TAREA 6

Álvaro Morales Sánchez – 18240

EJERCICIO 1 ($\alpha = 0.05$)

1. Utilizando RStudio se obtiene:

```
datos=read.table('quimicos.txt', header=T)
attach(datos)
datos$temp=factor(datos$temp)
datos$labor=factor(datos$labor)
 \begin{array}{lll} datos\$temp=factor(datos\$temp,\ labels=c('I','II','III','Iv')) \\ datos\$labor=factor(datos\$labor,\ labels=c('A','B','C')) \end{array} 
> modelo=aov(datos$y2 ~ datos$temp)
> anova(modelo)
Analysis of Variance Table
Response: datos$y2
Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
datos$temp 3 93.062 31.021 0.8889 0.4872
Residuals 8 279.172 34.897
> model.tables(modelo,'means')
Tables of means
Grand mean
39.92453
  datos$temp
datos$temp
      I II
                    III IV
41.91 42.91 39.14 35.74
```

Con estos resultados se obtiene el siguiente modelo:

y2(rendimiento químico) = μ_i + u

```
Siendo \mu = 39.92453.
```

Y las distintas μ_i:

- μ_I = **41.91**
- μ_{II} = 42.91
- μ_{III} = **39.14**
- $\mu_{IV} = 35.74$

Además, suponemos que se cumplen las hipótesis de normalidad, homocedasticidad e independencia.

2. El intervalo de confianza resultante para la varianza es: [15.92148, 128.0782]

```
> chia=qchisq(0.025,8, lower.tail=T)
> chib=qchisq(0.975, 8, lower.tail=T)
> LInferior=8*34.897/chib
> LSuperior=8*34.897/chia
> LInferior
[1] 15.92148
> LSuperior
[1] 128.0782
```

3. A través de RStudio se obtiene:

```
> anova(modelo)
Analysis of Variance Table

Response: datos$y2

Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
datos$temp 3 93.062 31.021 0.8889 0.4872
Residuals 8 279.172 34.897
```

El **p-valor** es grande (**0.4872**) para cualquier α , por lo que se aceptará la hipótesis nula. Esta indica que la media de los rendimientos a distintas temperaturas es la misma, por lo que la **temperatura no** tendrá efecto **significativo**.

4. Mediante RStudio:

```
> modelo2=aov(y2 ~ temp+labor)
 > anova(modelo2)
Analysis of Variance Table
Response: y2
           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
3 93.062 31.021 140.26 6.046e-06 ***
2 277.845 138.923 628.14 1.074e-07 ***
Residuals 6 1.327
                            0.221
signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
> model.tables(modelo2, 'means')
Tables of means
Grand mean
39.92453
 temp
temp
                 III
           II
41.91 42.91 39.14 35.74
  labor
labor
43.85 42.78 33.15
> model.tables(modelo2,'effects')
Tables of effects
I II III IV
1.985 2.987 -0.782 -4.189
 labor
labor
 A B C
3.925 2.851 -6.777
```

El modelo obtenido tendrá la siguiente forma:

$$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \alpha \beta_{ij} + u_{ijk}$$

Siendo i: I, II,III, IV (las distintas temperaturas). Siendo j: A, B, C (los distintos laboratorios). K será el número de muestras de cada caso.

La media μ del modelo resulta ser: **39.92453**.

Donde $lpha_i$, estimaciones de las temperaturas según los distintos laboratorios, o media de las columnas:

```
temp
I II III IV
1.985 2.987 -0.782 -4.189
```

Donde β_j , estimaciones para los laboratorios según las distintas temperaturas, o media de las filas:

No hay $\alpha \beta_{ij}$ ya que no hay interacción.

Y por último u resulta ser 0.221.

5. Del apartado anterior deducimos:

Los parámetros $lpha_i$, son las estimaciones de las temperaturas según los distintos laboratorios, o media de las columnas:

```
temp
I II III IV
1.985 2.987 -0.782 -4.189
```

Los parámetros $m{\beta}_j$, son las estimaciones para los laboratorios según las distintas temperaturas, o media de las filas:

labor A B C 3.925 2.851 -6.777

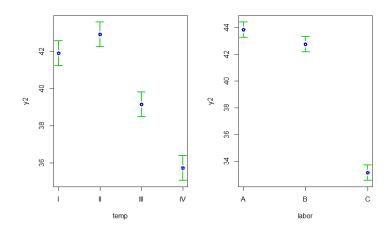
Por último, **no hay** $\alpha \beta_{ii}$ ya que no hay interacción.

6. La tabla obtenida mediante RStudio del nuevo modelo resulta ser:

- 7. Observando la tabla anterior se llega a la siguiente conclusión:
 - La **temperatura** es **significativa**, su p-valor es 6.046e-06. Al ser este valor tan pequeño se rechaza la hipótesis nula, esto significa que las medias de los rendimientos a distintas temperaturas varían. Cosa que en el análisis de un

factor anterior resultaba ser no significativo, por lo que la temperatura junto a la influencia del laboratorio sí es significativa, pero sin este no es significativa.

- El **laboratorio** es **significativo**, su p-valor es 1.047e-07. Es un valor muy pequeño por lo que se rechaza la hipótesis nula, resultando la media de los rendimientos distinta dependiendo del laboratorio.
- 8. Para conocer las mejores condiciones se analizan los gráficos de los IC para las medias:



Observando el gráfico de la izquierda podemos indicar que la **temperatura II** es la que influye de manera más positiva, tiene una media de rendimiento más alta. También se muestra que la temperatura I solapa con la temperatura II, por lo que logra también el rendimiento más alto, aunque algo menor.

En el caso de la gráfica de la derecha vemos que el **laboratorio A** tiene un rendimiento más elevado que el resto, siendo la mejor condición. Pero al solapar con el laboratorio B éste también puede dar una máxima respuesta, aunque algo menos elevada.

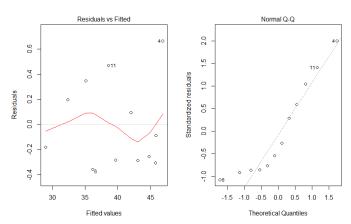
```
predict(modelo2, interval='confidence')
        fit
                 lwr
   45.83432 45.02063 46.64801
  44.76043 43.94674 45.57413
  35.13238 34.31869 35.94608
   46.83669 46.02300 47.65038
   45.76281 44.94912 46.57650
   36.13476 35.32107
                     36.94845
   43.06754 42.25385 43.88123
  41.99365 41.17996 42.80735
   32.36561 31.55191 33.17930
10 39.66065 38.84695 40.47434
11 38.58676 37.77307
                     39,40046
12 28.95871 28.14502 29.77241
```

De la tabla anterior sacamos que para esa condición el intervalo es: [46.02300 , 47.65038] (valores para el fit más alto).

9. El intervalo de confianza resultante para la varianza es: [0.09176867, 1.07165]

```
> chia=qchisq(0.025,6, lower.tail=T)
> chib=qchisq(0.975, 6, lower.tail=T)
> LInferior=6*0.221/chib
> LSuperior=6*0.221/chia
> LInferior
[1] 0.09176867
> LSuperior
[1] 1.07165
```

10. La diagnosis del modelo es:



Del gráfico de la izquierda podemos observar que se cumple la hipótesis de **homocedasticidad**, ya que el intervalo más ancho entre el más estrecho es menor que 3. A simple vista no se observa, pero con ese breve cálculo podemos decir que tiene homocedasticidad.

En el de la derecha vemos que no sigue la forma de la recta por lo que podríamos concluir que no cumple la hipótesis de **normalidad**.

EJERCICIO 2 ($\alpha = 0.05$)

1. Utilizando RStudio se obtiene:

```
datos=read.table('bacterias.csv', sep=",",header=T)
attach(datos)

datos$conc=factor(datos$conc)
datos$temp=factor(datos$temp)
```

Con estos resultados se obtiene el siguiente modelo:

y(cultivo de una bacteria) = μ_i + u

```
Siendo \mu = 82.28.

Y las distintas \mu_i:
- \mu_{0.6} = 51.87
- \mu_{0.8} = 63.20
- \mu_1 = 81.47
- \mu_{1.2} = 117.53
- \mu_{1.4} = 97.33
```

Además, suponemos las hipótesis de normalidad, homocedasticidad y linealidad.

2. La varianza estimada es 1993.3.

El intervalo de confianza resultante para la varianza es: [1468.389 , 2861.73]

```
> chia=qchisq(0.025,70, lower.tail=T)
> chib=qchisq(0.975, 70, lower.tail=T)
> LInferior=70*1993.3/chib
> LSuperior=70*1993.3/chia
> LInferior
[1] 1468.389
> LSuperior
[1] 2861.73
```

3. Volviendo a la tabla de antes:

El **p-valor** es pequeño (**0.001014**) para cualquier α , por lo que se rechazará la hipótesis nula. Esta indica que la media de las bacterias con distintas

concentraciones no es la misma, por lo que la **concentración** tendrá efecto **significativo**.

4. Observando las medias:

Podemos ver que para la concentración 1.2 % se obtiene el valor más alto.

También se debe observar si para el intervalo de 1.2% solapa con alguno de los otros. Para ello estudiamos la siguiente tabla:

```
> TukeyHSD(modelo)
Tukey multiple comparisons of means
95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = datos$bacterias ~ datos$conc)

$`datos$conc`
diff lwr upr p adj
0.8-0.6 11.33333 -34.316306 56.98297 0.9568895
1-0.6 29.60000 -16.049640 75.24964 0.3729457
1.2-0.6 65.66667 20.017027 111.31631 0.0012927
1.4-0.6 45.46667 -0.182973 91.11631 0.0514313
1-0.8 18.26667 -27.382973 63.91631 0.7952196
1.2-0.8 54.3333 8.683694 99.98297 0.0116452
1.4-0.8 34.13333 -11.516306 79.78297 0.2343661
1.2-1 36.06667 -9.582973 81.71631 0.872816
1.4-1 15.86667 -29.782973 61.51631 0.8663001
1.4-1.2 -20.20000 -65.849640 25.44964 0.7286650
```

Comparando el p.adj con α para todos los valores con respecto a 1.2% podemos ver que el intervalo de 1.2 solapa únicamente con 1% (padj = 0.1872816) y 1.4% (padj = 0.7286650). Esto significa que aunque el valor más alto se logre con la concentración del 1.2%, con las concentraciones de 1 y 1.4 % se logran valores muy próximos pero algo menores.

5. Para calcular **el intervalo de confianza** entre las diferencias de medias entre el 1% y el 1.2% se realiza:

```
> Lims=(117.53-81.47)+(1.994*44.64*sqrt(2/15))
> LimI=(117.53-81.47)-(1.994*44.64*sqrt(2/15))
> Lims
[1] 68.56265
> LimI
[1] 3.557355
```

El intervalo de confianza para μ_1 - $\mu_{1,2}$ = [3.557355 , 68.56265]

6. Mediante RStudio:

```
> anova(modelo2)
Analysis of Variance Table
Response: datos$bacterias
                                   Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
4 41386 10347 32.6287 1.906e-14 ***
2 110444 55222 174.1466 < 2.2e-16 ***
 datos$temp
datos$conc:datos$temp 8 10061
Residuals 60 19026
                                                      1258 3.9661 0.0008024 ***
                                                         317
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1
> model.tables(modelo2,'means')
Tables of means
Grand mean
82.28
 datos$conc
datos$conc
 0.6 0.8 1 1.2 1.4
51.87 63.20 81.47 117.53 97.33
  datos$temp
datos$temp
27 35 43
28.40 114.84 103.60
 datos$conc:datos$temp
datos$conc 27 35 43

0.6 13.8 78.8 63.0

0.8 21.0 86.2 82.4

1 30.8 100.6 113.0

1.2 43.0 172.8 136.8

1.4 33.4 135.8 122.8

> model.tables(modelo2,'effects')
Tables of effects
  datos$conc
datos$conc
    0.6
               0.8
                            1
 -30.41 -19.08 -0.81 35.25 15.05
datosacc.
datos$temp
27 35
27 35 43
-53.88 32.56 21.32
                             43
  datos$conc:datos$temp
               datos$temp
datos$conc 27 35
           0.6 15.813 -5.627 -10.187

0.8 11.680 -9.560 -2.120

1 3.213 -13.427 10.213

1.2 -20.653 22.707 -2.053

1.4 -10.053 5.907 4.147
```

El modelo obtenido tendrá la siguiente forma:

$$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \alpha \beta_{ij} + u_{ijk}$$

Siendo i: 0.6, 0.8, 1.0, 1.2, 1.4 % (las distintas concentraciones).

Siendo j: 27, 35, 43 (las distintas temperaturas).

K será el número de muestras de cada caso.

La media μ del modelo resulta ser: **82.28**.

Donde $lpha_i$, estimaciones de las concentraciones según las distintas temperaturas, o media de las columnas:

```
datos$conc

0.6 0.8 1 1.2 1.4

-30.41 -19.08 -0.81 35.25 15.05
```

Donde $oldsymbol{eta}_j$, estimaciones para las temperaturas según las distintas concentraciones, o media de las filas:

```
datos$temp
27 35 43
-53.88 32.56 21.32
```

Para $\alpha \beta_{ij}$ ya que hay interacción, resultan las siguientes interacciones entre concentración y temperatura.

```
datos$temp
datos$conc 27 35 43
0.6 15.813 -5.627 -10.187
0.8 11.680 -9.560 -2.120
1 3.213 -13.427 10.213
1.2 -20.653 22.707 -2.053
1.4 -10.053 5.907 4.147
```

Y por último **u** resulta ser **317**.

7. El **valor** que predice el modelo para concentración 1.2% y temperatura 35ºC es **172.8**.

Obtenido de:

8. La tabla se ha mostrado anteriormente, de nuevo:

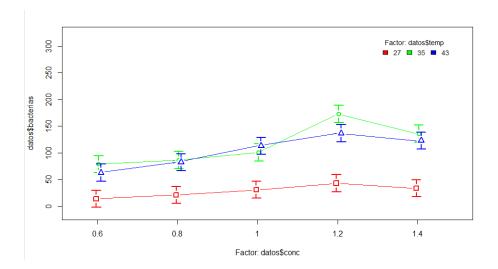
Analizando la tabla sabemos:

- La **concentración** es **significativa**, su p-valor es 1.906e-14. Al ser este valor tan pequeño se rechaza la hipótesis nula, esto significa que las medias de las bacterias a distintas concentraciones varían.

- El **laboratorio** es **significativo**, su p-valor es menor que 2.2e-16. Es un valor muy pequeño por lo que se rechaza la hipótesis nula, resultando la media de las bacterias distinta dependiendo de la temperatura.
- La **interacción** es **significativa**, su p-valor es 0.0008024. Hay interacción y efecto entre la concentración y la temperatura.

9. Mediante RStudio y la función InterIC.r:

```
datos$temp' ]
2.5% 97.5%
  interIC(modelo2, 'datos$conc'
                                       2.5%
-2.13
   datos$conc datos$temp media
                                               29.73
            0.6
                               13.8
                          27
            0.6
                          35
                               78.8
                                      62.87
3
            0.6
                          43
                               63.0
                                      47.07
                                               78.93
4
5
            0.8
                          27
                               21.0
                                        5.07
                                               36.93
                          35
                               86.2
            0.8
                                       70.27
                                              102.13
6
7
                          43
            0.8
                               82.4
                                       66.47
                                               98.33
                          27
                               30.8
8
                          35 100.6
                                       84.67
                                             116.53
9
                          43 113.0
27 43.0
                                      97.07
              1
                                             128.93
10
                                      27.07
            1.2
                                               58.93
11
            1.2
                          35 172.8 156.87 188.73
12
                          43 136.8 120.87
                                             152.73
                          27 33.4 17.47 49.33
35 135.8 119.87 151.73
13
            1.4
                                              49.33
14
            1.4
15
            1.4
                          43 122.8 106.87 138.73
```



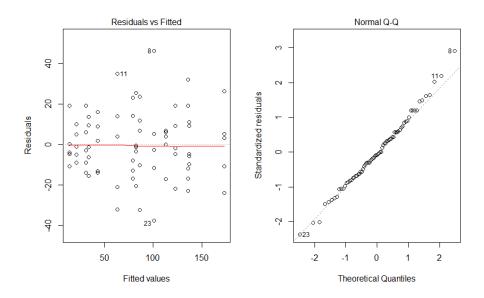
Como se puede observar en este último gráfico para una concentración de 1.2 % y una temperatura de 35 º C se obtiene el mayor número de bacterias. En la tabla correspondiente a esta función también vemos que para esas condiciones se obtiene la media más alta.

Analizando la siguiente tabla de la comparación Tukey veremos si solapa con algún otro intervalo.

```
TukevHSD(modelo2)
    Tukey multiple comparisons of means
95% family-wise confidence level
Fit: aov(formula = datos$bacterias ~ datos$conc * datos$temp)
$`datos$conc`
                                      lwr upr p adj
6.95414189 29.620809 0.4161377
                 11.33333
0.8-0.6
                 29.60000
65.66667
                                     11.31252478 47.887475
47.37919145 83.954142
27.17919145 63.754142
-0.02080855 36.554142
                                                                                0.0002493
   4-0.6
                 45.46667
18.26667
1-0.8
                                                                                0.0503989
                                     36.04585811 72.620809 0.0000000 15.84585811 52.420809 0.0000204 17.77919145 54.354142 0.0000067 -2.42080855 34.154142 0.1187756
                 54.33333
                 34.13333
36.06667
15.86667
1.4-1.2 -20.20000 -38.48747522 -1.912525 0.0232744
$`datos$temp`
diff
35-27 86.44
43-27 75.20
43-35 -11.24
                          1wr upr p adj
74.3358 98.5441973 0.0000000
63.0958 87.3041973 0.0000000
-23.3442 0.8641973 0.0739983
```

El p adj es 0.00 para las condiciones mencionadas, por lo que son las únicas para alcanzar el mayor número de bacterias, no solapan con otras condiciones.

10. La diagnosis del modelo resulta:



De la gráfica de la izquierda concluimos que el modelo cumple la hipótesis de homocedasticidad. Se ve claramente una anchura homogénea a lo largo de ésta. Además, se puede comprobar con el breve cálculo de dividir el intervalo más ancho entre el más estrecho y ver que la diferencia sea menor que 3, como ocurre en este caso.

En la segunda gráfica vemos como los valores tienden a la forma de la recta, de lo que deducimos que cumple la hipótesis de normalidad.