



**UNIVERSIDAD
DE GRANADA**

Universidad de Granada

Escuela Internacional de Posgrado

Máster en Estadística Aplicada

Materia: Técnicas Estadísticas Multivariantes.

Alumno: Francisco Javier Márquez Rosales

Análisis Análisis multivariante de la varianza (MANOVA):

Ejercicios de MANOVA:

Noviembre, 2022

Ejercicios de Manova

Realiza las siguientes actividades y súbelas en un pdf:

- 1- Hacer un resumen esquemático del tema.
- 2- Estudiar el libro de R MANOVA (`help(manova)`) y los libros relacionados y la página web <https://gaopinghuang0.github.io/2017/11/20/MANOVA-notes-and-R-code> y hacer un resumen de ellos.
- 3- Buscar un ejemplo donde se puedan aplicar un MANOVA y aplicarlo.

3- Buscar un ejemplo donde se puedan aplicar un MANOVA y aplicarlo.

Solución:

A continuación aplicaremos un MANOVA a los datos extraídos de la revista estadounidense Motor Trend de 1974 y comprenden el consumo de combustible y 10 aspectos del diseño y rendimiento del automóvil para 32 automóviles (modelos 1973–74).

Las variables incluidas en el conjunto original son las siguientes:

El diccionario de datos del archivo:

[, 1] mpg Miles/(US) gallon [, 2] cyl Number of cylinders [, 3] disp Displacement (cu.in.) [, 4] hp Gross horsepower [, 5] drat Rear axle ratio [, 6] wt Weight (1000 lbs) [, 7] qsec 1/4 mile time [, 8] vs Engine (0 = V-shaped, 1 = straight) [, 9] am Transmission (0 = automatic, 1 = manual) [,10] gear Number of forward gears [,11] carb Number of carburetors

Inicialmente hacemos una rápida verificación del conjunto, tanto de la estructura como del contenido de las variables:

```
str(mtcars)
```

```
## 'data.frame': 32 obs. of 11 variables:
## $ mpg : num 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
## $ cyl : num 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
## $ disp: num 160 160 108 258 360 ...
## $ hp : num 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
## $ drat: num 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
## $ wt : num 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
## $ qsec: num 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
## $ vs : num 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
## $ am : num 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ gear: num 4 4 4 3 3 3 3 4 4 4 ...
## $ carb: num 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...
```

```
summary(mtcars)
```

##	mpg	cyl	disp	hp
##	Min. :10.40	Min. :4.000	Min. : 71.1	Min. : 52.0
##	1st Qu.:15.43	1st Qu.:4.000	1st Qu.:120.8	1st Qu.: 96.5
##	Median :19.20	Median :6.000	Median :196.3	Median :123.0
##	Mean :20.09	Mean :6.188	Mean :230.7	Mean :146.7
##	3rd Qu.:22.80	3rd Qu.:8.000	3rd Qu.:326.0	3rd Qu.:180.0
##	Max. :33.90	Max. :8.000	Max. :472.0	Max. :335.0
##	drat	wt	qsec	vs
##	Min. :2.760	Min. :1.513	Min. :14.50	Min. :0.0000
##	1st Qu.:3.080	1st Qu.:2.581	1st Qu.:16.89	1st Qu.:0.0000
##	Median :3.695	Median :3.325	Median :17.71	Median :0.0000
##	Mean :3.597	Mean :3.217	Mean :17.85	Mean :0.4375

```
## 3rd Qu.:3.920 3rd Qu.:3.610 3rd Qu.:18.90 3rd Qu.:1.0000
## Max. :4.930 Max. :5.424 Max. :22.90 Max. :1.0000
## am gear carb
## Min. :0.0000 Min. :3.000 Min. :1.000
## 1st Qu.:0.0000 1st Qu.:3.000 1st Qu.:2.000
## Median :0.0000 Median :4.000 Median :2.000
## Mean :0.4062 Mean :3.688 Mean :2.812
## 3rd Qu.:1.0000 3rd Qu.:4.000 3rd Qu.:4.000
## Max. :1.0000 Max. :5.000 Max. :8.000
```

Disponemos de 11 variables, algunas son variables categoricas aún cuando están expresadas con numeros, este es el caso de:

vs Engine (0 = V-shaped, 1 = straight) am Transmission (0 = automatic, 1 = manual)

Estas variables al igual que las siguientes serán descartadas para efectos del análisis:

gear Number of forward gears carb Number of carburetors

así nuestro conjunto se reduce a 7 variables en donde la variable cilindros (cyl) sería, para este ejemplo, la variable respuesta del modelo.

Preparamos los datos

```
#preparamos los datos para su análisis, nos vamos a quedar con las variables numericas y
como variable respuesta 'cilindros'

yvars<- cbind(mtcars$mpg, mtcars$disp, mtcars$hp, mtcars$drat,mtcars$wt, mtcars$qsec)
colnames(yvars) <-c("mpg", "disp", "hp", "drat", "wt", "qsec")

#creo un conjunto solo con las variables a analizar, esto para facilitar análisis, grafi
cas y validacion de supuestos posteriores. Convertimos a caracter la variable cilindros

mtcars1<-mtcars
mtcars1$cil<-as.character(mtcars$cyl)
mtcars1$cyl <- NULL
mtcars1$vs <- NULL
mtcars1$am <- NULL
mtcars1$gear <- NULL
mtcars1$carb <- NULL
str(mtcars1)

## 'data.frame': 32 obs. of 7 variables:
## $ mpg : num 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
## $ disp: num 160 160 108 258 360 ...
## $ hp : num 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
## $ drat: num 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
## $ wt : num 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
## $ qsec: num 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
```

```
## $ cil : chr "6" "6" "4" "6" ...
```

Realizaremos en primer lugar un análisis MANOVA para comprobar la igualdad de los grupos según los diferentes tipos (números) de cilindros:

```
mma<-manova(yvars ~ cil, data=mtcars1)
mma

## Call:
##   manova(yvars ~ cil, data = mtcars1)
##
## Terms:
##
##           cil Residuals
## mpg           824.8      301.3
## disp        398891.0    77293.8
## hp          104030.5    41696.3
## drat           4.4        4.5
## wt            18.2        11.5
## qsec           34.6        64.4
## Deg. of Freedom      2        29
##
## Residual standard errors: 3.223099 51.62659 37.91839 0.3938298 0.6298047 1.489994
## Estimated effects may be unbalanced
```

parece haber diferencias entre las variables según el número de cilindros. Si obtenemos los contrastes mas aplicados en este caso:

```
summary(mma, test="Wilks")

##           Df      Wilks approx F num Df den Df      Pr(>F)
## cil         2 0.064564   11.742     12     48 1.542e-10 ***
## Residuals 29
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

summary(mma, test="Roy")

##           Df      Roy approx F num Df den Df      Pr(>F)
## cil         2 9.8951    41.23        6     25 8.875e-12 ***
## Residuals 29
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

summary(mma, test="Hotelling-Lawley")

##           Df Hotelling-Lawley approx F num Df den Df      Pr(>F)
## cil         2          10.317   19.774     12     46 2.936e-14 ***
## Residuals 29
```

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
summary(mma, test="Pillai")
##           Df Pillai approx F num Df den Df      Pr(>F)
## cil         2 1.2048   6.3127     12    50 1.249e-06 ***
## Residuals 29
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

El resultado obtenido para todos los contrastes, todos con p-valor menor a 0.05, indica que existen diferencias entre los vectores medias de los tres tipos de cilindros (números de cilindros en motores).

Contrastes marginales de medias Hemos contrastado la igualdad de medias conjuntas, en este caso haremos los contrastes marginales.

```
# mtcars$mpg, mtcars$cyl, mtcars$disp, mtcars$hp, mtcars$drat,mtcars$wt, mtcars$qsec, mtcars$gear, mtcars$vs)
modelo1<-aov(mtcars1$mpg ~ mtcars1$cil )
summary(modelo1)
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## mtcars1$cil  2   824.8    412.4     39.7 4.98e-09 ***
## Residuals   29   301.3     10.4
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
modelo2<-aov(mtcars1$disp ~ mtcars1$cil )
summary(modelo2)
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## mtcars1$cil  2 398891  199445     74.83 3.55e-12 ***
## Residuals   29   77294     2665
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
modelo3<-aov(mtcars1$hp ~ mtcars1$cil )
summary(modelo3)
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## mtcars1$cil  2 104031   52015     36.18 1.32e-08 ***
## Residuals   29   41696     1438
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
modelo4<-aov(mtcars1$drat ~ mtcars1$cil )
summary(modelo4)
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## mtcars1$cil  2    4.364    2.1822     14.07 5.36e-05 ***
## Residuals   29    4.498    0.1551
```

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

modelo5<-aov(mtcars1$wt ~ mtcars1$cil )
summary(modelo5)

##              Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## mtcars1$cil   2   18.18    9.088    22.91 1.07e-06 ***
## Residuals    29   11.50    0.397
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

modelo6<-aov(mtcars1$qsec ~ mtcars1$cil )
summary(modelo6)

##              Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## mtcars1$cil   2   34.61   17.30    7.794 0.00196 **
## Residuals    29   64.38    2.22
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Del resultado de los contrastes marginales podemos observar que individualmente para cada una de las variables se observan diferencias significativas en las medias para cada tipo de numero de cilindros

Obtengamos ahora una representación grafica del conjunto para visualizar distribución, comportamiento bivalente y segmentación por cada grupo de cilindros:

```
require(RColorBrewer)

## Loading required package: RColorBrewer
## Warning: package 'RColorBrewer' was built under R version 4.1.3

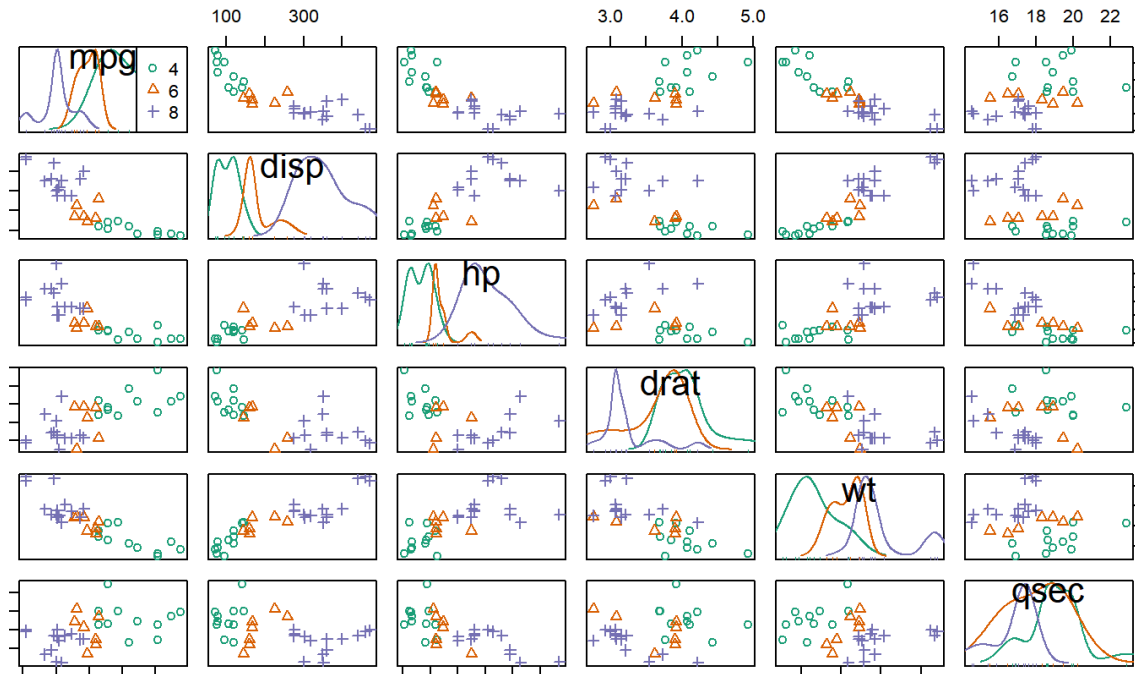
colors <- brewer.pal(nlevels(mtcars1$cil), "Dark2")

## Warning in brewer.pal(nlevels(mtcars1$cil), "Dark2"): minimal value for n is 3, returning requested palette with 3 different levels

require(car)

## Loading required package: car
## Loading required package: carData

scatterplotMatrix(mtcars1[1:6], groups=mtcars1[[7]],
smooth=FALSE, regLine=FALSE, legend=T, oma=c(0,0,8,0),
col=colors)
```



```
#legend("top", legend=levels(mtcars1[[7]]), pch=1:3, col=colors, horiz=TRUE, bty="n",
#cex=1.5, xpd=TRUE)
```

A continuación contrastaremos las hipótesis que sustentan el modelo

1. Normalidad:

Debemos validar que el conjunto de datos se comporta como una normal multivariante

```
require(MVN)

## Loading required package: MVN
## Warning: package 'MVN' was built under R version 4.1.3

mvn(data =mtcars1[1:6] , univariateTest = "SW", desc = T)

## $multivariateNormality
##           Test      HZ      p value MVN
## 1 Henze-Zirkler 1.046162 0.001459679 NO
##
## $univariateNormality
##           Test Variable Statistic  p value Normality
## 1 Shapiro-Wilk   mpg      0.9476   0.1229      YES
## 2 Shapiro-Wilk  disp      0.9200   0.0208      NO
## 3 Shapiro-Wilk   hp       0.9334   0.0488      NO
```



```
## 4 Shapiro-Wilk drat 0.9459 0.1101 YES
## 5 Shapiro-Wilk wt 0.9433 0.0927 YES
## 6 Shapiro-Wilk qsec 0.9733 0.5935 YES
##
## $Descriptives
##      n      Mean      Std.Dev  Median   Min     Max      25th   75th
## mpg  32  20.090625  6.0269481  19.200 10.400  33.900  15.42500  22.80
## disp 32 230.721875 123.9386938 196.300 71.100 472.000 120.82500 326.00
## hp   32 146.687500  68.5628685 123.000 52.000 335.000  96.50000 180.00
## drat 32   3.596563   0.5346787   3.695  2.760   4.930   3.08000   3.92
## wt   32   3.217250   0.9784574   3.325  1.513   5.424   2.58125   3.61
## qsec 32  17.848750  1.7869432  17.710 14.500  22.900  16.89250  18.90
##           Skew      Kurtosis
## mpg  0.6106550 -0.37276603
## disp 0.3816570 -1.20721195
## hp   0.7260237 -0.13555112
## drat 0.2659039 -0.71470062
## wt   0.4231465 -0.02271075
## qsec 0.3690453  0.33511422
```

Se puede observar que las variables de forma conjunta no son normales, ya que el p-value del test resulto en 0.001 menor a 0.05 para una prueba al 95% de confianza. De forma marginal, las que no resultaron normales fueron: desplazamiento (disp) y caballos de fuerza (hp).

2. Igualdad de las matrices de varianzas covarianzas: Ahora, contrastamos la hipótesis sobre igualdad de las matrices de varianzas covarianzas.

```
by(mtcars1[, -7], mtcars1$cil, var)
## mtcars1$cil: 4
##      mpg      disp      hp      drat      wt      qsec
## mpg  20.3385455 -97.583545 -49.424545  0.69923636 -1.83191091 -1.7903091
## disp -97.5835455 722.082545 244.484545 -4.91523636 13.10932091 14.8188091
## hp   -49.4245455 244.484545 438.254545 -3.59763636  1.90629091 -6.2820909
## drat  0.6992364 -4.915236 -3.597636  0.13356909 -0.09968073 -0.1742373
## wt   -1.8319109 13.109321  1.906291 -0.09968073  0.32440282  0.6113902
## qsec -1.7903091 14.818809 -6.282091 -0.17423727  0.61139018  2.8306218
## -----
## mtcars1$cil: 6
##      mpg      disp      hp      drat      wt      qsec
## mpg  2.11285714  6.227619 -4.480952  0.07938095 -0.35302381 -1.0388571
## disp  6.22761905 1727.438095 -517.904762 -16.44409524  6.99838095  55.9617143
## hp   -4.48095238 -517.904762  588.571429  2.50809524 -2.64738095 -26.0057143
```

```
## drat  0.07938095 -16.444095  2.508095  0.22662857 -0.06016429 -0.5063143
## wt   -0.35302381  6.998381  -2.647381 -0.06016429  0.12698214  0.5267071
## qsec -1.03885714  55.961714 -26.005714 -0.50631429  0.52670714  2.9133905
## -----
## mtcars1$cil: 8
##          mpg      disp      hp      drat      wt      qsec
## mpg    6.55384615 -90.178462 -37.0153846  0.04569231 -1.2643692 -0.3194615
## disp -90.17846154 4592.952308 408.5461538 -2.32561538 38.8713923 15.8160769
## hp   -37.01538462 408.546154 2598.6428571 12.67708791  0.6820275 -46.0620330
## drat  0.04569231 -2.325615  12.6770879  0.13865330 -0.1017598 -0.3667445
## wt   -1.26436923  38.871392  0.6820275 -0.10175984  0.5766956  0.4873249
## qsec -0.31946154 15.816077 -46.0620330 -0.36674451  0.4873249  1.4304489
```

contraste de igualdad de matrices de varianzas

```
require(biotools)

## Loading required package: biotools
## Warning: package 'biotools' was built under R version 4.1.3
## Loading required package: MASS
## ---
## biotools version 4.2

boxM(mtcars1[, -7], mtcars1$cil)

##
## Box's M-test for Homogeneity of Covariance Matrices
##
## data:  mtcars1[, -7]
## Chi-Sq (approx.) = 88.45, df = 42, p-value = 3.708e-05
```

El resultado anterior nos indica rechazar la hipótesis nula, en otras palabras, las matrices de varianzas covarianzas son estadísticamente diferentes.