesos de plantas obtidos usando três tipos de tratamento distintos. O que queremos saber é se os tratamentos afetam ou não nos pesos das plantas.

- `weight` é a variável dependente contínua, enquanto `group` é a variável independente.

ANOVA 1 Fator



UFRPE

Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

13

□ Checar a estrutura dos dados

Entrada

```
> str(PlantGrowth)
```

Saída

```
'data.frame':  30 obs. of  2 variables:
 $ weight: num  4.17 5.58 5.18 6.11 4.5 4.61 5.17 4.53 5.14 ...
 $ group : Factor w/ 3 levels "ctrl","trt1",...: 1 1 1 1 1 1 1 ...
```

ANOVA 1 Fator



14

□ Check a estrutura dos dados

A estrutura está toda correta, visto que a variável dependente é numérica (contínua) e a categórica é um fator.

Saída

```
'data.frame': 30 obs. of 2 variables:  
 $ weight: num 4.17 5.58 5.18 6.11 4.5 4.61 5.17 4.53 5.14 ...  
 $ group : Factor w/ 3 levels "ctrl","trt1",...: 1 1 1 1 1 1 1 ...
```

ANOVA 1 Fator

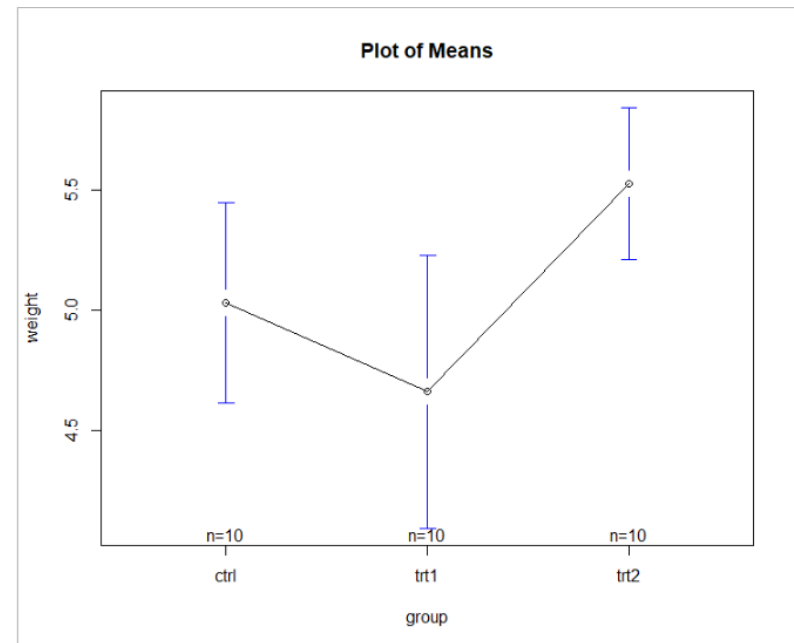
15

□ Gráfico das Médias

- A partir do gráfico, é possível notar que os tratamentos “ctrl” e “trt2” resultaram em pesos semelhantes.
- Já o tratamento “trt1” resultou em um menor peso.
- Porém, para afirmar que os tratamentos resultam em pesos estatisticamente iguais ou diferentes precisamos realizar um teste estatístico.

Entrada

```
>library(gplots)
>plotmeans(weight ~ group, PlantGrowth,
            main = "Plot of Means")
```



□ Hipóteses

- Hipótese nula: as médias da variável `weight` (dependente) correspondentes a cada nível da variável `group` (qualitativa) são iguais.
- Hipótese alternativa: pelo menos uma das médias é diferente das demais.

□ Interpretação dos resultados da ANOVA 1 Fator.

- Se o valor de p for inferior ao nível de significância 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.
- Ou seja, rejeitamos a hipótese nula e aceitamos a hipótese alternativa que pelo menos uma média amostral de um grupo é diferente de um outro.

ANOVA 1 Fator

17

É importante ressaltar que variáveis de interesse em um experimento (aquelas que são medidas ou observadas) são chamadas de **variáveis respostas ou dependentes**. As variáveis que afetam a resposta e podem ser definidas ou medidas são chamadas de **qualitativas, explicativas, categóricas, fatores ou independentes**.

ANOVA 1 Fator



UFRPE
Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

18

- Pressupostos
 - Independência
 - Normalidade
 - Variâncias homogêneas
 - Sem outliers significativos

□ Independência

- Esse pressuposto busca garantir que todas as amostras foram coletadas independentemente umas das outras.
- Porém, ela só pode ser alcançada se nós configuramos o ambiente experimental e coletarmos as amostras.
- Só que esse não é o foco deste curso. **Assim, vamos partir do pressuposto que todos os dados que iremos trabalhar foram coletados de forma independente.**

ANOVA 1 Fator

20

□ Normalidade

- O teste de Shapiro testa a hipótese NULA de que os dados dos grupos são normais.
- Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você rejeita a hipótese NULA de que o grupo é proveniente de uma distribuição Normal.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> PlantGrowth %>% group_by(group) %>%
  shapiro_test(weight)
```

Saída

	group	variable	statistic	p
	<fct>	<chr>	<dbl>	<dbl>
1	ctrl	weight	0.957	0.747
2	trt1	weight	0.930	0.452
3	trt2	weight	0.941	0.564

ANOVA 1 Fator

21

□ Normalidade

- O teste de Shapiro-Wilk indica que os dados dos grupos são normais.
- Isso significa que os dados são provenientes de uma distribuição normal, rejeita a hipótese NULA de que o grupo não segue uma distribuição Normal.

Como os valores de p são maiores que 0.05, então podemos assumir que os dados são provenientes de uma distribuição normal.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> PlantGrowth %>% group_by(group) %>%
  shapiro_test(weight)
```

Saída

	group	variable	statistic	p
	<fct>	<chr>	<dbl>	<dbl>
1	ctrl	weight	0.957	0.747
2	trt1	weight	0.930	0.452
3	trt2	weight	0.941	0.564

□ Variâncias homogêneas

- ▣ A função `leveneTest()` testa a hipótese NULA de que a variância das amostras são as mesma.
- ▣ Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você rejeita a hipótese NULA de que a variância das amostras são as mesmas.

Entrada

```
> library(car)
> leveneTest(weight ~ group, data =
  PlantGrowth)
```

Saída

```
Levene's Test for Homogeneity of Variance
(center = median)
      Df F value Pr(>F)
group  2   1.1192 0.3412
      27
```

ANOVA 1 Fator

23

□ Variâncias homogêneas

- A função `leveneTest` verifica se a variância das amostras é homogênea.
- Isso significa que a hipótese nula de que a variância é homogênea não é rejeitada a hipótese NULA.

Como o valor de p é maior que 0.05, então podemos assumir que as variâncias são homogêneas.

Entrada

```
> library(car)
> leveneTest(weight ~ group, data =
  PlantGrowth)
```

Saída

```
Levene's Test for Homogeneity of Variance
(center = median)
      Df F value Pr(>F)
group  2  1.1192 0.3412
      27
```

ANOVA 1 Fator



Como podemos salvar o nosso teste da ANOVA 1 fator, em uma situação em que a suposição de homogeneidade de variância é violada?

- Seria usar o `oneway.test()` que não requer a suposição de variâncias homogêneas.
- ▣ Ex.: `oneway.test(weight ~ group, data = PlantGrowth)`

□ Outliers

- ▣ Os outliers podem ser facilmente identificados usando a função `identifique_outliers()`.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> PlantGrowth %>%
  group_by(group) %>%
  identifique_outliers(weight)
```

Saída

	group	weight	is.outlier	is.extreme
	<fct>	<dbl>	<lgl>	<lgl>
1	trt1	5.87	TRUE	FALSE
2	trt1	6.03	TRUE	FALSE

□ Outliers

- Os outliers podem ser identificados usando a função `identify_outliers()`.

Como não existem outliers extremos, não precisamos remover nenhum dado.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> PlantGrowth %>%
  group_by(group) %>%
  identify_outliers(weight)
```

Saída

	group	weight	is.outlier	is.extreme
	<fct>	<dbl>	<lgl>	<lgl>
1	trt1	5.87	TRUE	FALSE
2	trt1	6.03	TRUE	FALSE

ANOVA 1 Fator

27

- Para verificar se as medias dos grupos são estatisticamente iguais, executaremos a ANOVA de um fator através da função `aov()`.
- Nessa função, é necessário especificar as variáveis qualitativas independentes e a variável dependente com uma fórmula no seguinte formato: $y \sim x1 + x2$.
 - ▣ Onde y é a variável dependente, e $x1, x2...$ são uma (ou mais) variáveis qualitativas independentes.
- Como o *weight* é a variável dependente e *group* é a variável independente, definiremos a fórmula como *formula* = *weight* ~ *group*.

Entrada

```
> plant.aov <- aov(formula = weight ~ group,  
                    data = PlantGrowth)
```

ANOVA 1 Fator

28

- Agora para ver o resultado da ANOVA aplique a função `summary()` ao objeto `plant.aov` da etapa anterior.

Entrada

```
> summary(plant.aov)
```

Saída

```
      Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
group    2   3.766   1.8832    4.846 0.0159 *
Residuals 27 10.492   0.3886
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

ANOVA 1 Fator



29

- Agora para ver o resultado da ANOVA ao objeto `plant.aov` da etapa anterior (`summary(plant.aov)`)

Entrada

```
> summary(plant.aov)
```

Como o valor de p é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.

Saída

```
      Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
group    2   3.766   1.8832    4.846 0.0159 *
Residuals 27 10.492   0.3886
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

ANOVA 1 Fator

30

- A ANOVA indicou um efeito significativo dos tratamentos, sugerindo que ao menos um par de tratamentos difere entre si em seus valores médios. Nos resta saber qual(is) pares são diferentes.
- O teste mais simples para identificar tais pares é o teste HSD de Tukey (**H**onest **S**ignificant **D**ifference).

Entrada

```
> TukeyHSD(plant.aov)
```

Saída

```
Tukey multiple comparisons of means
 95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = weight ~ group, data = PlantGrowth)
$group
```

	diff	lwr	upr	p adj
trt1-ctrl	-0.371	-1.0622161	0.3202161	0.3908711
trt2-ctrl	0.494	-0.1972161	1.1852161	0.1979960
trt2-trt1	0.865	0.1737839	1.5562161	0.0120064

ANOVA 1 Fator

31

- A ANOVA indicou um efeito significativo dos tratamentos, sugerindo que ao menos um par de tratamentos difere dos outros em termos de valores médios. Nos resta saber qual(is) tratamento(s) difere(m).
- O teste mais simples para identificar os pares de tratamentos que diferem é o teste HSD de Tukey (**H**onest **S**ignificant).

Como pode ser visto a partir da saída, apenas a diferença entre trt2 e trt1 é significativa ($p < 0,05$) com um valor de p ajustado de 0,012.

```
> TukeyHSD(plant.aov)
```

Saída

```
Tukey multiple comparisons of means
 95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = weight ~ group, data = PlantGrowth)

$group
      diff      lwr      upr    p adj
trt1-ctrl -0.371 -1.0622161 0.3202161 0.3908711
trt2-ctrl  0.494 -0.1972161 1.1852161 0.1979960
trt2-trt1  0.865  0.1737839 1.5562161 0.0120064
```

Exercício 01

32

- A média de vezes por mês que uma pessoa come fora é a mesma para brancos, negros, hispânicos e asiáticos? Se sim, quais grupos tiveram um número de vezes significativamente diferente dos outros? A tabela abaixo mostra os resultados do estudo.

Branco	Negro	Hispânico	Asiático
6	4	7	8
8	1	3	3
2	5	5	5
4	2	4	1
6		6	7

Exercício 02

- Rei Manuel I governou o Império Bizantino de Constantinopla durante os anos de 1145 a 1180 d.C. O império era muito poderoso durante seu reinado, mas declinou significativamente depois. As moedas cunhadas durante sua época foram encontradas no Chipre, uma ilha no leste do Mar Mediterrâneo. Essas moedas eram de diferentes períodos do reinado, sendo nove moedas de uma primeira cunhagem, sete de uma segunda, quatro de uma terceira e sete de uma quarta. O teor de prata das moedas está listado na tabela no próximo slide. O conteúdo de prata das moedas mudou ao longo do reinado de Manuel? Se sim, quais períodos de cunhagem tiveram um teor de prata significativamente diferente dos outros?

Exercício 02



Primeira cunhagem	Segunda cunhagem	Terceira cunhagem	Quarta cunhagem
5.9	6.9	4.9	5.3
6.8	9.0	5.5	5.6
6.4	6.6	4.6	5.5
7.0	8.1	4.5	5.1
6.6	9.3		6.2
7.7	9.2		5.8
7.2	8.6		5.8
6.9			
6.2			

ANOVA 2 Fatores

ANOVA 2 Fatores

36

- O teste da ANOVA de dois fatores (two-way ANOVA) é uma extensão do teste da ANOVA 1 fator, de modo que é avaliado simultaneamente o efeito de duas variáveis categóricas (ex.: A e B) em uma variável resposta (variável dependente).
- Vamos fazer um exemplo executando a ANOVA de dois fatores nos dados `ToothGrowth`. Esse dataset contém dados de um estudo que avalia o efeito do uso de vitamina C no crescimento dos dentes de cobaias. Essas cobaias receberam doses de vitamina C (0,5, 1 ou 2 mg/dia) através de dois tipos de suplementos (suco de laranja ou ácido ascórbico).
- O que queremos saber é se as doses e/ou os suplementos afetam ou não no crescimento dos dentes das cobaias. Além disso, gostaríamos de saber se existe interação entre as variáveis categóricas.
 - *len* é a variável dependente e *supp* e *dose* são as variáveis independentes.

ANOVA 2 Fatores



UFRPE
Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

37

- Inicialmente, vamos analisar os dados.

Entrada

```
> str(ToothGrowth)
```

Saída

```
>'data.frame':      60 obs. of  3 variables:
 $ len : num  4.2 11.5 7.3 5.8 6.4 10 11.2 11.2 5.2 7 ...
 $ supp: Factor w/ 2 levels "OJ","VC": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
 $ dose: num  0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 ...
```

ANOVA 2 Fatores



- Inicialmente, vamos analisar os dados.

Como a variável *dose*
não é um fator,
precisamos converter
ela para um fator.

```
>'data.frame': 60 obs. of 3 variables:  
 $ len : num  4.2 11.5 7.3 5.8 6.4 10 11.2 11.2 5.2 7 ...  
 $ supp: Factor w/ 2 levels "OJ","VC": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...  
 $ dose: num  0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 ...
```

ANOVA 2 Fatores

39

□ Estruturando dados

Entrada

```
> ToothGrowth$dose <- factor(ToothGrowth$dose)
> str(ToothGrowth)
```

Saída

```
'data.frame':  60 obs. of  3 variables:
 $ len : num  4.2 11.5 7.3 ...
 $ supp: Factor w/ 2 levels "OJ","VC":...
 $ dose: Factor w/ 3 levels "0.5","1","2": ...
```

□ Estruturando dados

A estrutura está toda correta, visto que a variável dependente é numérica (contínua) e as categóricas são fatores.

```
Salvando dados em um data.frame:  
'data.frame': 6 obs. of 3 variables:  
 $ len : num  4.2 11.5 7.3 ...  
 $ supp: Factor w/ 2 levels "OJ","VC":...  
 $ dose: Factor w/ 3 levels "0.5","1","2": ...
```

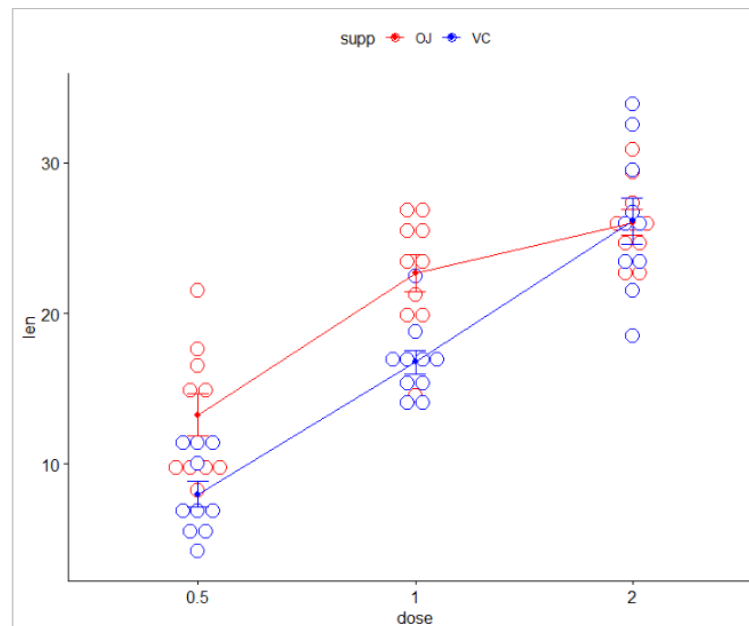

ANOVA 2 Fatores

41

□ Gráfico das médias

Entrada

```
> library("ggpubr")  
> ggline(ToothGrowth, x = "dose", y = "len", color = "supp",  
         add = c("mean_se", "dotplot"),  
         palette = c("red", "blue"))
```



ANOVA 2 Fatores



UFRPE
Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

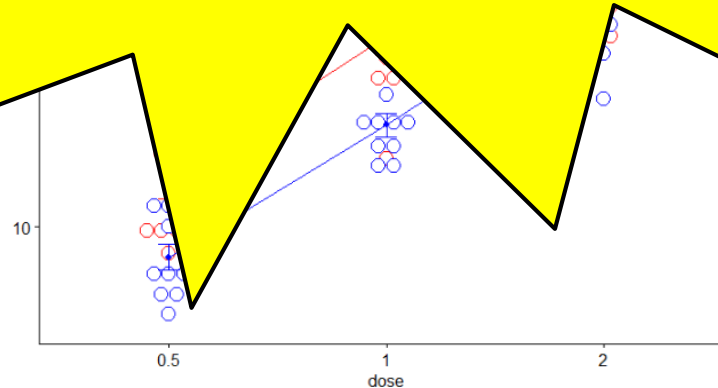
42

□ Gráfico das médias

Entrada

```
> library("ggpubr")  
ggline(ToothGrowth, aes(dose, length), color = "supp",  
       stat = "mean", n = 10)
```

É possível perceber que existem diferenças entre as médias. Porém, para afirmar que elas diferem estatisticamente precisamos executar um teste estatístico.



ANOVA 2 Fatores



UFRPE

Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

43

- A ANOVA de dois fatores possui três **hipóteses nulas**:
 1. Não há diferença nas médias do grupo da primeira variável independente.
 2. Não há diferença nas médias do grupo da segunda variável independente.
 3. Não há interação entre as variáveis categóricas.

□ Hipótese Nula

1. As médias dos grupos do fator *supp* são iguais.
2. As médias dos grupos do fator *dose* são iguais.
3. Não há interação entre os fatores *supp* e *dose*.

□ Hipótese Alternativa

- A hipótese alternativa para os casos 1 e 2 é que as médias são diferentes.
- A hipótese alternativa para o caso 3 é que existe uma interação entre *supp* e *dose*.

□ Interpretação dos resultados da ANOVA 2 Fatores.

- Se os valores de p forem inferiores ao nível de significância de 0,05 para os casos 1 e 2, podemos concluir que existem diferenças significativas para os grupos de *supp* e *dose*.
- Se o valor de p for inferior ao nível de significância 0,05 para o caso 3, podemos concluir que existe interação entre *supp* e *dose*.

- Pressupostos da two-way ANOVA
 - ▣ Independência
 - ▣ Normalidade
 - ▣ Variâncias homogêneas
 - ▣ Sem outliers significativos
 - ▣ Dados balanceados (os grupos devem ter tamanhos de amostra iguais).

ANOVA 2 Fatores

46

□ Normalidade

- O teste de Shapiro testa a hipótese NULA de que os dados dos grupos são normais.
- Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você rejeita a hipótese NULA de que o grupo é proveniente de uma distribuição Normal.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> ToothGrowth %>% group_by(dose, supp) %>%
  shapiro_test(len)
```

Saída

	supp	dose	variable	statistic	p
	<fct>	<fct>	<chr>	<dbl>	<dbl>
1	OJ	0.5	len	0.893	0.182
2	VC	0.5	len	0.890	0.170
3	OJ	1	len	0.927	0.415
4	VC	1	len	0.908	0.270
5	OJ	2	len	0.963	0.815
6	VC	2	len	0.973	0.919

ANOVA 2 Fatores

47

□ Normalidade

- O teste de Shapiro-Wilk indica que os dados dos grupos são normais.
- Isso significa que não há evidência para rejeitar a hipótese NULA de que o grupo segue uma distribuição Normal.

Como os valores de p são maiores que 0.05, então podemos assumir que os dados são provenientes de uma distribuição normal.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> ToothGrowth %>% group_by(dose, supp) %>%
  shapiro_test(len)
```

	supp	dose	variable	statistic	p
	<fct>	<fct>	<chr>	<dbl>	<dbl>
1	OJ	0.5	len	0.893	0.182
2	VC	0.5	len	0.890	0.170
3	OJ	1	len	0.927	0.415
4	VC	1	len	0.908	0.270
5	OJ	2	len	0.963	0.815
6	VC	2	len	0.973	0.919

ANOVA 2 Fatores

48

□ Variâncias homogêneas

- Testa a hipótese NULA de que as variância dos grupos são as mesma.
- Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você rejeita a hipótese NULA de que a variância dos grupos são as mesmas.

Entrada

```
> library(car)
> leveneTest(len ~ supp*dose, data =
  ToothGrowth)
```

Saída

```
LLevene's Test for Homogeneity of
Variance (center = median)
```

	Df	F value	Pr(>F)
group	5	1.7086	0.1484
	54		

ANOVA 2 Fatores



49

□ Variâncias homogêneas

- Testa a hipótese de que as variâncias são as mesmas.
- Isso significa que se o valor de p é maior que 0.05, então podemos assumir que as variâncias são homogêneas. Se o valor de p é menor que 0.05, rejeita a hipótese NULA.

Como o valor de p é maior que 0.05, então podemos assumir que as variâncias são homogêneas.

Entrada

```
> library(car)
> leveneTest(len ~ supp*dose, data =
  ToothGrowth)
```

Saída

Levene's Test for Homogeneity of
Variance (center = median)

	Df	F value	Pr(>F)
group	5	1.7086	0.1484
	54		

ANOVA 2 Fatores

50

□ Outliers

- ▣ Os outliers podem ser facilmente identificados usando a função `identifique_outliers()`.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> ToothGrowth %>%
  group_by(dose, supp) %>%
  identifique_outliers(len)
```

Saída

	supp	dose	len	is.outlier	is.extreme
	<fct>	<fct>	<dbl>	<lgl>	<lgl>
1	VC	1	22.5	TRUE	FALSE
2	OJ	2	30.9	TRUE	FALSE

ANOVA 2 Fatores

51

□ Outliers

- Os outliers não foram identificados usando a função `identify_outliers()`.

Como não existem outliers extremos, não precisamos remover nenhum dado.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> ToothGrowth %>%
  group_by(dose, supp) %>%
  identify_outliers(len)
```

Saída

	supp	dose	len	is.outlier	is.extreme
	<fct>	<fct>	<dbl>	<lgl>	<lgl>
1	VC	1	22.5	TRUE	FALSE
2	OJ	2	30.9	TRUE	FALSE

ANOVA 2 Fatores



UFRPE

Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

52

□ Checando se os dados estão balanceados

Entrada

```
> table(ToothGrowth$supp,  
        ToothGrowth$dose)
```

Saída

	D0.5	D1	D2
OJ	10	10	10
VC	10	10	10

□ Checando se os dados estão balanceados

Como é possível ver pela
saída, os dados estão
balanceados entre os grupos.

Entrada

```
> table(ToothGrowth$supp,  
        ToothGrowth$dose)
```

D0.5 D1 D2

OJ 10 10 10

VC 10 10 10

ANOVA 2 Fatores

54

- Inicialmente, vamos verificar se o comprimento do dente depende do suplemento (`supp`) e da dose (`dose`).
- Para testar tal afirmação, criaremos um objeto ANOVA com a função `aov()`.

Entrada

```
> res.aov2 <- aov(len ~ supp + dose, data = ToothGrowth)  
> summary(res.aov2)
```

ANOVA 2 Fatores

55

- Agora para ver o resultado da ANOVA aplique a função `summary()` ao objeto `res.aov2` da Etapa 1.

Entrada

```
> summary(res.aov2)
```

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
supp	1	205.4	205.4	11.45	0.0013	**
dose	1	2224.3	2224.3	123.99	6.31e-16	***
Residuals	57	1022.6	17.9			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

ANOVA 2 Fatores



56

- Agora para ver o resultado da ANOVA ao objeto `res.aov2` da Etapa

Entrada

```
> summary(res.aov2)
```

Como o valor de p para o **suplemento** é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas no crescimento dos dentes associado ao uso dos suplementos.

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
supp	1	205.4	205.4	11.45	0.0013	**
dose	1	2224.3	2224.3	123.99	6.31e-16	***
Residuals	57	1022.6	17.9			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

ANOVA 2 Fatores



57

- Agora para ver o resultado da ANOVA ao objeto `res.aov2` da Etapa 1

Entrada

```
> summary(res.aov2)
```

Como o valor de p para a **dose** é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas no crescimento dos dentes associado as doses do suplemento.

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
supp	1	205.4	205.4	11.45	0.0013	**
dose	1	2224.3	2224.3	123.99	6.31e-16	***
Residuals	57	1022.6	17.9			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

ANOVA 2 Fatores

58

- O modelo anterior faz uma suposição de que as duas variáveis fatores são independentes.
- Para saber se existe interação entre as variáveis *supp* e *dose*, substitua o símbolo de mais (+) por um asterisco (*), conforme abaixo:

Entrada

```
> res.aov3 <- aov(len ~ supp * dose,  
                  data = ToothGrowth)  
  
summary(res.aov3)
```

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
supp	1	205.4	205.4	12.317	0.000894	***
dose	1	2224.3	2224.3	133.415	< 2e-16	***
supp:dose	1	88.9	88.9	5.333	0.024631	*
Residuals	56	933.6	16.7			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

ANOVA 2 Fatores

59

- O modelo anterior faz uma suposição de que as duas variáveis fatores são independentes.
- Para saber se existe interação entre as variáveis, o símbolo de mais (+) por um asterisco (*)

Como o valor de p é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existe interação entre os fatores.

Entrada

```
> res.aov3 <- aov(lei ~ dose + supp, data = dados)
> summary(res.aov3)
```

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)							
supp	1	205.4	205.4	12.317	0.000894 *							
dose	1	2224.3	2224.3	133.415	< 2e-16 ***							
supp:dose	1	88.9	88.9	5.333	0.024631 *							
Residuals	56	933.6	16.7									

Signif. codes:	0	****	0.001	***	0.01	**	0.05	.*	0.1	.		1

ANOVA 2 Fatores

60

- O modelo anterior faz uma suposição de que as duas variáveis fatores são independentes.
- Para saber se existe interação entre as variáveis, o símbolo de mais (+) por um asterisco (*) indica que as diferenças também são significantes para as variáveis *supp* e *dose*.

Entrada

```
> res.aov3 <- aov(lei ~ dose + supp, data = dados3)
> summary(res.aov3)
```

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
supp	1	205.4	205.4	12.317	0.000894	*
dose	1	2224.3	2224.3	133.415	< 2e-16	***
supp:dose	1	88.9	88.9	5.333	0.024631	*
Residuals	56	933.6	16.7			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

ANOVA 2 Fatores

61

- O modelo anterior faz uma suposição de que as variáveis independentes são independentes.
- No caso de dois fatores, a interação entre os dois fatores também pode ser considerada.

Note que como existe interação entre as variáveis *supp* e *dose*, então iremos usar os valores de *p* desse modelo. Caso contrário, teríamos que usar os valores de *p* do modelo da etapa anterior.

```
> model <- aov(Growth ~ dose, data = data)
> summary(res <- anova(model))
```

Saída

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
supp	1	205.4	205.4	12.317	0.000894	***
dose	1	2224.3	2224.3	133.415	< 2e-16	***
supp:dose	1	88.9	88.9	5.333	0.024631	*
Residuals	56	933.6	16.7			

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

ANOVA 2 Fatores

62

- Podemos fazer o teste de Tukey para ver onde estão as diferenças.

Entrada

```
> TukeyHSD(res.aov3, which = "dose")
```

Saída

```
Tukey multiple comparisons of means
95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = len ~ supp * dose, data =
ToothGrowth)

$dose
```

	diff	lwr	upr	p adj
D1-D0.5	9.130	6.362488	11.897512	0.0e+00
D2-D0.5	15.495	12.727488	18.262512	0.0e+00
D2-D1	6.365	3.597488	9.132512	2.7e-06

ANOVA 2 Fatores



63

- Podemos fazer testes de hipótese para saber onde estão as diferenças

Pode ser visto a partir da saída, que todas as comparações entre pares para dose são significativas com um valor de p ajustado $<0,05$.

```
> Tukey
```

Saída

```
Tukey multiple comparisons of means
 95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = len ~ supp * dose, data = ToothGrowth)

$dose
```

	diff	lwr	upr	p adj
D1-D0.5	9.130	6.362488	11.897512	0.0e+00
D2-D0.5	15.495	12.727488	18.262512	0.0e+00
D2-D1	6.365	3.597488	9.132512	2.7e-06

ANOVA 2 Fatores

64

- Podemos fazer o teste de Tukey para ver onde estão as diferenças.

Agora verifique todas as comparações
com o seguinte comando:
`TukeyHSD(res.aov3)`

```
fit: aov
ToothGr
$dose

      diff      r      upr      adj
D1-D0.5  9.130  6.357488 11.897512 0.0e+00
D2-D0.5 15.495 12.727488 18.262512 0.0e+00
D2-D1     6.365  3.597488  9.132512 2.7e-06
```


ANOVA 2 Fatores

65

- ANOVA desbalanceada
 - ▣ A função `Anova()` (no pacote `car`) pode ser usada para calcular o two-way ANOVA para designs desbalanceados.

Entrada

```
> library(car)
> my_anova <- aov(len ~ supp * dose, data = ToothGrowth)
> Anova(my_anova, type = "III")
```

Exercício

66

- A vida útil de baterias (em horas) são comparadas em relação a tipos de materiais (1, 2 e 3) e a temperaturas de operações: Baixa (-10°C), Média (20°C) e Alta (45°C). Doze baterias foram selecionadas aleatoriamente de cada tipo de material e foram então alocadas aleatoriamente para cada temperatura de operação. A vida útil resultante de todas as 36 baterias é mostrada na tabela abaixo. Há diferença na vida média das baterias para diferentes tipos de material e diferentes temperaturas de operações? Além disso, a interação dos tipos de matérias e das temperaturas de operação tem um efeito significativo na vida útil das baterias ?

		Temperatura ($^{\circ}\text{C}$)		
		Baixo(-10°C)	Médio(20°C)	Alto(45°C)
Tipo de Material	1	130, 155, 74, 180	34, 40, 80, 75	20, 70, 82, 58
	2	150, 188, 159, 126	136, 122, 106, 115	25, 70, 58, 45
	3	138, 110, 168, 160	174, 120, 150, 139	96, 104, 82, 60

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

- A ANOVA de medidas repetidas é equivalente à ANOVA de um fator, mas para **grupos relacionados (pareados) e não independentes**.
- Vamos fazer um exemplo executando a ANOVA nos dados *NotasProfessores_long*. Esse dataset contém as notas de trabalhos de alunos dadas por diferentes professores.
- O que queremos saber é se os professores interferem ou não nas notas dos alunos.
 - ▣ *Nota* é a variável dependente e *Professor* é variável independente.

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



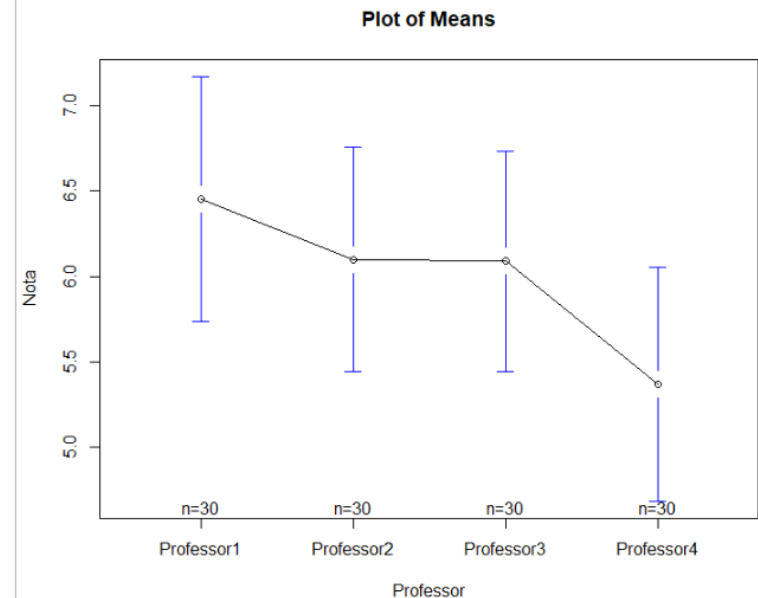
UFRPE
Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

69

□ Gráfico das médias

Entrada

```
> library(gplots)
> prof<-
read.csv2("https://www.dropbox.com/s/2vejrvd
161huyct/NotasProfessores_long.csv?dl=1")
> plotmeans(Nota ~ Professor, prof,
            main = "Plot of Means")
```



ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



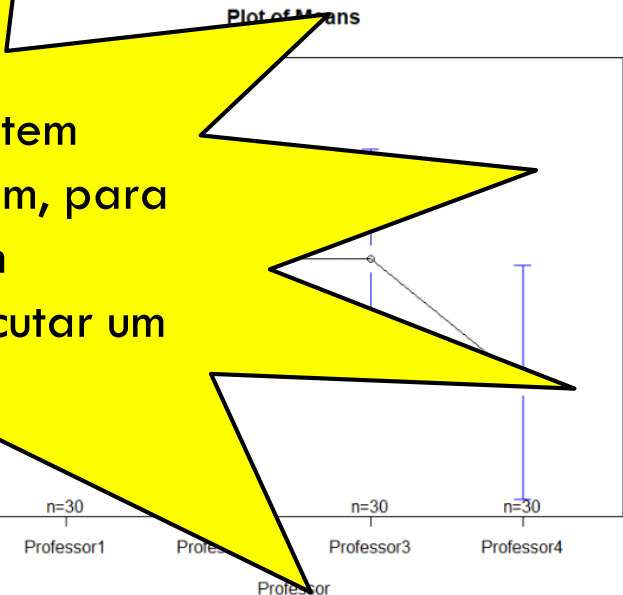
UFRPE
Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

70

□ Gráfico das médias

```
> library(gplots)
> prof<-read.csv("161huyct/Notas")
> plotmeans(Not
```

É possível perceber que existem diferenças entre as médias. Porém, para afirmar que elas diferem estatisticamente precisamos executar um teste estatístico.



ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

□ Hipóteses

- Hipótese nula: as médias da variável *Nota* (resposta) correspondentes a cada nível do fator *Professor* são iguais.
- Hipótese alternativa: pelo menos uma das médias é diferente das demais.

□ Interpretação dos resultados da ANOVA de *um* Fator com Medidas Repetidas

- Se o valor de p for inferior ao nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

- Pressupostos da ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas
 - Independência
 - Formato longo dos dados
 - Dados balanceados (os grupos devem ter tamanhos de amostra iguais).
 - Normalidade
 - Esfericidade (teste de Mauchly's)
 - Sem outliers significativos

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

73

- Certifique-se que os dados estão no **formato longo** e que a variável “sujeito” seja um **fator**. Note que essa variável se refere a coluna que identifica os sujeitos. **Se ela for uma coluna numérica, e não um fator, os resultados obtidos estarão errados.**

Entrada

```
> str(prof)
```

Saída

```
'data.frame': 120 obs. of 3 variables:
 $ ID : int 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ Professor: Factor w/ 4 levels "Professor1",
 "Professor2",...: 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ Nota : num 6.2 7.8 8.1 9 6 3.5 4.3 8.5 2.4 9.4 ...
```

Entrada

```
> prof$ID<-as.factor(prof$ID)
> str(prof)
```

Saída

```
'data.frame': 120 obs. of 3 variables:
 $ ID : Factor w/ 30 levels "1","2","3","4",...: 1 2 3
 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ Professor: Factor w/ 4 levels "Professor1",
 "Professor2",...: 1 1 1 1 11 1 1 1 1 ...
 $ Nota : num 6.2 7.8 8.1 9 6 3.5 4.3 8.5 2.4 9.4 ...
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

74

- Certifique-se que os dados estão no **formato longo** e que a variável “sujeito” seja um **fator**. Note que essa variável se refere a coluna que identifica os sujeitos. **Se ela for uma coluna numérica, e não um fator, os resultados poderão estar incorretos.**

A estrutura está toda correta, visto que *Nota* é uma variável numérica (contínua) e as variáveis *ID* e *Professor* são fatores.

Entrada

```
> str
```

```
Professor1",
```

```
$ num 6.2 7.8 8.1 9 6 3.5 4.3 8.5 2.4 9.4 ...
```

Saída

```
'data.frame': 120 obs. of 3 variables:
```

```
$ ID : Factor w/ 30 levels "1","2","3","4",...: 1 2 3  
4 5 6 7 8 9 10 ...
```

```
$ Professor: Factor w/ 4 levels "Professor1",  
"Professor2",...: 1 1 1 1 11 1 1 1 1 ...
```

```
$ Nota : num 6.2 7.8 8.1 9 6 3.5 4.3 8.5 2.4 9.4 ...
```

Entrada

```
> prof$ID<-as.factor(prof$ID)
```

```
> str(prof)
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



UFRPE
Universidade
Federal Rural
de Pernambuco

75

□ Dados balanceados

Entrada

```
> library(VCA)
> isBalanced(Nota~Professor, prof)
```

Saída

```
[1] TRUE
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

76

□ Normalidade

- O teste de Shapiro testa a hipótese NULA de que os dados dos grupos são normais.
- Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você rejeita a hipótese NULA de que o grupo é proveniente de uma distribuição Normal.

Entrada

```
> prof %>% group_by(Professor) %>%  
  shapiro_test(Nota)
```

Saída

```
# A tibble: 4 x 4  
  Professor variable statistic    p  
  <fct>      <chr>      <dbl>  <dbl>  
1 Professor1  Nota          0.958 0.331  
2 Professor2  Nota          0.937 0.0772  
3 Professor3  Nota          0.936 0.0694  
4 Professor4  Nota          0.963 0.362
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

77

□ Normalidade

- O teste de Shapiro-Wilk para a normalidade dos dados dos grupos são normais.
- Isso significa que todos os valores de p são maiores que 0,05. Isso significa que todos os grupos são provenientes de uma distribuição normal.

Entrada

```
> prof %>% group_by(Professor) %>%  
  shapiro_test(Nota)
```

Saída

```
# A tibble: 4 x 4  
  Professor variable statistic p  
  <fct>      <chr>      <dbl> <dbl>  
1 Professor1 Nota      0.958 0.331  
2 Professor2 Nota      0.937 0.0772  
3 Professor3 Nota      0.936 0.0694  
4 Professor4 Nota      0.963 0.362
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

□ Esfericidade

- A esfericidade é uma condição que verifica se as variâncias entre todos os pares das medidas repetidas são iguais.
- A função `ezANOVA()` através do teste de Mauchly testa a hipótese NULA de que as variâncias entre todos os pares das medidas repetidas são iguais.
- Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você **rejeita** a hipótese NULA de que as variâncias são iguais.

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



□ Esfericidade

- A esfericidade é uma condição que verifica se as variâncias entre todas as medidas repetidas são iguais.

Esse resultado será mostrado quando executarmos a ANOVA de um fator com medidas repetidas.

- Se o resultado for maior que 0.05, você **rejeita** a hipótese de que as variâncias são iguais.

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

- Quando a suposição de esfericidade é violada ?
 - As correções Greenhouse-Geisser (GG) e de Huynh-Feldt (HF) tentam corrigir essa violação a partir de ajustes nos graus de liberdade da ANOVA.
 - A recomendação geral é usar a correção Greenhouse-Geisser, principalmente quando ϵ (Gge) $< 0,75$. Na situação em que o ϵ é maior que 0,75, alguns estatísticos recomendam o uso da correção de Huynh-Feldt.

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



- Quando a suposição de esfericidade é violada ?
 - As correções Greenhouse-Geisser (GG) e Huynh-Feldt (HF) ajustam os graus de liberdade a partir de valores ϵ calculados a partir dos dados.
 - A regra prática de Huynh-Feldt é: se $\epsilon < 0,75$, alguns valores são gerados automaticamente pelo R quando executarmos a ANOVA de um fator com medidas repetidas.

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

82

□ Outliers

- ▣ Os outliers podem ser facilmente identificados usando a função `identifique_outliers()`.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> prof %>%
  group_by(Professor) %>%
  identifique_outliers(Nota)
```

Saída

```
# A tibble: 3 x 5
  Professor ID      Nota is.outlier
is.extreme
  <fct>      <fct> <dbl> <lgl>      <lgl>
1 Professor1 9      2.4 TRUE      FALSE
2 Professor1 13     2.9 TRUE      FALSE
3 Professor1 27     2.8 TRUE      FALSE
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

83

□ Outliers

- Os outliers podem ser identificados usando a função `identify_outliers`.

Como não existem outliers extremos, não precisamos remover nenhum dado.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> prof %>%
  group_by(Professor) %>%
  identify_outliers(Nota)
```

Saída

```
# A tibble: 3 x 5
  Professor ID      Nota is_outlier
  <fct>      <fct> <dbl> <lgl>
1 Professor1 9      2.4 TRUE FALSE
2 Professor1 13     2.9 TRUE FALSE
3 Professor1 27     2.8 TRUE FALSE
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

- Para verificar se as medias dos grupos são estatisticamente iguais, executaremos a ANOVA de um fator com medidas repetidas.
- No entanto, para esse tipo de ANOVA precisamos usar a seguinte função `ezANOVA(dv, wid, within, type)`.
 - *dv* é a variável dependente; *wid* é variável de identificação do sujeito; *within* é a variável independente de medidas repetidas; e *type* é tipo da soma dos quadrados.

Entrada

```
> library(ez)
> prof.aov <- ezANOVA(data = prof,
                      dv = Nota,
                      wid = ID,
                      within = Professor,
                      detailed = TRUE,
                      type = 3)
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

85

- Agora para ver o resultado da ANOVA imprima os valores com a função `print()` ao objeto `prof.aov` da etapa anterior.

Entrada

```
> print(prof.aov)
```

Saída

```
$ANOVA
```

	Effect	DFn	DFd	SSn	SSd	F	p	p<.05	ges
1	(Intercept)	1	29	4324.801	354.2787	354.01296	8.533556e-18	*	0.91953543
2	Professor	3	87	18.614	24.1660	22.33742	8.153650e-11	*	0.04687972

```
$`Mauchly's Test for Sphericity`
```

	Effect	W	p	p<.05
2	Professor	0.3596959	3.164046e-05	*

```
$`Sphericity Corrections`
```

	Effect	GGe	p[GG]	p[GG]<.05	HFe	p[HF]	p[HF]<.05
2	Professor	0.6145519	1.828006e-07	*	0.654355	8.21071e-08	*

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

86

- Agora para ver o resultado da ANOVA imprima os valores com a função `print()` da etapa anterior.

Como o valor de p é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.

```
da
ov)
da

          F          p p<.05          ges
1 (Intercept) 354.2787 8.533556e-18 * 0.91953543
2 Professor    22.3574 8.153650e-11 * 0.04687972

$`Mauchly's Test for Sphericity`
      Effect      W      p p<.05
2 Professor 0.3596959 3.164046e-05 *

$`Sphericity Corrections`
      Effect      GGe      p[GG] p[GG]<.05      HFe      p[HF] p[HF]<.05
2 Professor 0.6145519 1.828006e-07 * 0.654355 8.21071e-08
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



□ Agora para
print()

Como o valor de p para o teste de Mauchly é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que as variâncias entre todos os pares das medidas repetidas não são iguais.

Como a esfericidade foi violada, então a interpretação da etapa anterior é descartada e precisamos considerar o resultado da **anova com a esfericidade corrigida (\$`Sphericity Corrections`)**.

```
$ANOVA
      Effect DFn DDen  Sum of Squares    Mean Square    F-value    Pr > F
1 (Intercept)    1   29  452.145      452.145      1.000e+00    * 0.91953543
2 Professor      3   87  18.6142      6.20474      22.550e-11    * 0.04687972

$`Mauchly's Test for Sphericity`
      Effect      W      p< .05
2 Professor 0.3596959 3.164046e-05 *
```

```
$`Sphericity Corrections`
      Effect      GGe      p[GG] p[GG]<.05      HFe      p[HF] p[HF]<.05
2 Professor 0.6145519 1.828006e-07      * 0.654355 8.21071e-08
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



- Agora para ver o resultado da ANOVA imprimamos os valores da função `print()` ao objeto `prof.aov`

Como o ϵ (Gge) da correção Greenhouse-Geisser é menor que $< 0,75$, então usamos o valor de p corrigido ($p[GG]$ $p[GG]$) para interpretar se existem diferenças significativas entre os grupos.

Como o valor de p é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.

```
$ANOVA
```

```
Effect DFn
```

```
1 (Intercept)
```

```
2 Professor
```

```
$`Mauchly's Test for Sphericity`
```

```
Effect
```

```
W
```

```
2 Professor 0.3596959 3.1640
```

```
*
```

```
$`Sphericity Corrections`
```

```
Effect
```

```
GGe
```

```
p[GG] p[GG]<.05
```

```
HFe
```

```
p[HF] p[HF]<.05
```

```
2 Professor 0.6145519 1.828006e-07
```

```
*
```

```
0.654355 8.21071e-08
```


ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas

89

- O valor de p indicou uma diferença significativa entre as notas dos professores, sugerindo que ao menos um par de professores difere entre si em seus valores médios. Nos resta saber qual(is) pares são diferentes.
- O teste de post-hoc mais indicado (conservador) para ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas é o teste t emparelhado com correção de Bonferroni.

Entrada

```
> pairwise.t.test(prof$Nota, prof$Professor,  
                  p.adj = "bonferroni",  
                  paired = TRUE)
```

Saída

```
Pairwise comparisons using paired t tests  
data: prof$Nota and prof$Professor  
      Professor1 Professor2 Professor3  
Professor2 0.00161      -          -  
Professor3 0.01943      1.00000     -  
Professor4 1.6e-05      0.00033     0.00055  
P value adjustment method: bonferroni
```

ANOVA de um Fator com Medidas Repetidas



- O valor de p indicou uma diferença entre as médias dos professores, sugerindo que ao menos dois deles diferem entre si em seus valores médios.

- O teste de F para um fator com 3 níveis não foi significativo ($p = 0,12$), portanto não rejeitamos a hipótese de homogeneidade de variâncias de professor.

Podemos concluir que todas as comparações pareadas são significativas diferentes ($p \leq 0,05$), exceto para a comparação entre Professor3 e Professor2 ($p > 0,05$).

```
pairwise comparisons using paired t tests
data: prof$Nota and prof$Professor
      Professor1 Professor2 Professor3
Professor2 0.00161      -          -
Professor3 0.01943      1.00000     -
Professor4 1.6e-05      0.00033     0.00055
P value adjustment method: bonferroni
```

Exercício

91

- O número de desequilíbrios de participantes foram medidos após 3, 6, 9, 12 e 15 minutos de exercícios em uma bicicleta ergométrica. Os minutos têm um efeito significativo no número de desequilíbrios? Se sim, quais minutos tiveram um número significativamente diferente dos outros?

Sujeito	Min. 3	Min. 6	Min. 9	Min. 12	Min. 15
1	7	7	23	36	70
2	12	22	26	26	20
3	11	6	9	31	30
4	10	18	16	40	25
5	6	12	9	28	37
6	13	21	30	55	65
7	5	0	2	10	11
8	15	18	22	37	42
9	0	2	0	16	11
10	6	8	27	32	54

Resumo

	ANOVA 1 fator	ANOVA 2 fatores	ANOVA 1 fator com medidas repetidas
Descrição Básica	Verifica se existem diferenças significativas entre as médias de 3 ou mais grupos independentes	Especial caso da ANOVA de 1 Fator com 2 variáveis categóricas.	Verifica se existem diferenças significativas entre as médias de 3 ou mais grupos relacionados (pareados)
Variáveis Independentes (fatores)	1	2	1
Pressupostos	+ Variável dependente contínua + Variável independente categórica (fator) + Independência + Normalidade + Variâncias homogêneas + Sem outliers significativos	+ Variável dependente contínua + Variáveis independentes categóricas (fatores) + Independência + Normalidade + Variâncias homogêneas + Dados balanceados + Sem outliers significativos	+ Variável dependente contínua + Variável independente categórica (fator) + Variável sujeito categórica (fator) + Independência + Normalidade + Esfericidade + Dados balanceados + Sem outliers significativos

Outros tipos de ANOVA...



- ANOVA 3 fatores
- ANOVA 2 Fatores com Medidas Repetidas
- MANOVA
- ANOVA Mista

Teste de Friedman

Teste de Friedman

- O Teste de Friedman é uma alternativa não paramétrica à ANOVA de Medidas Repetidas.
- Este teste é utilizado quando não é possível aplicar o teste da ANOVA, pois os dados não seguem distribuição normal.
- O preço de tal liberdade paramétrica é a perda de eficiência.

Teste de Friedman

96

- Para ilustrar esse teste, iremos usar um conjunto de dados que mostra a avaliação de 3 vinhos por um conjunto de participantes.
- Como cada participante atribuiu uma nota para cada vinho (1-7), usaremos o Teste de Friedman para determinar se as notas diferem entre os vinhos.
- Para realizar o Teste de Friedman em R, podemos usar a função `friedman.test(y, groups, blocks)`.
 - ▣ `Y` é a variável dependente; `groups` é a variável independente de medidas repetidas; `blocks` é variável de identificação do sujeito.

Teste de Friedman

97

□ Carregar dados

Entrada

```
> WineTasting <- data.frame(  
  Taste = c(5.40, 5.50, 5.55,  
            5.85, 5.70, 5.75,  
            5.20, 5.60, 5.50,  
            5.55, 5.50, 5.40,  
            5.90, 5.85, 5.70,  
            5.45, 5.55, 5.60,  
            5.40, 5.40, 5.35,  
            5.45, 5.50, 5.35,  
            5.25, 5.15, 5.00,  
            5.85, 5.80, 5.70,  
            5.25, 5.20, 5.10,  
            5.65, 5.55, 5.45,  
            5.60, 5.35, 5.45,  
            5.05, 5.00, 4.95,  
            5.50, 5.50, 5.40,  
            5.45, 5.55, 5.50,  
            5.55, 5.55, 5.35,  
            5.45, 5.50, 5.55,  
            5.50, 5.45, 5.25,  
            5.65, 5.60, 5.40,  
            5.70, 5.65, 5.55,  
            6.30, 6.30, 6.25),  
  Wine = factor(rep(c("Wine A", "Wine B", "Wine C"), 22)),  
  Taster = factor(rep(1:22, rep(3, 22))))
```

Teste de Friedman

98

□ Verificar estrutura

Entrada

```
> str(WineTasting)
```

Saída

```
'data.frame':    66 obs. of  3 variables:
 $ Taste : num  5.4 5.5 5.55 5.85 5.7 5.75 5.2 5.6 5.5 5.55 ...
 $ Wine  : Factor w/ 3 levels "Wine A","Wine B",...: 1 2 3 1 2 3 1 2 3 1 ...
 $ Taster: Factor w/ 22 levels "1","2","3","4",...: 1 1 1 2 2 2 3 3 3 4 ...
```

Teste de Friedman



□ Verificar estrutura

A estrutura está toda correta, visto que *Taste* é uma variável numérica (contínua) e as variáveis *Wine* e *Taster* são fatores.

```
'data.frame':    66 obs. of  3 variables:
 $ Taste : num  5.4 5.5 5.55 5.85 5.7 5.75 5.2 5.6 5.5 5.55 ...
 $ Wine  : Factor w/ 3 levels "Wine A","Wine B",...: 1 2 3 1 2 3 1 2 3 1 ...
 $ Taster: Factor w/ 22 levels "1","2","3","4",...: 1 1 1 2 2 2 3 3 3 4 ...
```

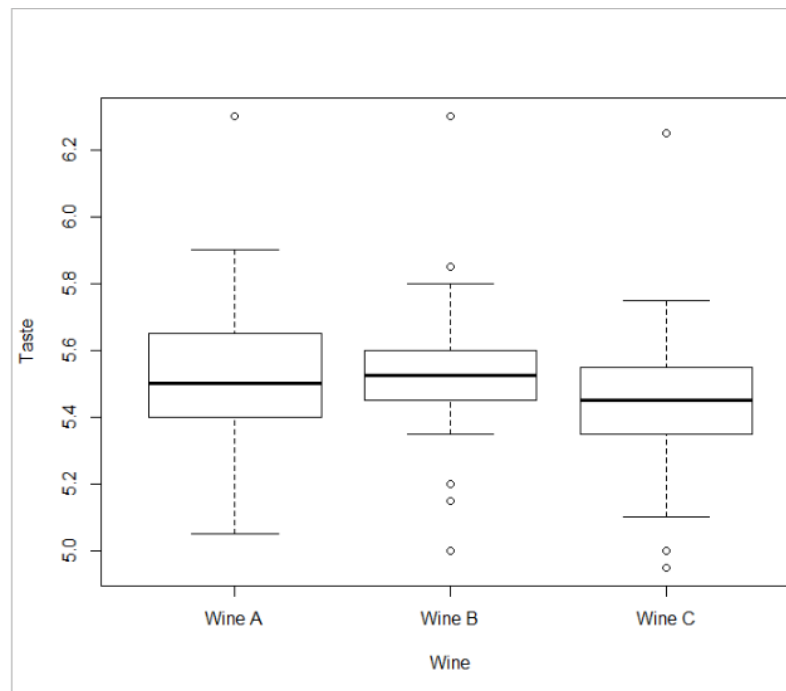
Teste de Friedman

100

□ Diagrama de caixa

Entrada

```
> boxplot(Taste~Wine, WineTasting)
```



Teste de Friedman

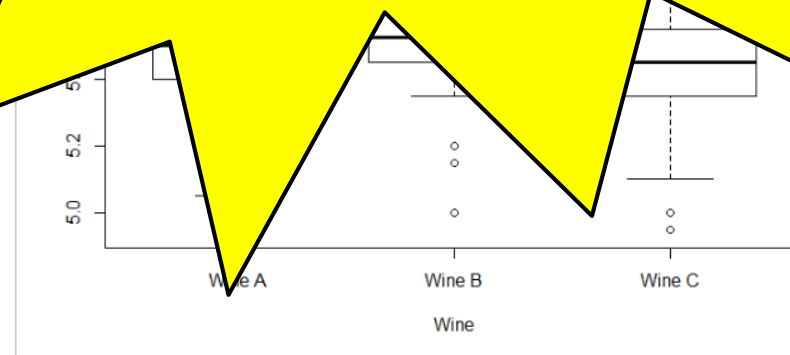


□ Diagrama de caixa

Entrada

```
> boxplot(mte~Wine, data=mte, las=1)
```

É possível perceber que existem diferenças entre as medianas. Porém, para afirmar que elas diferem estatisticamente precisamos executar um teste estatístico.



Teste de Friedman

102

□ Hipóteses

- Hipótese nula: as medianas da variável *Taste* correspondentes a cada nível do fator *Wine* são iguais.
- Hipótese alternativa: pelo menos uma das medianas é diferente das demais.

□ Interpretação dos resultados do Teste de Friedman

- Se o valor de p for inferior ao nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.

Teste de Friedman

103

□ Normalidade

- O teste de Shapiro testa a hipótese NULA de que os dados dos grupos são normais.
- Isso significa que se o valor de $p \leq 0.05$, você rejeita a hipótese NULA de que o grupo é proveniente de uma distribuição Normal.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> WineTasting %>% group_by(Wine) %>%
  shapiro_test(Taste)
```

Saída

Wine	variable	statistic	p
<fct>	<chr>	<dbl>	<dbl>
1 Wine A	Taste	0.947	0.272
2 Wine B	Taste	0.908	0.0433
3 Wine C	Taste	0.926	0.101

Teste de Friedman

104

□ Normalidade

- O teste de normalidade não foi aceito, pois os p-values dos grupos não são maiores que 0,05. Isso significa que os dados dos grupos não são provenientes de uma distribuição normal. **Portanto, precisamos realizar o teste de Friedman.**
- Isso significa que a hipótese nula de normalidade é rejeitada a hipótese NULA de que o grupo segue uma distribuição Normal.

Entrada

```
> library(rstatix)
> library(dplyr)
> WineTasting %>% group_by(Wine) %>%
  shapiro_test(Taste)
```

Saída				
Wine	variable	statistic	p	
<fct>	<chr>	<dbl>	<dbl>	
1 Wine A	Taste	0.947	0.272	
2 Wine B	Taste	0.908	0.0433	
3 Wine C	Taste	0.926	0.101	

Teste de Friedman

105

- Para verificar se as medianas dos grupos são estatisticamente iguais, executaremos o teste de Friedman.

Entrada

```
> friedman.test(y=WineTasting$Taste, groups=WineTasting$Wine,  
                blocks=WineTasting$Taster)
```

Saída

```
Friedman rank sum test
```

```
data:  WineTasting$Taste, WineTasting$Wine and WineTasting$Taster  
Friedman chi-squared = 11.143, df = 2, p-value = 0.003805
```

Teste de Friedman

106

- Para verificar se as medianas dos grupos são estatisticamente iguais, usaremos o teste de Friedman.

Como o valor de p é menor que o nível de significância de 0,05, podemos concluir que existem diferenças significativas entre os grupos.

```
> friedman.test(WineTasting$Taste, WineTasting$Wine, data = WineTasting$Taster)
```

Saída

```
Friedman rank sum test
```

```
data: WineTasting$Taste, WineTasting$Wine and WineTasting$Taster  
Friedman chi-squared = 11.143, df = 2, p-value = 0.003805
```

Teste de Friedman

107

- O valor de p indicou uma diferença significativa entre as notas dos professores, sugerindo que ao menos um par de professores difere entre si em seus valores médios. Nos resta saber qual(is) pares são diferentes.
- Para descobrir isso, precisamos conduzir testes post-hoc.
- Para o Teste de Friedman, podemos usar o `frdAllPairsNemenyiTest()` com correção de bonferroni para descobrir onde está a diferença.

Entrada

```
>library(PMCMRplus)
>frdAllPairsNemenyiTest(WineTasting$Taste,
                        WineTasting$Wine,
                        WineTasting$Taster,
                        p.adjust.method = "bonferroni")
```

Saída

Pairwise comparisons using
Nemenyi-Wilcoxon-Wilcox all-pairs test
for a two-way balanced complete block
design

data: y, groups and blocks

	Wine A	Wine B
Wine B	0.6374	-
Wine C	0.0044	0.0614

P value adjustment method: single-step

Teste de Friedman

108

- O valor de p indicou uma diferença significativa entre as notas dos professores, sugerindo que ao menos uma das notas de professores difere entre si em seus valores médios. (is) par são diferentes.

- Para des

- Podemos concluir que todas as comparações não são significativas diferentes ($p > 0,05$), exceto para a comparação entre Wine C e Wine A ($p \leq 0,05$).

usar o

de bonferroni para

Saída

Pairwise comparisons using
Friedman-Wilcoxon all-pairs test
for unbalanced complete block

sign

a: y, groups and blocks

Wine A Wine B

Wine B 0.6374 -

Wine C 0.0044 0.0614

P value adjustment method: single-step

```
>library(MASS)
>frdAllPairsNemeny(WineTasting$Wine,
                    WineTasting$Taster,
                    p.adjust.method = "bonferroni")
```

Exercício

109

- Um teste de consumo de combustível envolvendo carros produzidos por três fabricantes foi realizado e os resultados, em quilômetros por litro de combustível, estão apresentados na tabela abaixo. Use o Teste de Friedman para responder as seguintes perguntas. Os fabricantes têm um efeito significativo no consumo de combustível? Se sim, quais fabricantes tiveram um consumo significativamente diferente dos outros?

Modelo	Fabricante		
	G	F	C
Pequeno	9,0	11,3	10,6
Médio- 6 cil.	9,4	10,9	10,2
Médio- 8 cil.	8,1	8,6	9,1
Grande- 8 cil.	8,3	8,6	8,8
Esporte	8,2	9,2	9,5

- Jawlik, Andrew A. *Statistics from a to z: Confusing concepts clarified*. John Wiley & Sons, 2016.
- Quick, John M. *Statistical analysis with R*. Packt Publishing Ltd, 2010.
- Kabacoff, Robert. *R in Action*. Shelter Island, NY, USA: Manning publications, 2011.