
INSTITUTO SUPERIOR DE AGRONOMIA
ESTATÍSTICA E DELINEAMENTO EXPERIMENTAL – 2025-26
Resoluções dos Exercícios de Análise de Covariância de Efeitos Fixos

1. (a) O comando do *R* para obter a nuvem de pontos pedida:

```
> plot(NLdir ~ NP, col=Castas, data=videiras, pch=16)
```

- (b) Os comandos R necessários e os resultados numéricos correspondentes ao modelo ANCOVA para modelar o comprimento da nervura lateral direita a partir do comprimento da nervura principal, possibilitando que para cada casta seja ajustada uma recta diferente, são apresentados seguidamente.

```
> videirasancova.lm <- lm(NLdir ~ NP*Castas, data=videiras)
> summary(videirasancova.lm)
---
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.39812   0.32102   4.355 1.57e-05 ***
NP          0.77780   0.02654  29.305 < 2e-16 ***
CastasFernaoPires -0.43069   0.48897  -0.881   0.379
CastasVital    -0.66120   0.43788  -1.510   0.132
NP:CastasFernaoPires 0.03395   0.04253   0.798   0.425
NP:CastasVital     0.04100   0.03798   1.079   0.281
---
Residual standard error: 0.8316 on 594 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8112, Adjusted R-squared:  0.8096
F-statistic: 510.5 on 5 and 594 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

A equação do modelo ANCOVA, em notação vectorial, para modelar o comprimento da nervura lateral direita a partir do comprimento da nervura principal, possibilitando que para cada casta seja ajustada uma recta diferente, é descrito da seguinte forma:

$$\vec{Y} = \beta_0 \cdot \vec{1}_n + \beta_1 \cdot \vec{x} + \alpha_{0:2} \cdot \vec{I}_2 + \alpha_{0:3} \cdot \vec{I}_3 + \alpha_{1:2} \cdot \vec{x} * \vec{I}_2 + \alpha_{1:3} \cdot \vec{x} * \vec{I}_3 + \vec{\epsilon}$$

\vec{Y} é o vector com as $n = 600$ observações da variável resposta (nervura lateral direita); β_0 representa a ordenada na origem da recta populacional no primeiro nível do factor casta, isto é, casta Água Santa (o nível de referência, logo, não foi explicitado na listagem dos resultados); $\vec{1}_n$ é um vector com $n = 600$ uns;

β_1 representa o declive da recta populacional no primeiro nível do factor casta (isto é, da casta Água Santa);

\vec{x} é o vector com os valores da variável preditora numérica (comprimento da nervura principal); \vec{I}_j a variável indicatriz de pertença aos níveis do factor (das observações da casta $j = 2, 3$, Fernão Pires e Vital, respetivamente);

$\alpha_{i:j}$ o desvio no parâmetro β_i ($i = 0, 1$) na casta $j = 2, 3$ em relação à casta de referência (a Água Santa);

$\vec{x} * \vec{I}_j$ é o vector com os valores do comprimento da nervura principal na casta j ($j > 1$) e zero noutras posições;

$\vec{\epsilon}$ é o vector com $n = 600$ erros aleatórios, cujos pressupostos são os usuais do modelo linear clássico: $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, $\forall i$; erros aleatórios independentes. Mas, adicionalmente neste modelo, a homogeneidade das variâncias dos erros aleatórios tem de ser comum às 3 castas.

Interpretando agora as estimativas dos parâmetros, tem-se:

$b_0 = 1.39812$, estimativa da ordenada na origem da recta para a casta Água Santa (o nível de referência);
 $b_1 = 0.77780$, estimativa do declive da recta para a casta Água Santa (o nível de referência);
 $\hat{\alpha}_{0:2} = -0.43069$, estimativa do desvio da ordenada na origem da recta da casta Fernão Pires relativamente à ordenada na origem da recta da casta Água Santa (o nível de referência);
 $\hat{\alpha}_{0:3} = -0.66120$, estimativa do desvio da ordenada na origem da recta da casta Vital relativamente à ordenada na origem da recta da casta Água Santa (o nível de referência);
 $\hat{\alpha}_{1:2} = 0.03395$, estimativa do desvio do declive da recta da casta Fernão Pires relativamente ao declive da recta da casta Água Santa (o nível de referência);
 $\hat{\alpha}_{1:3} = 0.04100$, estimativa do desvio do declive da recta da casta Vital relativamente ao declive da recta da casta Água Santa (o nível de referência).

Escrevendo a equação da recta ajustada referente a cada casta, tem-se:

A recta para a casta Água Santa (o nível de referência): $y = 1.39812 + 0.77780x$;

A recta para a casta Fernão Pires: $y = (1.39812 - 0.43069) + (0.77780 + 0.03395)x = 0.96743 + 0.81175x$

A recta para a casta Vital: $y = (1.39812 - 0.66120) + (0.77780 + 0.04100)x = 0.73692 + 0.81880x$

- (c) A hipótese das rectas das castas Vital e Água Santa terem o mesmo declive é a hipótese $\alpha_{1:3} = 0$. Podemos, portanto, responder a esta questão com o teste t ao parâmetro $\alpha_{1:3}$ seguidamente descrito.

Hipóteses: $H_0 : \alpha_{1:3} = 0$ vs. $H_1 : \alpha_{1:3} \neq 0$

Estatística do Teste: $T = \frac{\hat{\alpha}_{1:3}-0}{\hat{\sigma}_{\hat{\alpha}_{1:3}}} \cap t_{(n-(\text{numero de parametros do modelo}))}$, sob H_0 .

Nível de significância: $\alpha = 0.05$.

Região Crítica: (Bilateral) Rejeitar H_0 se $|T_{\text{calc}}| > t_{0.025(594)} \approx 1.96$.

Conclusões: Tem-se $T_{\text{calc}} = 1.079 < 1.96$. Assim, não se rejeita a hipótese nula ao nível de significância de 0.05, concluindo-se que os declives das rectas para as castas Vital e Água Santa não são significativamente diferentes. Uma vez que é disponibilizado o valor do p -value do teste, também se chegaria facilmente a este conclusão, pois o p -value = 0.281 é maior que $\alpha = 0.05$.

- (d) Trata-se um Teste F de comparação de um modelo com 3 rectas de regressão linear diferentes (modelo completo, descrito na alínea b) e o submodelo de recta única ($\vec{Y} = \beta_0 \cdot \vec{1}_n + \beta_1 \cdot \vec{x} + \vec{\epsilon}$). Caso os parâmetros de acréscimo (desvios) $\alpha_{i:j}$ sejam todos iguais a zero, a recta de regressão é a mesma para as três castas (isto é, $\alpha_{0:2} = \alpha_{0:3} = \alpha_{1:2} = \alpha_{1:3} = 0$).

Hipóteses: $H_0 : \alpha_{i:j} = 0, \forall i = 0, 1; j = 2, 3$ vs. $H_1 : \exists (i, j) \text{ t.q. } \alpha_{i:j} \neq 0$.

Estatística do Teste

(ver formulário RLM):

$$F = \frac{(SQRE_S - SQRE_C) / (\text{diferenca entre o numero de parametros dos 2 modelos})}{SQRE_C / (g.l.SQRE_C)} \cap F_{(4,594)}, \text{ sob } H_0$$

ou

$$F = \frac{g.l.SQRE_C}{\text{diferenca entre o numero de parametros dos 2 modelos}} \cdot \frac{R_c^2 - R_s^2}{1 - R_c^2} \cap F_{(4,594)}, \text{ sob } H_0$$

Nível de significância do teste: $\alpha = 0.05$

Região Crítica (Região de Rejeição) : Unilateral direita

Rejeitar H_0 se $F_{\text{calc}} > f_{0.05(4, 594)} \approx 2.39$

O resultado do ajustamento do modelo completo encontra-se na alínea b. O resultado do ajustamento do submodelo é:

```
> videiras.lm <- lm(NLdir ~ NP, data=videiras)
> summary(videiras.lm)
```

```

Call:
lm(formula = NLdir ~ NP, data = videiras)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-3.1650 -0.5262 -0.0379  0.5369  3.7009 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  0.96218   0.18309   5.255 2.06e-07 ***
NP          0.80841   0.01607  50.314 < 2e-16 ***
---
Residual standard error: 0.8339 on 598 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8089, Adjusted R-squared:  0.8086 
F-statistic: 2532 on 1 and 598 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Calculando a estatística do teste com base nos coeficientes de determinação amostrais obtém-se: $F_{calc} = \frac{594}{4} \cdot \frac{0.8112 - 0.8089}{1 - 0.8112} = 1.81$. Este valor é menor que $f_{0.05(4, 594)} \approx 2.39$. Assim, não se rejeita H_0 ao nível de significância de 0.05. Isto é, a qualidade do ajustamento do modelo ANCOVA não é significativamente diferente da qualidade do ajustamento do submodelo que considera uma única recta para as três castas, optando-se, assim, pelo modelo mais parcimonioso (modelo RLS).

Este teste $F_{parcial}$ obtém-se no R com o seguinte comando:

```

> anova(videiras.lm, videirasancova.lm)
Analysis of Variance Table

Model 1: NLdir ~ NP
Model 2: NLdir ~ NP * Casta
  Res.Df   RSS Df Sum of Sq    F Pr(>F)
1     598 415.80
2     594 410.81  4    4.9948 1.8055 0.1262

```

(e) A matriz X do modelo ANCOVA ajustado na alínea b é obtida com o comando:

```

> model.matrix(videirasancova.lm)
  (Intercept)  NP CastaFernaoPires CastaVital NP:CastafernaoPires NP:Castavital
1           1 13.8                 1       0        13.8         0.0
2           1  9.1                 1       0        9.1         0.0
3           1 14.5                 1       0       14.5         0.0
4           1 13.8                 1       0       13.8         0.0
5           1 12.0                 1       0       12.0         0.0
6           1 11.5                 1       0       11.5         0.0
7           1 12.5                 1       0       12.5         0.0
8           1  9.4                 1       0        9.4         0.0
9           1 12.5                 1       0       12.5         0.0
10          1 10.3                 1       0       10.3         0.0
11          1  9.6                 1       0        9.6         0.0
12          1 10.5                 1       0       10.5         0.0
13          1  8.3                 1       0        8.3         0.0
...

```

2. A resolução deste exercício é análoga à do exercício anterior e ao exemplo feito nas aulas teóricas (no R, slides 379 a 382).