CIÊNCIAS AMBIENTAIS / BIOLÓGICAS / DA NATUREZA

(BIO)ESTATÍSTICA

Profª. Letícia Raposo
profleticiaraposo@gmail.com

RELEMBRANDO...

Em geral, na aplicação de um teste estatístico, devemos saber:

a) formular H0 e H1 em termos de parâmetros populacionais;

b) como obter a estatística do teste;

c) qual é a distribuição de referência para calcular o valor p;

d) quais as suposições básicas para o uso do teste escolhido.

A decisão do teste estatístico é feita pela comparação do valor p com o nível de significância preestabelecido, mas a implicação do resultado estatístico depende da aplicação em questão.

DIFERENÇA ENTRE DOIS GRUPOS

OBJETIVOS

- Observaremos estatísticas que nos dizem se duas condições (ou grupos) diferem entre si em uma ou mais variáveis. As duas condições podem ser:
  - O mesmo grupo de pessoas/elementos testado em duas condições (tradicionalmente chamadas de A e B);
  - Dois grupos diferentes de pessoas/elementos que foram submetidos à condição A ou à condição B.

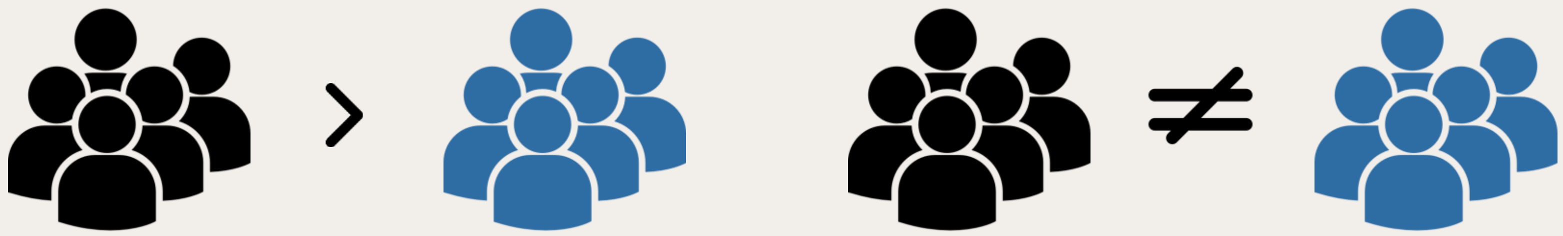
TESTES PARAMÉTRICOS X NÃO PARAMÉTRICOS

Testes paramétricos: supõem que a população de que os valores foram retirados são normalmente distribuídos – fazem suposições sobre os parâmetros da população subjacente.
São geralmente os mais sensíveis que podemos usar (mais poderosos).

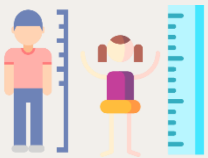
Se os dados não satisfazem as suposições para os testes paramétricos, existem os não paramétricos – não têm suposições rígidas sobre as distribuições da população, mas tendem a ter uma menor probabilidade para detectar um efeito que existe na população de interesse.

INTRODUÇÃO

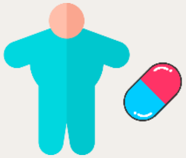
- Na comparação entre dois grupos ou duas condições, os pesquisadores lançam uma hipótese de que haverá uma diferença significativa entre eles.
- H0: qualquer diferença nos valores entre as condições ocorre devido ao erro amostral.



TESTE T



- Teste t para 2 amostras
  - A altura média das estudantes universitárias é significativamente diferente da altura média dos estudantes universitários?



- Teste t pareado
  - Se você mede o peso de estudantes universitários do sexo masculino antes e depois que cada sujeito toma uma pílula para perder peso, a perda de peso média é suficientemente significante para concluir que a pílula funciona?

DESCRIÇÃO CONCEITUAL DOS TESTES T

Paciente	Tratamento	Paciente	Controle
1	14	11	9
2	18	12	7
3	10	13	12
4	13	14	11
5	15	15	14
6	15	16	5
7	12	17	4
8	12	18	10
9	10	19	9
10	12	20	9
Média	13,1	Média	9

- Grupo 1: pacientes com esclerose múltipla em um novo tratamento;
- Grupo 2: pacientes na lista de espera (grupo-controle).
- A variável independente é "Tratamento", e a variável dependente é a medida da memória.

Há variação intragrupos e entre grupos.

DESCRIÇÃO CONCEITUAL DOS TESTES T

- Os dois grupos diferem? → não podemos simplesmente olhar as suas médias. Precisamos saber se a variância entre grupos difere daquela intragrupos.
- O teste estatístico t é calculado obtendo-se a diferença entre as duas médias e dividindo o resultado por uma medida representando a variação nos valores para os grupos. Essa medida de variância é o "erro padrão da diferença".

t = Diferença entre as médias (sinal)
÷ Variabilidade indesejada (ruído)

O "ruído" é a variabilidade para cada grupo. Quanto maior o ruído, mais baixa será a razão sinal-ruído (ou seja, o valor t será mais baixo); quanto menor o ruído, maior a razão sinal-ruído (o valor t será mais alto).

DESCRIÇÃO CONCEITUAL DOS TESTES T

- O valor t pode ser negativo ou positivo; isso dependerá da ordem.
  - Grupo 1 — grupo do tratamento: média 13,1.

    Grupo 2 — grupo-controle: média 9.

    A diferença das médias é positiva e o valor t é, portanto, positivo.
- O que acontece se codificamos o grupo-controle como grupo 1 e o grupo do tratamento como grupo 2?
  - Não importa como você codifica os grupos, um valor t negativo é tão importante e significativo quanto um valor positivo.

GENERALIZANDO PARA A POPULAÇÃO

- Embora possamos achar que nossas duas condições diferem significativamente, queremos ser capazes de generalizar para populações maiores.
- Se tivéssemos executado o experimento em um dia diferente, com uma nova amostra, ou até mesmo com a mesma amostra, é provável que as médias fossem diferentes.
- Portanto, precisamos do intervalo de confiança → 1,49 — 6,71: embora na amostra a diferença média seja de 4,1, estamos 95% confiantes de que a diferença média na população esteja entre 1,49 e 6,71.
- Quanto mais estreitos os intervalos de confiança, melhor.
- Quando o intervalo de confiança inclui 0 (zero), o valor t será baixo e não será estatisticamente significativo.

PRESSUPOSTOS DA ANÁLISE

Para realizar o teste t para amostras independentes existem 2 pressupostos:

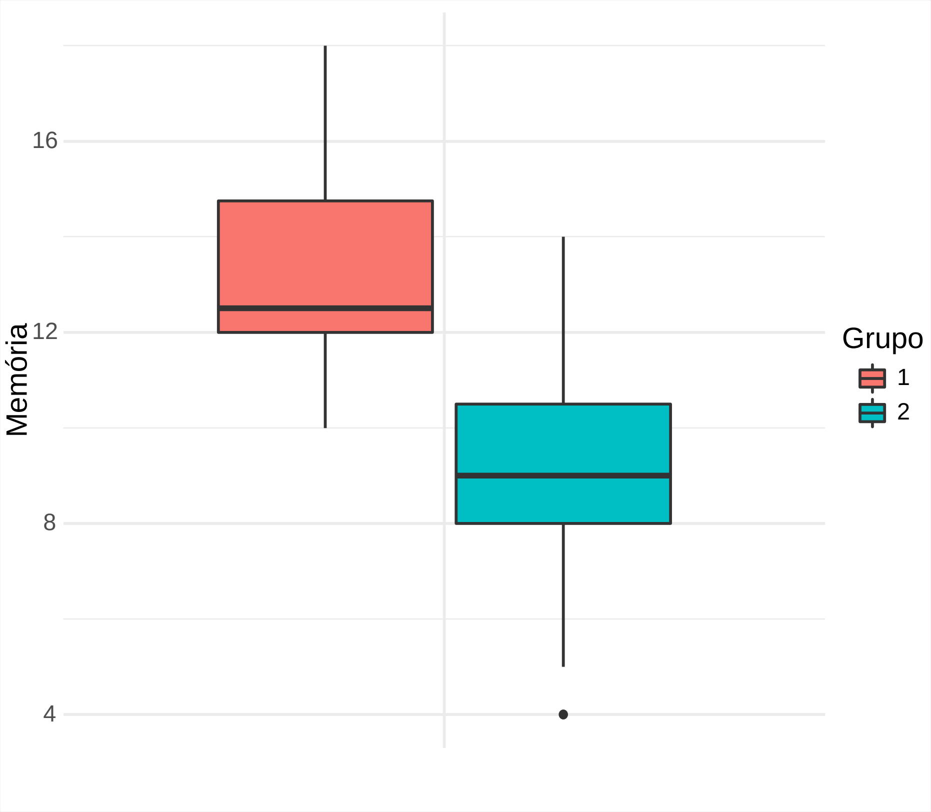
- A distribuição dos dados seja normal e as variâncias sejam homogêneas.
- O teste de Shapiro-Wilk é uma função que testa a normalidade dos dados.

H0: a amostra provém de uma população Normal
H1: a amostra não provém de uma população Normal

- O teste de Levene é uma função que testa a homogeneidade das variâncias.

H0: as variâncias são homogêneas
H1: as variâncias não são homogêneas

TESTE T PARA GRUPOS INDEPENDENTES NO R



TESTE T PARA GRUPOS INDEPENDENTES NO R

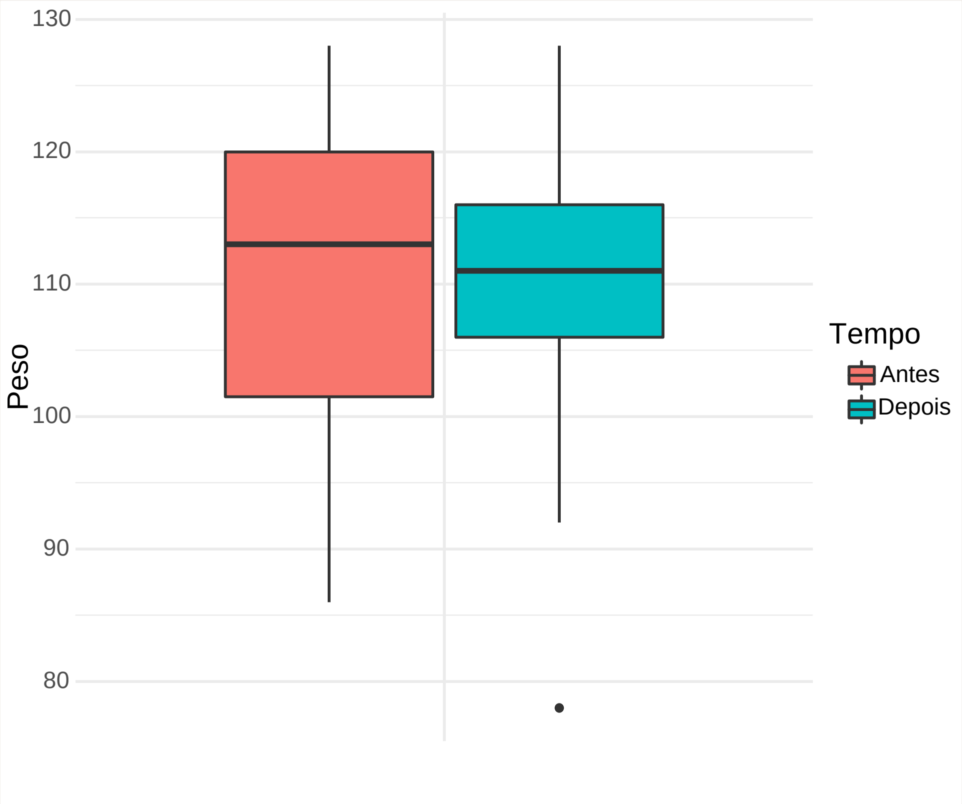
```
> # Avaliando a normalidade
>
> library(RVAideMemoire)
> byf.shapiro(memory ~ group, data = dadost)

        Shapiro-Wilk normality tests

data:  memory by group

       W p-value
1 0.9347  0.4952
2 0.9575  0.7396

>
> # Avaliando a homocedasticidade
>
> library(car)
> leveneTest(memory ~ group, data = dadost)
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
      Df F value Pr(>F)
group  1  0.0159 0.9008
      19
```

```
> t.test(memory ~ group, var.equal = T, data = dadost)

        Two Sample t-test

data:  memory by group
t = 3.4705, df = 19, p-value = 0.002561
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 1.627355 6.572645
sample estimates:
mean in group 1 mean in group 2
           13.1             9.0
```

TESTE T PAREADO

- Usado quando os mesmos sujeitos participam em ambas as condições.
- Compara cada participante consigo próprio, e, assim, esperamos que os dois valores estejam correlacionados. Isso reduz o erro da variância e leva a um teste mais sensível.

TESTE T PAREADO NO R



TESTE T PAREADO NO R

Para ilustrar o teste t pareado usaremos 20 participantes de uma dieta alimentar. Todos os participantes tiveram seus pesos mensurados antes e após a dieta.

```
> # Avaliando a normalidade
>
> shapiro.test(dadostpareado$peso_antes)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  dadostpareado$peso_antes
W = 0.91958, p-value = 0.06526

> shapiro.test(dadostpareado$peso_depois)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  dadostpareado$peso_depois
W = 0.94621, p-value = 0.2438
```

TESTE T PAREADO NO R

```
> # Teste t pareado
>
> t.test(dadostpareado$peso_antes, dadostpareado$peso_depois, alternative = "greater
", paired = T, data = dadostpareado)

        Paired t-test

data:  dadostpareado$peso_antes and dadostpareado$peso_depois
t = 0.39629, df = 22, p-value = 0.3479
alternative hypothesis: true difference in means is greater than 0
95 percent confidence interval:
 -3.333056       Inf
sample estimates:
mean of the differences
                      1
```

Embora a diferença entre os grupos esteja na direção esperada, os resultados mostraram que ela não foi estatisticamente significativa: t=0,39629 (22), valor-p = 0,3479.

TESTES NÃO PARAMÉTRICOS

- Os seguintes testes não paramétricos transformam os valores em dados ordenados.
- Desse modo, são resistentes a valores atípicos e à assimetria, o que os torna ideais para amostras pequenas e assimétricas.

MANN-WHITNEY PARA GRUPOS INDEPENDENTES

- Usa os postos (posições) em uma fórmula que calcula a estatística teste "U".
- Os escores são <u>postos atribuídos aos grupos em conjunto</u>. A partir deles, é encontrado um posto médio para cada grupo.
- Se não existem diferenças significativas entre as condições A e B, então os postos devem ser igualmente distribuídos nas duas condições.

Mann-Whitney U Test

Original data		Ranks				
					Control	Drug
Control	Drug	Control	Drug			
11	34	4	21.5	count	12	11
15	31	10	19.5	rank sum	117.5	158.5
9	35	2	23	U	92.5	39.5
4	29	1	17			
34	28	21.5	16	α	0.05	
17	12	11	5.5	tails	2	
18	18	12.5	12.5	U	39.5	
14	30	8.5	18	U-crit	33	
12	14	5.5	8.5	sig	no	
13	22	7	14			
26	10	15	3			
31		19.5				
17	23.90909	117.5	158.5			

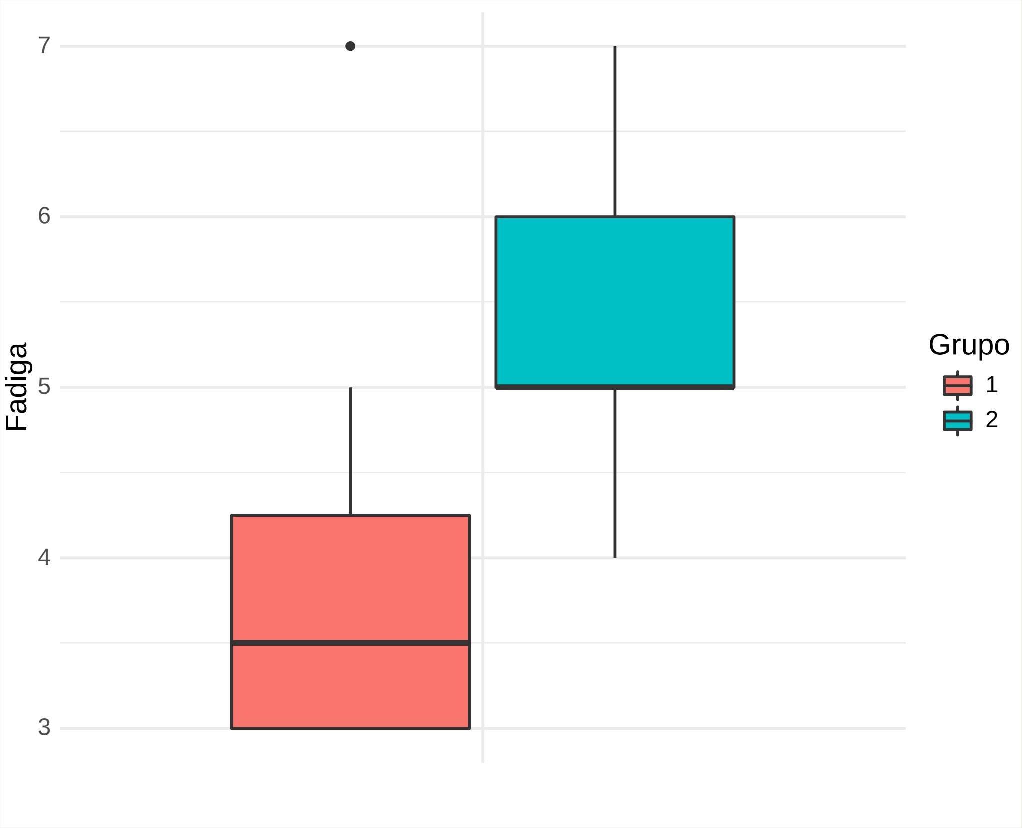
MANN-WHITNEY PARA GRUPOS INDEPENDENTES

Imagine que tenhamos uma amostra pequena de pacientes; oito tiveram um tratamento para melhorar a fadiga, e sete estão na lista de espera.

A fadiga é avaliada em uma escala de 1 (dificilmente com fadiga) até 7 (fadiga severa).

A hipótese é que a amostra tratada terá menos fadiga. Essa é uma hipótese direcional, assim poderemos usar um teste unicaudal.

MANN-WHITNEY NO R



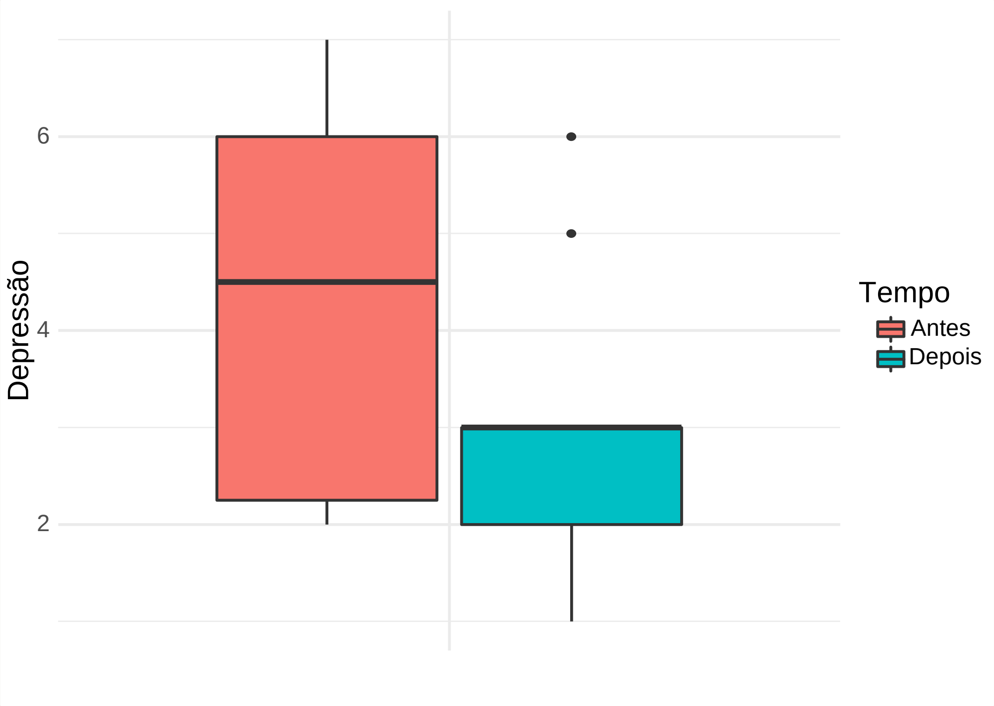
MANN-WHITNEY NO R

```
> byf.shapiro(fatigue ~ group, data = dadosmann)

        Shapiro-Wilk normality tests

data:   fatigue by group

       W p-value
1 0.7705 0.01374 *
2 0.9366 0.60851
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

>
> # Mann-Whitney
>
> wilcox.test(fatigue ~ group, alternative = "less", exact = F, data = dadosmann)

        Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data:   fatigue by group
W = 10, p-value = 0.01904
alternative hypothesis: true location shift is less than 0
```

O teste de Mann-Whitney mostrou que o grupo tratado avaliou a si próprio como menos fatigado do que o grupo-controle ($valor - p =$ 0,01904).

TESTES DOS POSTOS COM SINAIS DE WILCOXON PARA MEDIDAS REPETIDAS NO R

Vinte pacientes foram medidos em uma escala de depressão antes e depois da intervenção.



TESTES DOS POSTOS COM SINAIS DE WILCOXON PARA MEDIDAS REPETIDAS NO R

Vinte pacientes foram medidos em uma escala de depressão antes e depois da intervenção.

```
> wilcox.test(dadoswilcoxon$depression01, dadoswilcoxon$depression02, exact = F,
+              alternative = "greater", paired = T)

        Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  dadoswilcoxon$depression01 and dadoswilcoxon$depression02
V = 26.5, p-value = 0.02071
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

Os resultados mostram que houve uma diferença estatisticamente significativa entre as duas condições (p = 0,02071), o que mostra que a intervenção surtiu efeito.

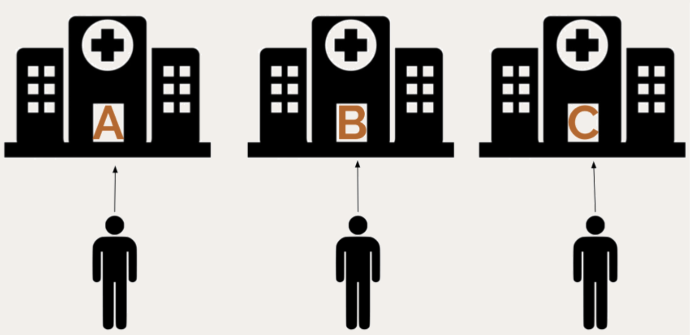
DIFERENÇAS ENTRE TRÊS OU MAIS CONDIÇÕES

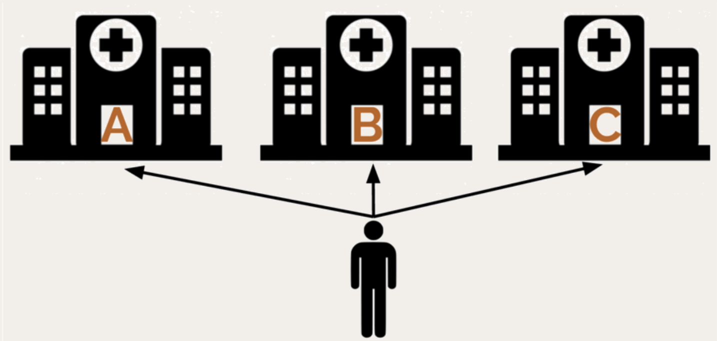
OBJETIVOS

- Serão observadas estatísticas que apontam se três ou mais condições ou grupos diferem entre si em uma ou mais variáveis.
  - Obter um entendimento conceitual da Análise de Variância (ANOVA);
  - Ser capaz de decidir quando usar a ANOVA — um teste paramétrico — ou testes não paramétricos equivalentes: Kruskal-Wallis ou Friedman;
- Aprender a executar Análises de Variância no R.

INTRODUÇÃO

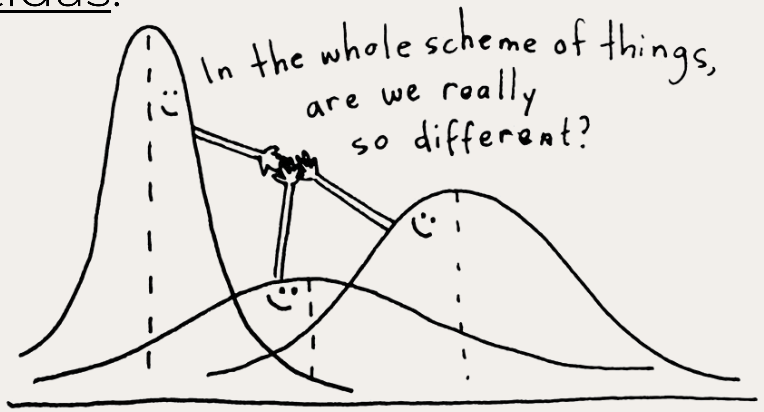
- Uma única variável com 3+ condições:
  - Hipótese experimental: existirá uma diferença significativa entre algumas ou todas as condições.
  - H0: quaisquer diferenças nos escores entre as condições devem-se ao erro amostral (acaso).
- Teste paramétrico para 3+ condições: Análise de Variância (*ANalysis Of Variance*, ANOVA).
  - Grupos independentes;
  - Medidas repetidas.





INTRODUÇÃO

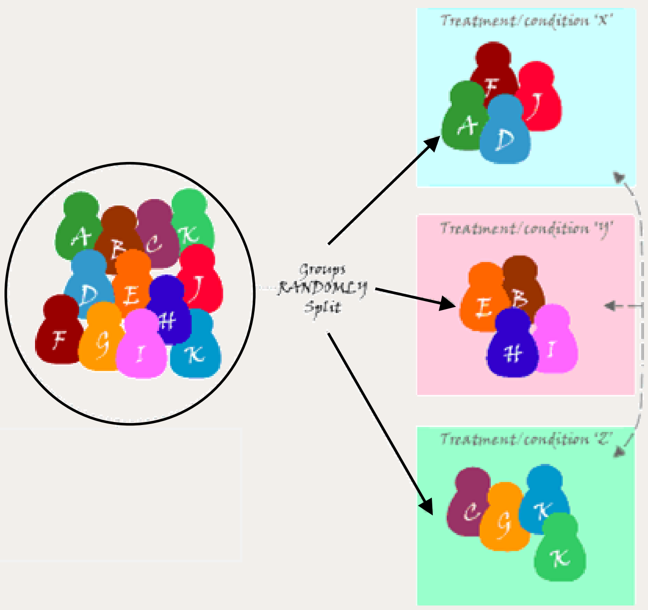
- A ANOVA é recomendada quando:
  - Amostras aleatórias e independentes;
  - Populações têm distribuição normal (o teste é paramétrico);
  - Variâncias populacionais são iguais.
- Dados assimétricos → testes equivalentes não paramétricos: Kruskal-Wallis para grupos independentes e Friedman para medidas repetidas.



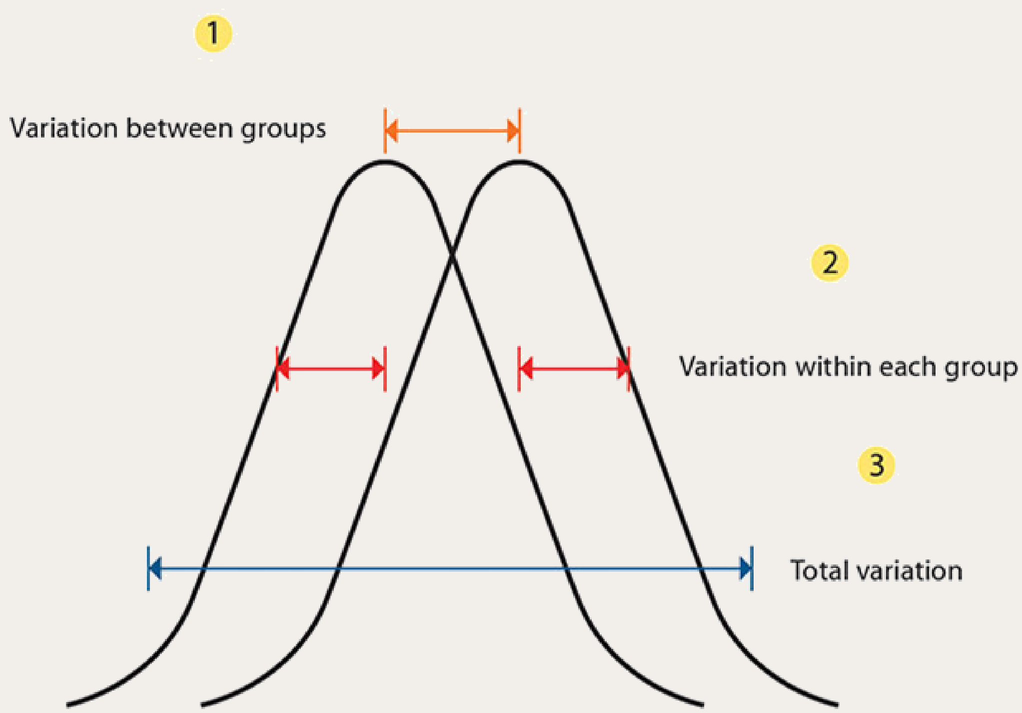
INTRODUÇÃO

A ANOVA mostra a existência de quaisquer diferenças significativas entre as condições. Para um delineamento de três condições, uma ANOVA estatisticamente significativa costuma apontar que:

a) a condição 1 pode ser significativamente diferente da condição 2; ou
b) a condição 1 pode ser significativamente diferente da condição 3; ou
c) a condição 2 pode ser significativamente diferente da condição 3.



DESCRIÇÃO CONCEITUAL DA ANOVA



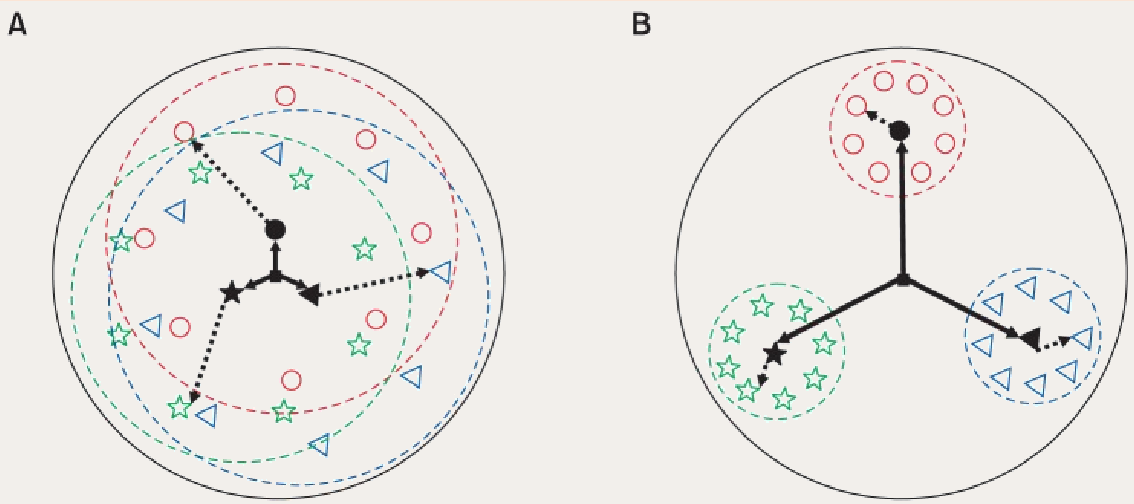
O que espera-se é que a variância intragrupos e a variância devido a erros experimentais sejam pequenas.

DESCRIÇÃO CONCEITUAL DA ANOVA

Ao executar-se uma ANOVA entre grupos, deve-se dividir toda a variância do conjunto de dados em variância intragrupos e variância entre grupos:

a) variância entre grupos (variância EG) — devido aos efeitos do tratamento, às diferenças individuais e ao erro experimental.

b) variância intragrupos (variância IG) — devido a diferenças individuais e erro experimental.



ANOVA DE UM FATOR

- A ANOVA de um fator → uma variável independente.
  - As variáveis independentes são chamadas de "fatores".
- A ANOVA de um fator pode ter três ou mais níveis do fator.

- P. ex., na testagem de três grupos diferentes de doença, o fator poderia ser chamado de "grupo da doença", e os três níveis poderiam ser "esclerose múltipla", "síndrome do intestino irritável" e "síndrome da fadiga crônica".

- P. ex., na testagem de quatro diferentes doses de medicações em pessoas com esclerose múltipla, o fator seria "níveis das medicações", e haveria quatro níveis, como, por exemplo, placebo, 5 mg, 10 mg e 15 mg.

EXEMPLO

- Suponha um curso preparatório para o ENEM que tenha em seu corpo docente três professores de matemática, que são responsáveis por diferentes turmas de alunos.
- A direção da escola suspeita que a variação do desempenho dos alunos nas provas de matemática do ENEM pode ser explicada pelo trabalho desenvolvido pelos seus professores.
- Sendo assim, a direção resolveu verificar as notas na prova de matemática dos alunos de cada professor e calculou a média das notas de cada turma.

http://www.abgconsultoria.com.br/blog/como-interpretar-uma-analise-de-variancia-anova/

EXEMPLO

- Mas será que essa informação é suficiente para afirmar que o desempenho dos alunos de cada professor é realmente diferente? E se um dos professores tiver em sua turma um aluno que não se preparou e errou quase todas as questões? Esse aluno não seria responsável por ter diminuído a média do grupo de alunos desse professor?
- Para verificar então se realmente o desempenho dos alunos variou de acordo com o professor, se faz necessário a utilização de teste estatístico, que além de considerar a média das notas, leva também em conta a variação das notas dentro de cada turma.

H0: Não existe diferença entre o desempenho das notas dos alunos de cada professor.
H1: Há pelo menos um professor com alunos com desempenho diferente.

EXEMPLO

Caso os três grupos de alunos apresentem mesma variabilidade e mesma média de desempenho, suas distribuições tendem a se sobrepor.

Quando os grupos apresentam mesma variabilidade interna e médias diferentes, as distribuições se distanciam quanto mais as médias se diferenciam.

EXEMPLO

Os grupos de alunos de cada professor podem ser vistos como três níveis de um mesmo fator, sendo que o objetivo é saber se o fator professor exerce alguma influência na variação do desempenho das notas de matemática.

Variação entre os professores de cada turma

Razão entre a soma de quadrados e os graus de liberdade

Análise de Variância das Notas dos Alunos por Turma

Fonte de Variação	Graus de Liberdade	Soma de Quadrados	Quadrado Médio	Estatística F	Valor P
Tratamentos	2	56.806	28.403	5,25	$\boxed{0,010}$
Resíduos	33	178.783	5.418		
Total	35	235.589	–		

Variação dentro de cada turma

Variação total nos dados

TESTES DE MÚLTIPLAS COMPARAÇÕES

- O valor F geral não diz onde estão as diferenças significativas. Mas também não recomenda-se realizar cada comparação pareada, pois irá aumentar o erro do Tipo 1.
- Para saber quem se diferencia: teste *post hoc* - executa todas as comparações possíveis com o conjunto de médias.
  - Por exemplo, ao ter-se um fator com três condições (grupo I, grupo 2 e grupo 3), as comparações seriam: I versus 2; 1 versus 3; e 2 versus 3.
  - A probabilidade de se cometer um erro do Tipo I é controlada ao longo do conjunto de comparações.

TESTE DE TUKEY

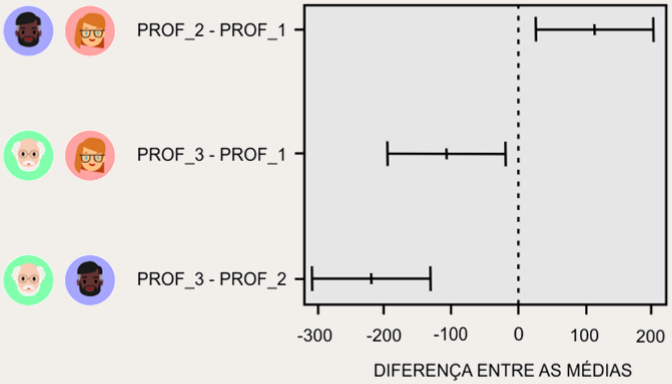
http://www.abgconsultoria.com.br/blog/comparacoes-multiplas-teste-de-tukey/

TESTE DE TUKEY

O módulo da diferença da média entre os pares de professores foi maior que o valor da D.M.S. obtido. Isso nos leva a concluir que o desempenho médio dos alunos dos professores (1 e 2), (1 e 3) e (2 e 3) são significativamente diferentes.

O valor 0 (zero) não está contido nos intervalos de confiança.

Diferença Mínima Significativa	Professores	Diferença	I.C. – 95%	Valor P
88,18	PROF_2 – PROF_1	113,75	[25,57 ; 201,93]	0,009
	PROF_3 – PROF_1	-107,08	[-195,27 ; -18,90]	0,014
	PROF_3 – PROF_2	-220,83	[-309,02 ; -132,65]	0,001



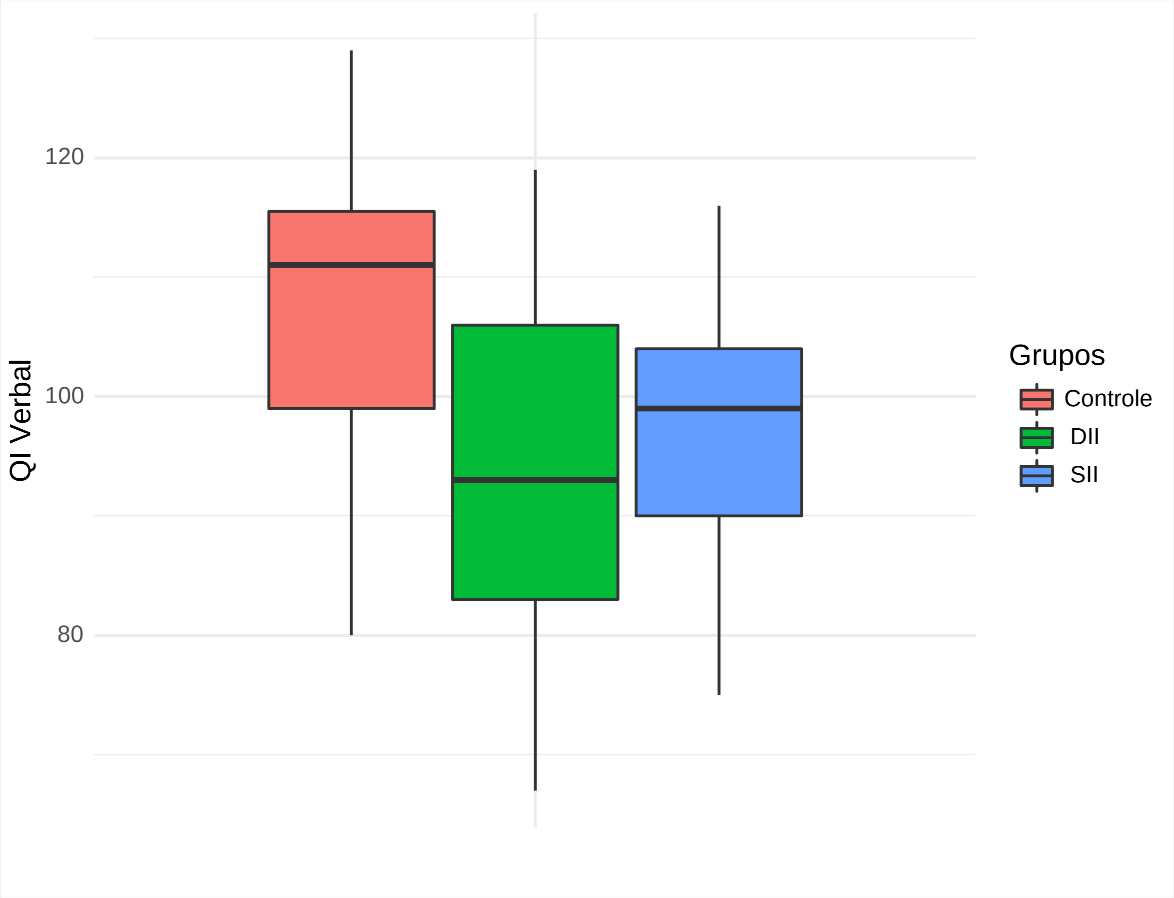
Notamos que todos eles são menores que o nível de significância adotado (valor-p < 0,05). Dessa maneira, chegamos a mesma conclusão baseada na D.M.S e nos intervalos de confiança.

ANOVA DE UM FATOR NO R

- Neste exemplo, busca-se descobrir se os grupos (doença inflamatória intestinal – DII; síndrome do intestino irritável – SII; e controle saudável – CS) diferem um dos outros.
- Previmos que as pessoas com DII e SII teriam escores do QI Verbal mais baixos do que os controles saudáveis, isso porque a literatura prévia mostrou que outros grupos de doentes tiveram QI verbais mais baixos do que os controles saudáveis.

H0: Não existe diferença dos escores do QI verbal entre as doenças.
H1: Há pelo menos uma doença com QI verbal diferente.

ANOVA DE UM FATOR NO R



ANOVA DE UM FATOR NO R

```
> # Avaliando a normalidade
>
> library(RVAideMemoire)
> byf.shapiro(viq ~ groups, data = dadosanova)

        Shapiro-Wilk normality tests

data:   viq by groups

              W p-value
controls 0.9726  0.6121
ibd      0.9710  0.5867
ibs      0.9625  0.3782

>
> # Avaliando a homocedasticidade
>
> library(car)
> leveneTest(viq ~ groups, data = dadosanova)
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
      Df F value Pr(>F)
group  2  0.8307 0.4393
      85
```

ANOVA DE UM FATOR NO R

```
> anova <- aov(viq ~ groups, data = dadosanova)
> anova
Call:
   aov(formula = viq ~ groups, data = dadosanova)

Terms:
                   groups Residuals
Sum of Squares   3365.397 12543.467
Deg. of Freedom         2        85

Residual standard error: 12.14785
Estimated effects may be unbalanced
> summary(anova)
            Df Sum Sq Mean Sq F value  Pr(>F)    
groups       2   3365  1682.7    11.4 4.1e-05 ***
Residuals   85  12543   147.6                    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Diferença estatisticamente significante entre alguns grupos ou todos os grupos

ANOVA DE UM FATOR NO R

Teste *post hoc*

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

Fit: aov(formula = viq ~ groups, data = dadosanova)

$groups
                   diff        lwr       upr     p adj
ibd-controls -14.659770 -22.206115 -7.113426 0.0000379
ibs-controls -10.383908 -17.930252 -2.837564 0.0042248
ibs-ibd        4.275862  -3.334166 11.885890 0.3770103
```

Os controles tinham um QI significantemente mais altos do que ambos os grupos DII e SII.

ANOVA DE UM FATOR NO R

ANOVA DE MEDIDAS REPETIDAS

- Os participantes agem como os seus próprios controles.
  - Isso significa que a variância entre condições não pode incluir diferenças individuais.
  - Um participante com características peculiares aparece em todas as condições e irá afetar todas as suas médias da mesma maneira.
- São baseadas na mesma suposição de normalidade dos dados.
- Diferença: ANOVA de medidas repetidas presume que as variâncias das diferenças entre todos os pares de medidas devem ser similares → esfericidade.

TESTE DE KRUSKAL-WALLIS

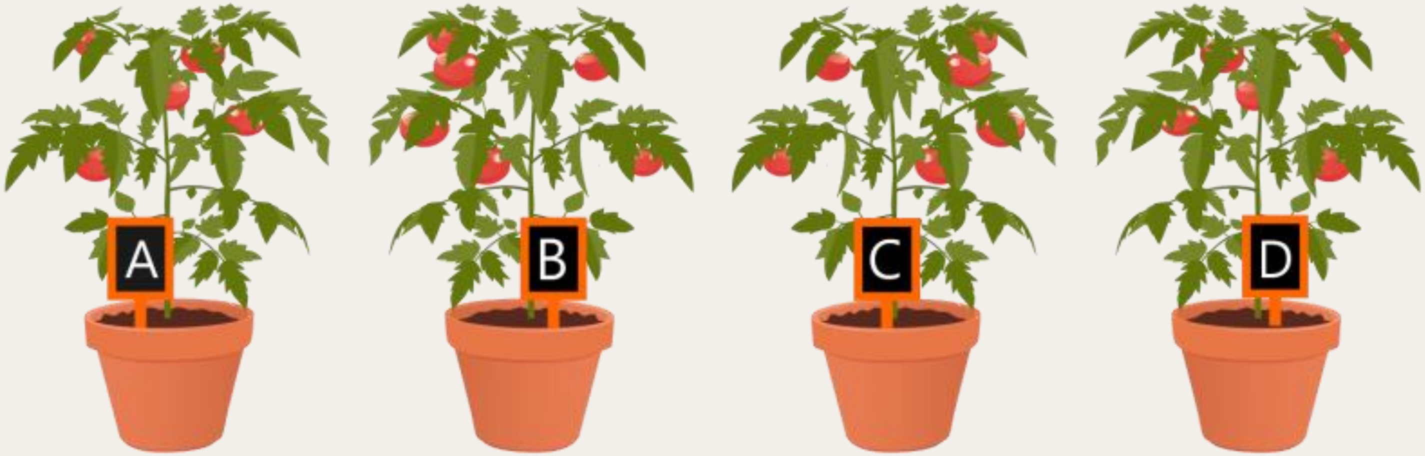
- Nas ciências da saúde/biológicas têm-se geralmente amostras pequenas e distribuições assimétricas. Em caso de dados significativamente assimétricos, use, então, os testes não paramétricos.
- O teste de Kruskal-Wallis é o equivalente não paramétrico da ANOVA paramétrica entre participantes.
  - Neste caso, devemos considerar apenas a suposição de que as observações sejam independentes e que as variáveis sejam do tipo contínuas ou ordinais.
  - O teste de Kruskal-Wallis é usado para três ou mais grupos, e é baseado na ordem dos escores, procurando por uma diferença significativa entre as ordens médias dos grupos.

TESTE DE KRUSKAL-WALLIS

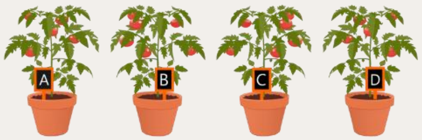
- A fórmula para o teste consiste em ordenar os escores de todas as condições. As ordens de cada grupo são, então, somadas, obtendo-se uma média das ordens de cada grupo.
- H0: os grupos têm ordens similares (uma vez que, se realmente não houver diferenças, as ordens devem ser distribuídas aleatoriamente nos diferentes grupos);
- H1: há uma diferença nas ordens dos grupos.

EXEMPLO

- Vamos supor um experimento que foi elaborado com o objetivo de verificar o comportamento do peso de tomates italianos cultivados em solos enriquecidos com diferentes tipos de nutrientes.
- Quatro solos foram enriquecidos com diferentes nutrientes e nomeados como “A”, “B”, “C” e “D”. Em seguida foram cultivados tomates italianos e, após o período de crescimento, foram colhidos e pesados seis tomates de cada solo.



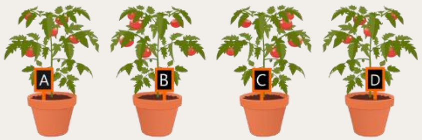
EXEMPLO

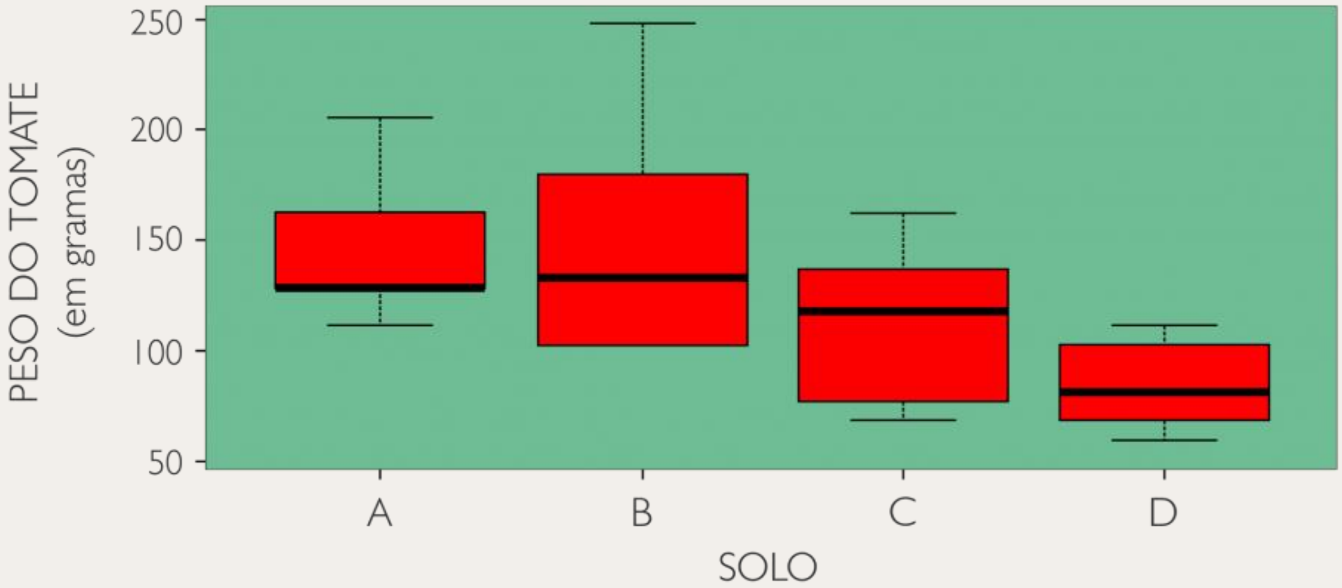


Grupo	Peso dos tomates italianos colhidos (em gramas)					
Solo “A”	128,5	162,8	111,4	128,5	205,7	128,5
Solo “B”	128,5	102,8	102,8	179,9	248,5	137,1
Solo “C”	162,8	137,1	68,6	98,5	77,1	137,1
Solo “D”	85,7	102,8	111,4	77,1	60	68,6

H0: Não existe diferença entre o peso do tomate italiano cultivado nos quatro solos.
H1: Há pelo menos um solo com o peso do tomate italiano cultivado diferente.

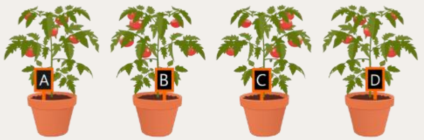
EXEMPLO





Essa aparente diferença do pesos dos tomates cultivados nos diferentes solos é significativa?

EXEMPLO



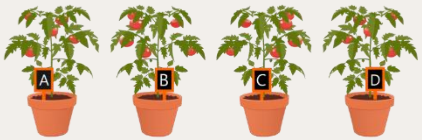

```
> kruskal.test(peso ~ cultivo, data = dadoskruskal)

        Kruskal-Wallis rank sum test

data:  peso by cultivo
Kruskal-Wallis chi-squared = 9.0028, df = 3, p-value = 0.02925
```

Mas como saber em quais solos o peso dos tomates se diferem?

Ao utilizar o teste de Kruskal-Wallis, o teste de comparações múltiplas adequado é o de Nemenyi.

O teste consiste em fazer comparações em pares com o intuito de verificar qual dos fatores que diferem entre si. No entanto, o teste de Nemenyi é muito conservador e pode não encontrar diferença significativa entre os pares testados.

EXEMPLO

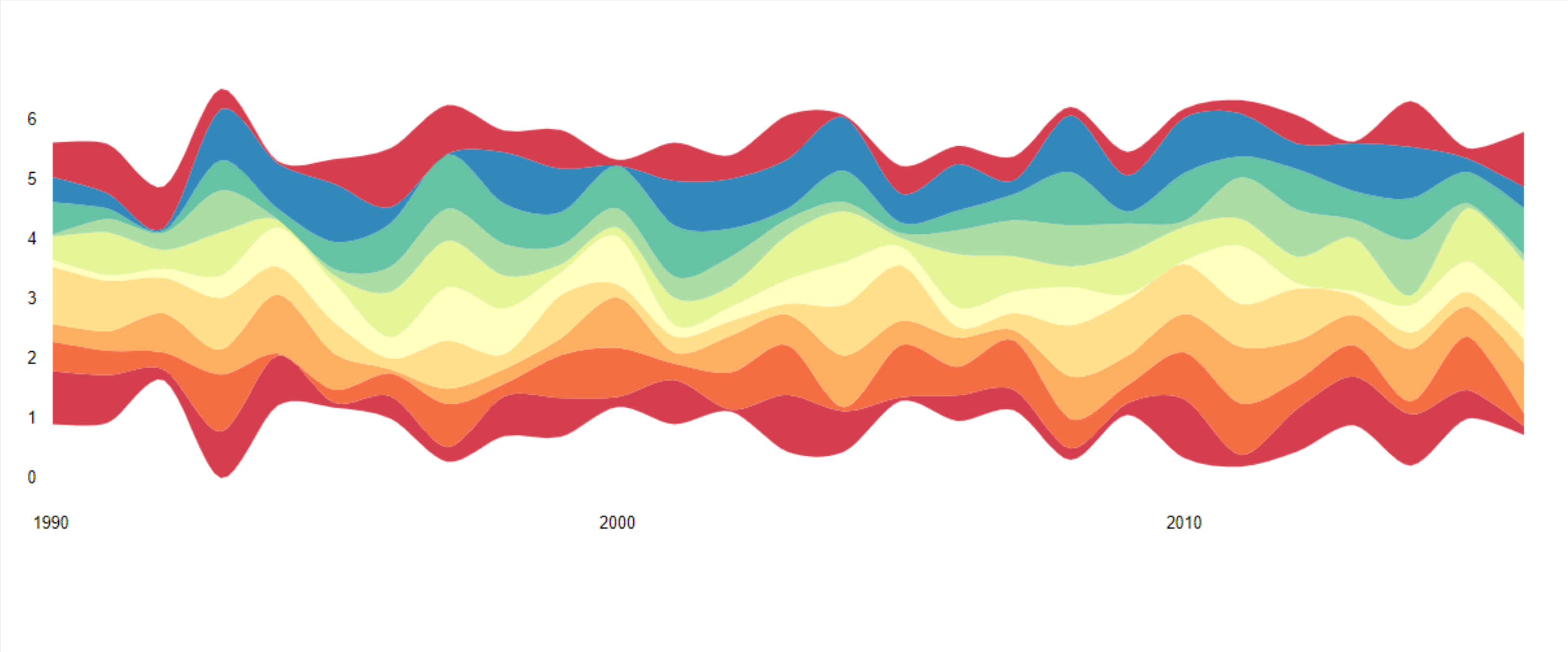



```
> library(PMCMR)
> posthoc.kruskal.nemenyi.test(peso ~ cultivo, data = dadoskruskal)

        Pairwise comparisons using Tukey and Kramer (Nemenyi) test
                   with Tukey-Dist approximation for independent samples

data:   peso by cultivo

  A     B     C
B 1.000 -     -
C 0.663 0.713 -
D 0.044 0.055 0.456

P value adjustment method: none
```

TESTE DE FRIEDMAN

- O teste de Friedman é o equivalente não paramétrico à ANOVA de medidas repetidas e é uma extensão do teste de Wilcoxon para duas condições.
- Usado para três ou mais condições → pressupõe que a variável em análise seja medida em escala ordinal ou numérica.
- Para cada participante, as variáveis são ordenadas, e a soma dos postos dos participantes é calculada.
  - Funciona da mesma forma que o teste paramétrico da ANOVA de medidas repetidas, mas usando os postos dos escores dos participantes em vez dos próprios escores.
  - H0: postos das diferentes condições são similares;
  - H1: há diferenças nos postos entre cada grupo.

ARTE DO DIA FEITA EM R



https://www.r-graph-gallery.com/154-basic-interactive-streamgraph-2.html

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BARBETTA, Pedro Alberto. Estatística aplicada às ciências sociais. Ed. UFSC, 2008.

- DANCEY, Christine P.; REIDY, John G.; ROWE, Richard. Estatística Sem Matemática para as Ciências da Saúde. Penso Editora, 2017.

- MAGNUSSON, Willian E. Estatística [sem] matemática: a ligação entre as questões e a análise. Planta, 2003.