

Comparaciones posthoc y diseños anidados

March 31, 2018

Contents

Comparaciones posthoc	1
Diseños anidados	4
Referencias	5

Comparaciones posthoc

Como ya vimos en los prácticos anteriores, un ANOVA sólo puede decirnos si hay diferencias entre grupos, sin embargo no nos dice entre que grupos hay diferencias, es para esto que existen las pruebas posthoc. En el práctico de hoy veremos dos tipos de comparaciones posthoc, la prueba honesta de diferencias significativas de Tukey (función `TukeyHSD` en R), y los ajustes de valores de p para comparaciones múltiples (función `pairwise.t.test` en R), de las cuales la de Bonferroni es la más habitual.

Prueba honesta de diferencias significativas de Tukey

Ejemplo ancho de sépalo en el género Iris

Como vimos en nuestro ejemplo de la guía número 3 (Análisis exploratorio y el primer ANOVA), el ANOVA para determinar si hay diferencias en el ancho de sépalo entre las diferentes especies del género *Iris*, son significativas:

```
summary(aov(Sepal.Width ~ Species, data = iris))
```

```
##              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Species        2  11.35    5.672   49.16 <2e-16 ***
## Residuals     147   16.96    0.115
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Pero este análisis no nos dice en qué especies encontramos estas diferencias, para esto, podemos realizar una prueba honesta de diferencias significativas de Tukey, para esto utilizamos la función `TukeyHSD` y usamos como argumento un ANOVA ya ajustado

```
AnovaSepalo <- aov(Sepal.Width ~ Species, data = iris)
TukeyHSD(AnovaSepalo)
```

```
##      Tukey multiple comparisons of means
##      95% family-wise confidence level
##
## Fit: aov(formula = Sepal.Width ~ Species, data = iris)
##
## $Species
##              diff              lwr              upr              p adj
## versicolor-setosa -0.658 -0.81885528 -0.4971447 0.0000000
## virginica-setosa   -0.454 -0.61485528 -0.2931447 0.0000000
## virginica-versicolor 0.204  0.04314472  0.3648553 0.0087802
```

Ajustes de valores de p para comparaciones multiples

Ajuste de Bonferroni

Cuando realizamos multiples comparaciones pareadas entre grupos, la probabilidad de encontrar diferencias significativas cuando no los hay (error tipo I), aumenta a una tasa dada por la siguiente fórmula:

$$\alpha_{ajustado} = 1 - (1 - \alpha)^n$$

Donde α es la probabilidad de cometer un error tipo I que estamos dispuestos a aceptar (típicamente 0.05), y n es el numero de pruebas independientes a realizar.

Con esto según el ajuste de Bonferroni, nuestro p critico para determinar diferencias significativas cambia segun la siguiente fórmula (Tukey 1977)

$$p - critico_{ajustado} = 1 - (1 - \alpha)^{1/n}$$

El ajuste de Bonferroni, sin embargo al disminuir los errores de tipo I, aumenta los errores de tipo II (Morgan 2007). En ese sentido, la función de R `pairwise.t.test`, nos permite utilizar varios ajustes menos conservadores incluyendo los de Holm (1979), Hochberg (1988), Hommel (1988), Benjamini & Hochberg (1995) o el de Benjamini & Yekutieli (2001)

Ejemplo ancho de sepalos en el genero Iris

Volviendo al mismo ejemplo que usamos en la prueba de Tukey, mostraremos los valores de p determinados para comparaciones multiples de el ancho de sepalos sin ajuste y con diversos ajustes que encontramos en el la función `pairwise.t.test`

Sin ajuste

```
pairwise.t.test(x = airquality$Ozone, g = airquality$Month, p.adj = "none")
```

```
##
## Pairwise comparisons using t tests with pooled SD
##
## data:  airquality$Ozone and airquality$Month
##
##      5      6      7      8
## 6 0.60877 -      -      -
## 7 2.9e-05 0.01023 -      -
## 8 1.9e-05 0.00831 0.91744 -
## 9 0.32545 0.85838 0.00070 0.00048
##
## P value adjustment method: none
```

Ajuste de Bonferroni

```
pairwise.t.test(x = airquality$Ozone, g = airquality$Month, p.adj = "bonf")
```

```
##
## Pairwise comparisons using t tests with pooled SD
##
```

```
## data:  airquality$Ozone and airquality$Month
##
##      5      6      7      8
## 6 1.00000 -      -      -
## 7 0.00029 0.10225 -      -
## 8 0.00019 0.08312 1.00000 -
## 9 1.00000 1.00000 0.00697 0.00485
##
## P value adjustment method: bonferroni
```

Ajuste de Holm

```
pairwise.t.test(x = airquality$Ozone, g = airquality$Month, p.adj = "holm")
```

```
##
## Pairwise comparisons using t tests with pooled SD
##
## data:  airquality$Ozone and airquality$Month
##
##      5      6      7      8
## 6 1.00000 -      -      -
## 7 0.00026 0.05113 -      -
## 8 0.00019 0.04987 1.00000 -
## 9 1.00000 1.00000 0.00488 0.00388
##
## P value adjustment method: holm
```

Ajuste de Hommel

```
pairwise.t.test(x = airquality$Ozone, g = airquality$Month, p.adj = "hommel")
```

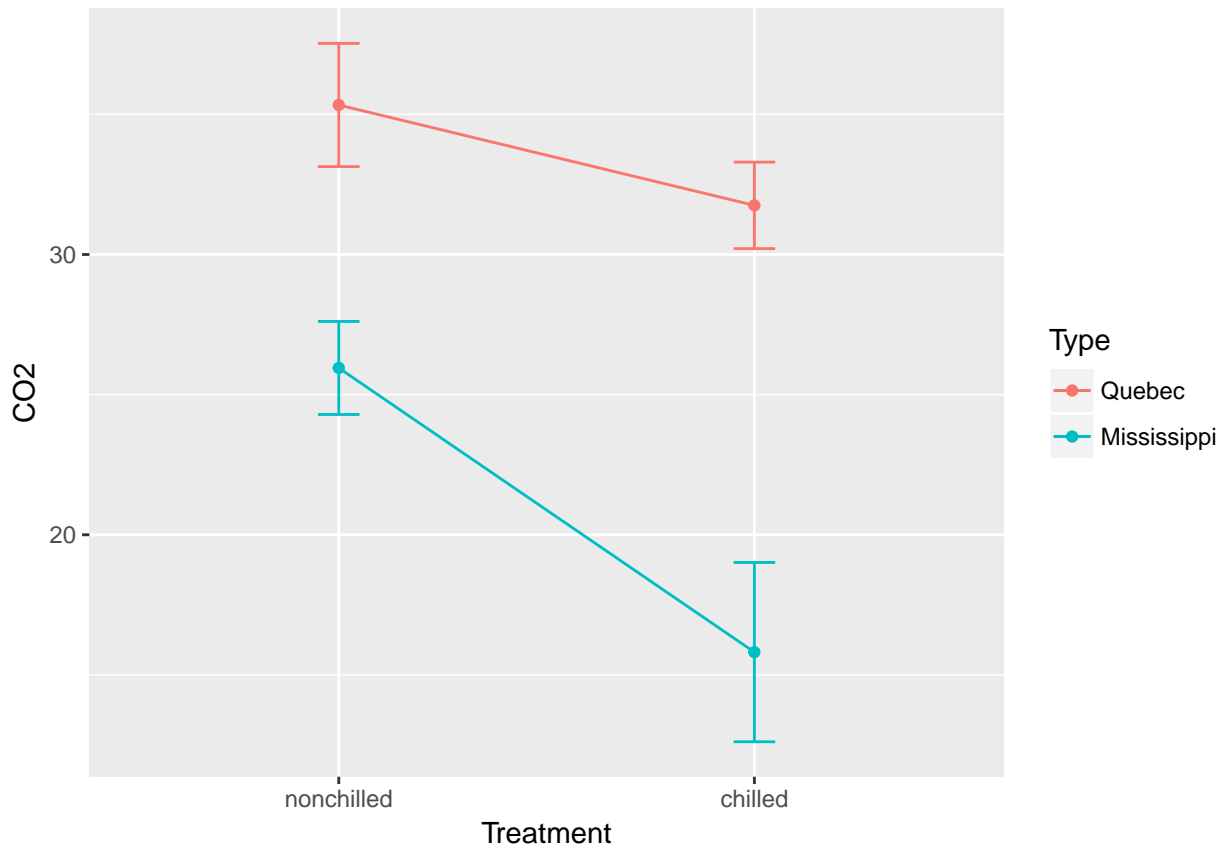
```
##
## Pairwise comparisons using t tests with pooled SD
##
## data:  airquality$Ozone and airquality$Month
##
##      5      6      7      8
## 6 0.91744 -      -      -
## 7 0.00026 0.05113 -      -
## 8 0.00018 0.04156 0.91744 -
## 9 0.91744 0.91744 0.00488 0.00339
##
## P value adjustment method: hommel
```

Diferencias

Se observa como sin ajustar hay 6 pares de meses que tienen diferencias, en contraste con 4 pares de meses con el ajuste de Bonferroni, y 5 con los otros métodos de ajuste de valor de p.

Diseños anidados

Los diseños anidados ocurren cuando queremos estudiar el efecto de un factor, pero dentro de las muestras existe un segundo factor que puede afectar nuestros análisis, por ejemplo si volvemos a el caso en



```
##              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Var1          2      7000      3500 206.611 <2e-16 ***
## Var2          1         4         4   0.227  0.634
## Var1:Var2      2          0         0   0.000  1.000
## Residuals    174      2948         17
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

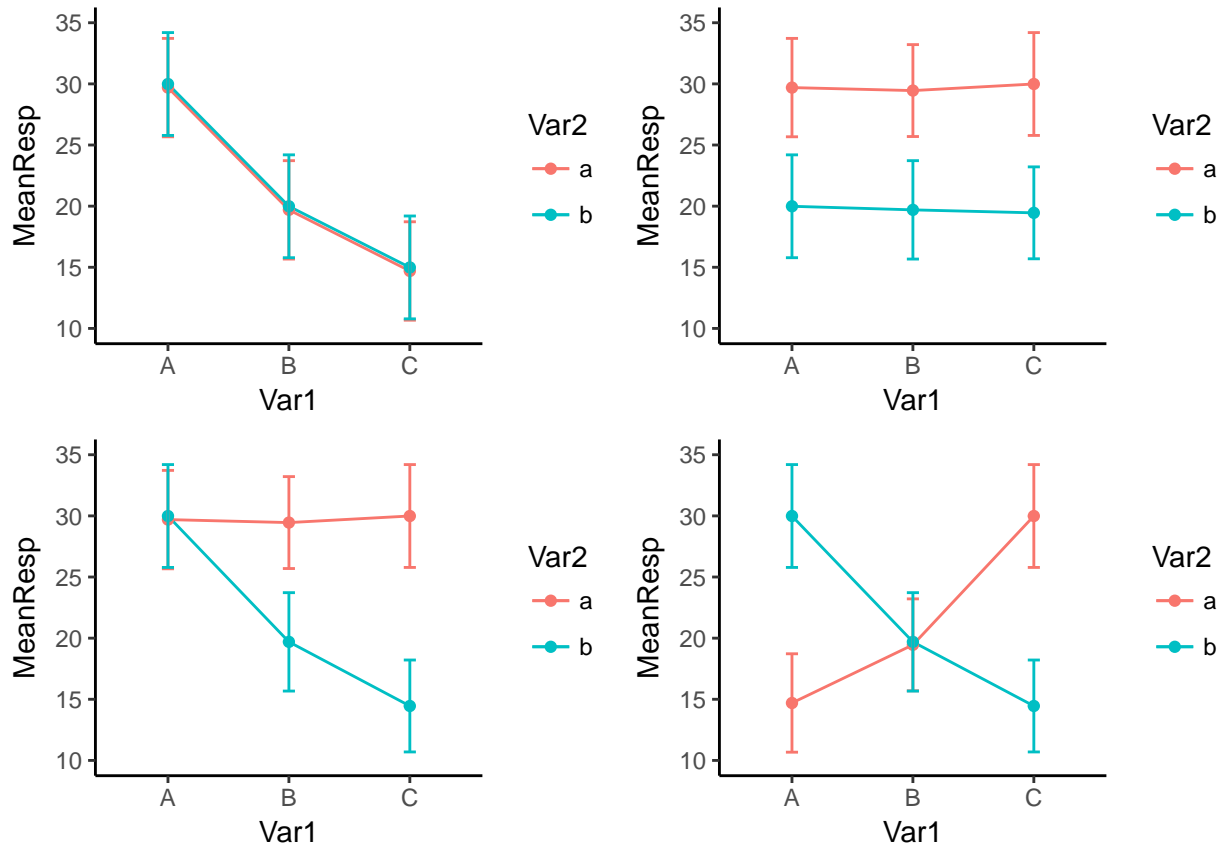
```
##              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Var1          2         2         1   0.068  0.935
## Var2          1      4500      4500 281.208 <2e-16 ***
## Var1:Var2      2         6         3   0.203  0.816
## Residuals    174      2784         16
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
##              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Var1          2      1828      913.9   57.11 <2e-16 ***
## Var2          1      3125      3125.0  195.28 <2e-16 ***
## Var1:Var2      2      1925      962.4   60.14 <2e-16 ***
## Residuals    174      2784         16.0
```

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

##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## Var1       2    294      147   9.175 0.000163 ***
## Var2       1     0         0   0.000 1.000000
## Var1:Var2   2   7130     3565 222.769 < 2e-16 ***
## Residuals 174   2784       16

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



Referencias

Morgan, John F. 2007. "P Value Fetishism and Use of the Bonferroni Adjustment." *Evidence-Based Mental Health* 10 (2). BMJ Publishing Group LTD: 34.

Tukey, John W. 1977. "Some Thoughts on Clinical Trials, Especially Problems of Multiplicity." *Science* 198 (4318). American Association for the Advancement of Science: 679–84.