

# ANOVA y test chi-cuadrado

Sesión 4. Curso: “Análisis estadístico aplicado con R Commander”

Carlos Vergara Hernández  
vergara\_car@gva.es

## Una breve introducción

# Estadística paramétrica vs. no paramétrica

En la clase previa se abordaron algunas pruebas básicas de contraste de hipótesis bivariado.

# Estadística paramétrica vs. no paramétrica

En la clase previa se abordaron algunas pruebas básicas de contraste de hipótesis bivariado.

- Algunas presentan requisitos que los datos deben cumplir.
- Principalmente, los requisitos que nos encontramos con más frecuencia son:
  - normalidad (test de Shapiro-Wilk),
  - homogeneidad de varianzas (test Levene),
  - independencia en las observaciones (test de autocorrelación –p.ej., Durbin-Watson–).

# Estadística paramétrica vs. no paramétrica

En la clase previa se abordaron algunas pruebas básicas de contraste de hipótesis bivariado.

- Algunas presentan requisitos que los datos deben cumplir.
- Principalmente, los requisitos que nos encontramos con más frecuencia son:
  - normalidad (test de Shapiro-Wilk),
  - homogeneidad de varianzas (test Levene),
  - independencia en las observaciones (test de autocorrelación –p.ej., Durbin-Watson–).

¿Qué pasa si se incumplen los requisitos?

El resultado será la obtención de estimaciones sesgadas.

# Estadística paramétrica vs. no paramétrica

En la clase previa se abordaron algunas pruebas básicas de contraste de hipótesis bivariado.

- Algunas presentan requisitos que los datos deben cumplir.
- Principalmente, los requisitos que nos encontramos con más frecuencia son:
  - normalidad (test de Shapiro-Wilk),
  - homogeneidad de varianzas (test Levene),
  - independencia en las observaciones (test de autocorrelación –p.ej., Durbin-Watson–).

¿Qué pasa si se incumplen los requisitos?

El resultado será la obtención de estimaciones sesgadas.

## Solución

Pruebas no paramétricas (sin –apenas– requisitos), aunque a costa de una menor potencia estadística.

# ¿Qué prueba usar?

Prueba	Tipo respuesta	Variable independiente	Tipo de test
Test t	Númerica independiente	2 categorías	Paramétrico
Test t pareado	Númerica pareada	2 categorías	Paramétrico
Mann-Whitney	Ordinal independiente	2 categorías	No paramétrico
Mann-Whitney pareado	Ordinal pareada	2 categorías	No paramétrico
ANOVA una vía	Númerica independiente	$\geq 2$ categorías	Paramétrico
ANOVA medidas repetidas	Númerica pareada	$\geq 2$ categorías	Paramétrico
Kruskal-Wallis	Ordinal independiente	$\geq 2$ categorías	No paramétrico
Friedman	Ordinal pareada	$\geq 2$ categorías	No paramétrico
Chi-cuadrado	Catagórica independiente	$\geq 2$ categorías	Nominal
Test de Fisher	Catagórica independiente	$\geq 2$ categorías	Nominal

# Organización de la sesión

En esta sesión se presentarán 6 pruebas diferentes:

- Pruebas paramétricas:
  - ANOVA,



# Organización de la sesión

En esta sesión se presentarán 6 pruebas diferentes:

- Pruebas paramétricas:
  - ANOVA,
- Pruebas no paramétricas:
  - test de Mann-Whitney,
  - test de Mann-Whitney pareado,
  - test de Kruskal-Wallis,

# Organización de la sesión

En esta sesión se presentarán 6 pruebas diferentes:

- Pruebas paramétricas:
  - ANOVA,
- Pruebas no paramétricas:
  - test de Mann-Whitney,
  - test de Mann-Whitney pareado,
  - test de Kruskal-Wallis,
- Pruebas nominales:
  - test  $\chi^2$ .
  - test de Fisher.

## Variable cuantitativa y categórica con 2 categorías

# Test de Mann-Whitney (1/3)

## Recuerdo

En la clase previa se vio el contraste de dos medias cuando se cumplen los requisitos de normalidad y homogeneidad de varianzas y ahora, empezaremos viendo qué opciones hay cuando alguno se incumple.

# Test de Mann-Whitney (1/3)

## Recuerdo

En la clase previa se vio el contraste de dos medias cuando se cumplen los requisitos de normalidad y homogeneidad de varianzas y ahora, empezaremos viendo qué opciones hay cuando alguno se incumple.

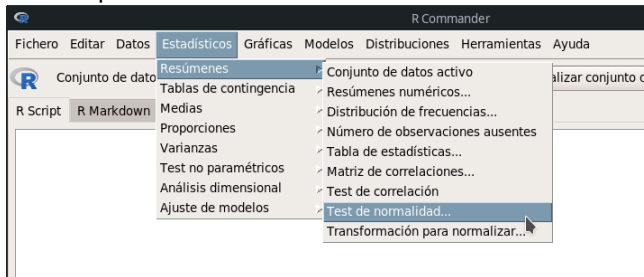
El contraste de hipótesis se plantea sobre las medianas:

$$H_0 : Me_1 = Me_2$$

$$H_1 : Me_1 \neq Me_2$$

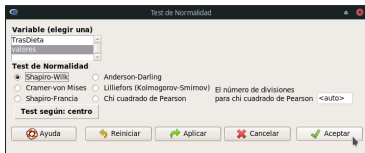
# Test de Mann-Whitney (2/3)

## 1 Valorar los requisitos del test $t$



# Test de Mann-Whitney (2/3)

## 1 Valorar los requisitos del test $t$



# Test de Mann-Whitney (2/3)

- 1 Valorar los requisitos del test  $t$

Shapiro-Wilk normality test

```
data: valores
```

```
W = 0.9448, p-value = 0.2949
```

```
-----
```

```
p-values adjusted by the Holm method:
```

```
unadjusted adjusted
```

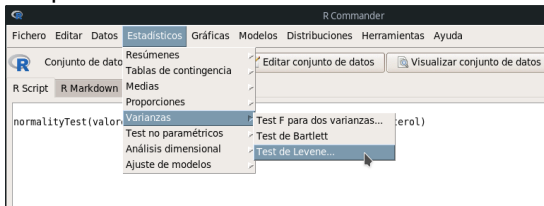
```
1 0.41568      0.58984
```

```
2 0.29492      0.58984
```



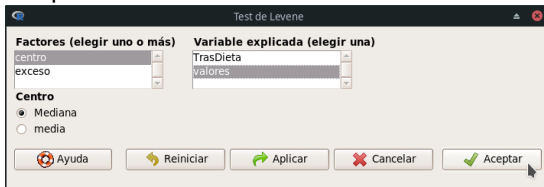
# Test de Mann-Whitney (2/3)

## 1 Valorar los requisitos del test $t$



# Test de Mann-Whitney (2/3)

## 1 Valorar los requisitos del test $t$



The screenshot shows the 'Test de Levene' dialog box in SPSS. The window title is 'Test de Levene'. It contains two list boxes: 'Factores (elegir uno o más)' and 'Variable explicada (elegir una)'. The 'Factores' list contains 'centro' and 'exceso'. The 'Variable explicada' list contains 'TrasDieta' and 'valores'. Below these lists is the 'Centro' section with two radio buttons: 'Mediana' (selected) and 'media'. At the bottom are five buttons: 'Ayuda' (with a question mark icon), 'Reiniciar' (with a circular arrow icon), 'Aplicar' (with a green arrow icon), 'Cancelar' (with a red X icon), and 'Aceptar' (with a green checkmark icon). A mouse cursor is pointing at the 'Aceptar' button.

Factores (elegir uno o más)	Variable explicada (elegir una)
centro	TrasDieta
exceso	valores

**Centro**

☒ Mediana  
☐ media

Ayuda Reiniciar Aplicar Cancelar Aceptar

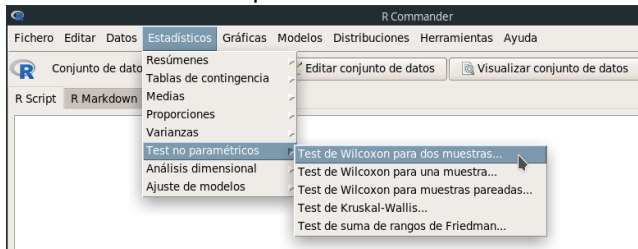
# Test de Mann-Whitney (2/3)

## 1 Valorar los requisitos del test $t$

```
> leveneTest(valores ~ centro, data = colesterol, center = "median")
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = "median")
      Df F value Pr(>F)
group  1  0.0581 0.8108
      38
```

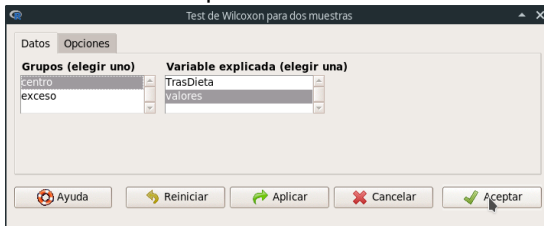
# Test de Mann-Whitney (3/3)

## 2 Plantear su alternativa no paramétrica: U de Mann-Whitney



# Test de Mann-Whitney (3/3)

## 2 Plantear su alternativa no paramétrica: U de Mann-Whitney



# Test de Mann-Whitney (3/3)

## 2 Plantear su alternativa no paramétrica: U de Mann-Whitney

```
> with(colesterol, tapply(valores, centro, median, na.rm = TRUE))
      1      2
182.5 164.0

> wilcox.test(valores ~ centro, alternative = "two.sided", data = colesterol)

      Wilcoxon rank sum test with continuity correction

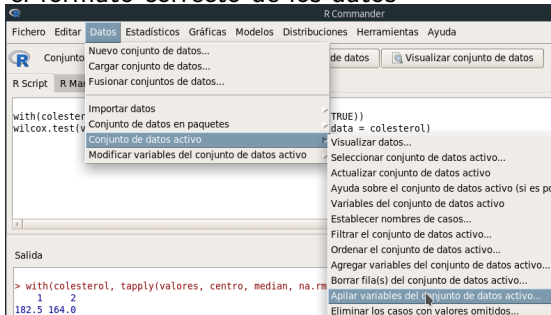
data:  valores by centro
W = 289.5, p-value = 0.016
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

# Test de Mann-Whitney pareado (1/2)

## Manejo de datos

Para poder trabajar con esta prueba se requiere que los datos estén apilados, lo que implica un pre-procesado de los mismos.

### 1 Introducir el formato correcto de los datos

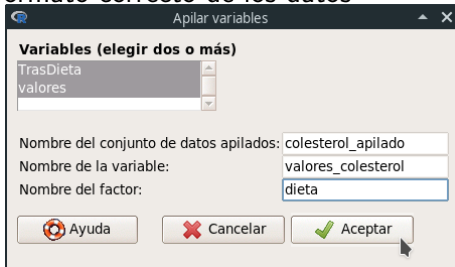


# Test de Mann-Whitney pareado (1/2)

## Manejo de datos

Para poder trabajar con esta prueba se requiere que los datos estén apilados, lo que implica un pre-procesado de los mismos.

### 1 Introducir el formato correcto de los datos



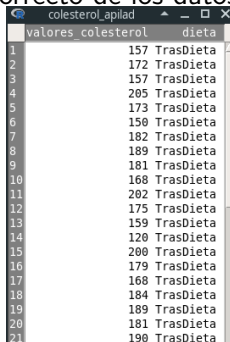


# Test de Mann-Whitney pareado (1/2)

## Manejo de datos

Para poder trabajar con esta prueba se requiere que los datos estén apilados, lo que implica un pre-procesado de los mismos.

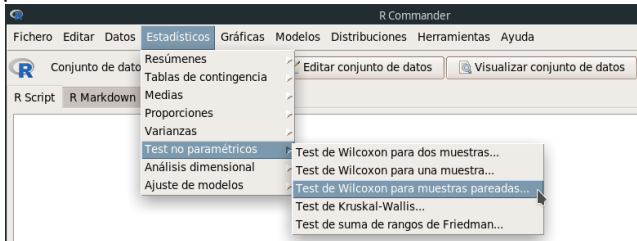
### 1 Introducir el formato correcto de los datos



	valores_cholesterol	dieta
1	157	TrasDieta
2	172	TrasDieta
3	157	TrasDieta
4	205	TrasDieta
5	173	TrasDieta
6	150	TrasDieta
7	182	TrasDieta
8	189	TrasDieta
9	181	TrasDieta
10	168	TrasDieta
11	202	TrasDieta
12	175	TrasDieta
13	159	TrasDieta
14	120	TrasDieta
15	200	TrasDieta
16	179	TrasDieta
17	168	TrasDieta
18	184	TrasDieta
19	189	TrasDieta
20	181	TrasDieta
21	190	TrasDieta

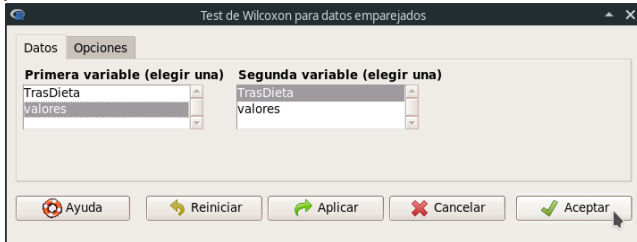
# Test de Mann-Whitney pareado (2/2)

- 2 Plantear su alternativa no paramétrica: U de Mann-Whitney con datos pareados



# Test de Mann-Whitney pareado (2/2)

- 2 Plantear su alternativa no paramétrica: U de Mann-Whitney con datos pareados



# Test de Mann-Whitney pareado (2/2)

## 2 Plantear su alternativa no paramétrica: U de Mann-Whitney con datos pareados

```
> with(colesterol, median(valores - TrasDieta, na.rm = TRUE)) # median difference
[1] 5

> with(colesterol, wilcox.test(valores, TrasDieta, alternative = "two.sided", paired = TRUE))

Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data: valores and TrasDieta
V = 732, p-value = 0.00001519
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

Variable cuantitativa y categórica con  $> 2$  categorías

# ANOVA de un factor (1/5)

## Más de dos grupos

Hasta este momento se ha trabajado con variables independientes con únicamente dos categorías (p.ej., 'sí' vs 'no'), pero ahora se introduce una extensión de esos contrastes para variables con dos o más categorías (p.ej., 'No fumador', 'Ex-fumador' y 'Fumador').

# ANOVA de un factor (1/5)

## Más de dos grupos

Hasta este momento se ha trabajado con variables independientes con únicamente dos categorías (p.ej., 'sí' vs 'no'), pero ahora se introduce una extensión de esos contrastes para variables con dos o más categorías (p.ej., 'No fumador', 'Ex-fumador' y 'Fumador').

- El ANOVA realiza una comparación entre la varianza de la variable dependiente atribuible a la variable independiente, y aquella varianza no explicada (residual), asumiendo además de la independencia en las observaciones:
  - normalidad en la variable dependiente en los distintos grupos (con una  $n > 30$  esto se relaja): hay que aplicar el test de Shapiro-Wilk,
  - homogeneidad de las varianzas de la variable dependiente en los grupos: hay que aplicar el test de Levene.

## ANOVA de un factor (2/5)

El contraste de hipótesis que se plantea es:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \cdots = \mu_j$$

$$H_1 : \exists(i, j). \quad \mu_i \neq \mu_j$$



# ANOVA de un factor (2/5)

El contraste de hipótesis que se plantea es:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_j$$

$$H_1 : \exists(i, j). \quad \mu_i \neq \mu_j$$

El resultado de aplicar un ANOVA es la clásica tabla de ANOVA con la que todos debéis estar familiarizados:

	gl	Suma de cuadrados	Media de cuadrados	Valor F	Pr(> F)
Variable independiente	2	366	183.244	12.615	< 0.001
Residuo	6321	91816	14.526		

## ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

### El problema

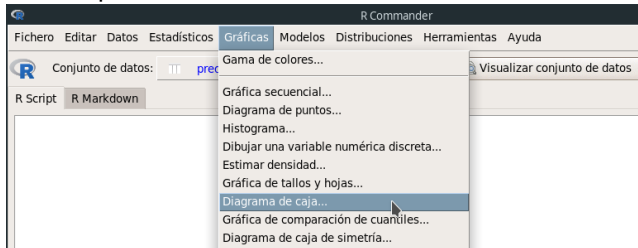
En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA



# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

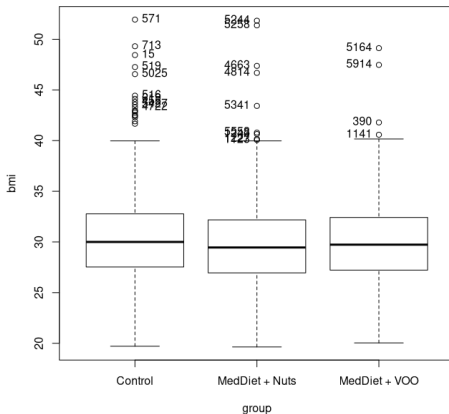


# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

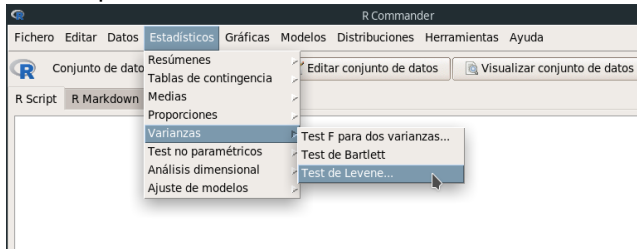


# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

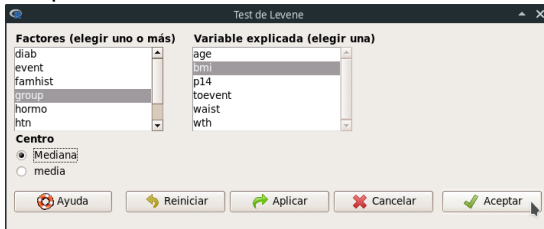


# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA




# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

```
Salida  Ejecutar

> with(predimed, tapply(bmi, group, var, na.rm = TRUE))
      Control MedDiet + Nuts MedDiet + V00
15.71287      14.18556      13.74159

> leveneTest(bmi ~ group, data = predimed, center = "median")
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = "median")
      Df F value Pr(>F)
group  2  1.9506 0.1421
6321
```

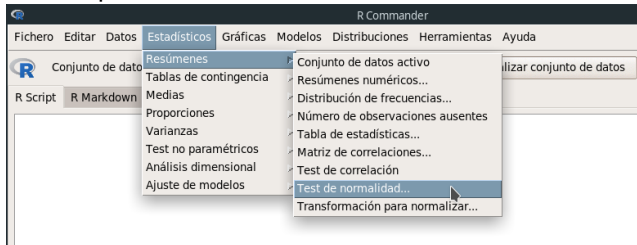


# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

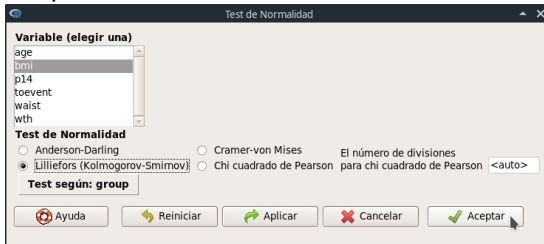


# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA



# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

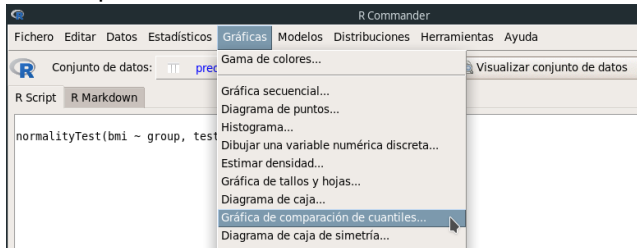
```
-----  
group = MedDiet + V00  
  
Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) normality test  
  
data:  bmi  
D = 0.027587, p-value = 0.0005723  
  
-----  
  
p-values adjusted by the Holm method:  
              unadjusted  adjusted  
Control       0.000072102  0.00021631  
MedDiet + Nuts 0.00016648  0.00033296  
MedDiet + V00  0.00057233  0.00057233
```

# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA



# ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Valorar los requisitos del ANOVA

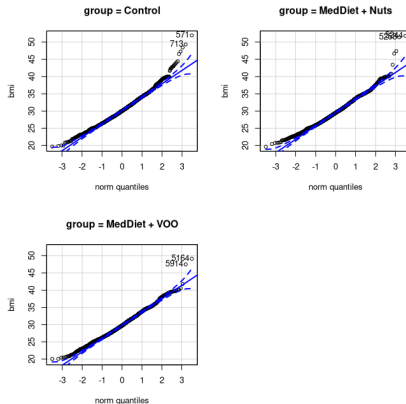


## ANOVA de un factor: ejemplo (3/5)

# El problema

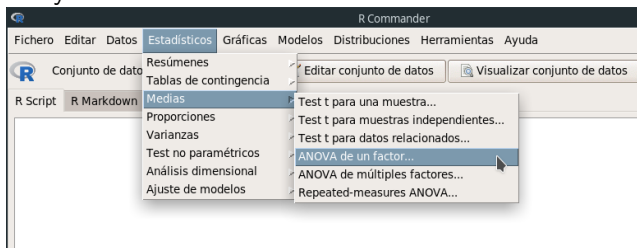
En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

## 1 Valorar los requisitos del ANOVA



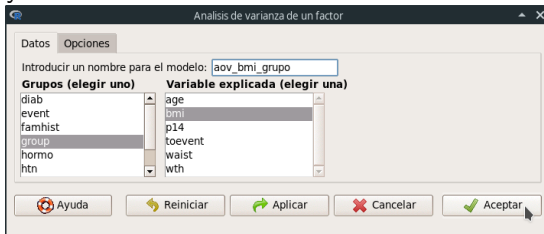
# ANOVA de un factor: ejemplo (4/5)

## 2 Ejecución y resultados



# ANOVA de un factor: ejemplo (4/5)

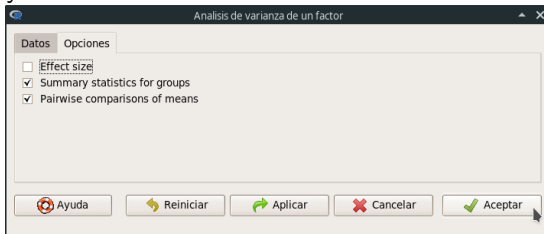
## 2 Ejecución y resultados





# ANOVA de un factor: ejemplo (4/5)

## 2 Ejecución y resultados



# ANOVA de un factor: ejemplo (4/5)

## 2 Ejecución y resultados

```
> AnovaModel.4 <- aov(bmi ~ group, data = predimed)
> .myAnova <- summary(AnovaModel.4)
> .myAnova
```

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
group	2	366	183.24	12.62	0.00000341	***
Residuals	6321	91816	14.53			

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

# ANOVA de un factor: ejemplo (4/5)

## ② Ejecución y resultados

```
> # NUMERIC SUMMARY OF GROUPS
```

```
> with(predimed, numSummary(bmi, groups = group, statistics = c("mean", "sd")))
```

	mean	sd	data:n
Control	30.28044	3.963947	2042
MedDiet + Nuts	29.68725	3.766372	2100
MedDiet + V00	29.94050	3.706966	2182

## ANOVA de un factor: ejemplo (5/5)

### ¿Y ahora qué?

Hay diferencias significativas, vale... ¿entre qué grupos? En función de sus medias, parece que entre el grupo control y los otros dos...

¿Es posible realizar comparaciones dos a dos filtrando por la pertenencia a cada grupo (test t para grupos 1 vs. 2, grupos 2 vs. 3 y grupos 1 vs. 3)?

La respuesta es un **NO** rotundo: hay que ajustar el error que se comete al realizar comparaciones múltiples.

# ANOVA de un factor: ejemplo (5/5)

## ¿Y ahora qué?

Hay diferencias significativas, vale... ¿entre qué grupos? En función de sus medias, parece que entre el grupo control y los otros dos...

¿Es posible realizar comparaciones dos a dos filtrando por la pertenencia a cada grupo (test t para grupos 1 vs. 2, grupos 2 vs. 3 y grupos 1 vs. 3)?

La respuesta es un **NO** rotundo: hay que ajustar el error que se comete al realizar comparaciones múltiples.

### Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses

#### Multiple Comparisons of Means: Tukey Contrasts

```
Fit: aov(formula = bmi ~ group, data = predimed)
```

#### Linear Hypotheses:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
MedDiet + Nuts - Control == 0	-0.5932	0.1184	-5.008	<0.0001 ***
MedDiet + V00 - Control == 0	-0.3399	0.1173	-2.897	0.0106 *
MedDiet + V00 - MedDiet + Nuts == 0	0.2532	0.1165	2.174	0.0758 .

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Adjusted p values reported -- single-step method)

# ANOVA de un factor: ejemplo (5/5)

## ¿Y ahora qué?

Hay diferencias significativas, vale... ¿entre qué grupos? En función de sus medias, parece que entre el grupo control y los otros dos...

¿Es posible realizar comparaciones dos a dos filtrando por la pertenencia a cada grupo (test t para grupos 1 vs. 2, grupos 2 vs. 3 y grupos 1 vs. 3)?

Las respuesta es un **NO** rotundo: hay que ajustar el error que se comete al realizar comparaciones múltiples.

### Simultaneous Confidence Intervals

Multiple Comparisons of Means: Tukey Contrasts

```
Fit: aov(formula = bmi ~ group, data = predimed)
```

```
Quantile = 2.3441
```

```
95% family-wise confidence level
```

Linear Hypotheses:

	Estimate	lwr	upr
MedDiet + Nuts - Control == 0	-0.59319	-0.87085	-0.31553
MedDiet + V00 - Control == 0	-0.33994	-0.61502	-0.06487
MedDiet + V00 - MedDiet + Nuts == 0	0.25325	-0.01986	0.52635

Control	MedDiet + Nuts	MedDiet + V00
"b"	"a"	"a"

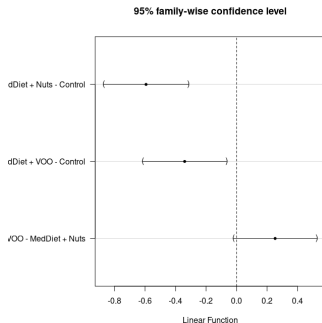
# ANOVA de un factor: ejemplo (5/5)

## ¿Y ahora qué?

Hay diferencias significativas, vale... ¿entre qué grupos? En función de sus medias, parece que entre el grupo control y los otros dos...

¿Es posible realizar comparaciones dos a dos filtrando por la pertenencia a cada grupo (test t para grupos 1 vs. 2, grupos 2 vs. 3 y grupos 1 vs. 3)?

La respuesta es un **NO** rotundo: hay que ajustar el error que se comete al realizar comparaciones múltiples.



# Test de Kruskal-Wallis (1/3)

- Al igual que ocurría con el test  $t$ , es bastante habitual incumplir el requisito de homogeneidad de varianzas entre grupos o disponer de una  $n$  pequeña, en cuyo caso habrá que optar por la alternativa no-paramétrica: el test de Kruskal-Wallis.



## Test de Kruskal-Wallis (1/3)

- Al igual que ocurría con el test t, es bastante habitual incumplir el requisito de homogeneidad de varianzas entre grupos o disponer de una  $n$  pequeña, en cuyo caso habrá que optar por la alternativa no-paramétrica: el test de Kruskal-Wallis.

El contraste de hipótesis se plantea sobre las medianas:

$$H_0 : Me_1 = Me_2 = \dots = Me_j$$

$$H_1 : \exists(i, j). Me_i \neq Me_j$$

# Test de Kruskal-Wallis (2/3)

## El problema

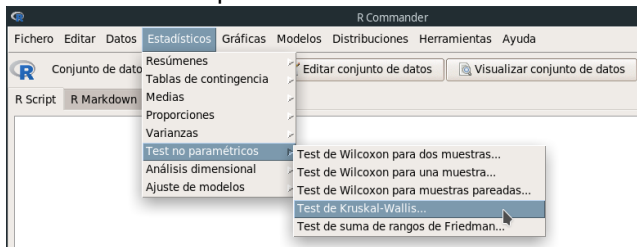
En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

# Test de Kruskal-Wallis (2/3)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Plantear alternativa no paramétrica: Kruskal-Wallis

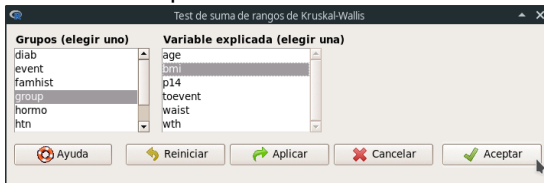


# Test de Kruskal-Wallis (2/3)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Plantear alternativa no paramétrica: Kruskal-Wallis



# Test de Kruskal-Wallis (2/3)

## El problema

En la base de datos 'predimed' se quiere estudiar la posible diferencia entre los grupos de intervención (3 categorías) respecto a su IMC.

### 1 Plantear alternativa no paramétrica: Kruskal-Wallis

Salida

```
> with(predimed, tapply(bmi, group, median, na.rm = TRUE))
      Control MedDiet + Nuts MedDiet + V00
      30.000      29.455      29.735

> kruskal.test(bmi ~ group, data = predimed)

      Kruskal-Wallis rank sum test

data:  bmi by group
Kruskal-Wallis chi-squared = 21.8, df = 2, p-value = 0.00001846
```

## Test de Kruskal-Wallis (3/3)

La posibilidad de ejecutar comparaciones múltiples dos a dos tras efectuar el test de Kruskal-Wallis todavía no está disponible en R Commander.

Para ello se requiere del siguiente código:

```
install.packages("rcompanion")  
rcompanion::pairwiseMedianTest(bmi ~ group, data = predimed)
```

## Test de Kruskal-Wallis (3/3)

La posibilidad de ejecutar comparaciones múltiples dos a dos tras efectuar el test de Kruskal-Wallis todavía no está disponible en R Commander.

Para ello se requiere del siguiente código:

```
install.packages("rcompanion")  
rcompanion::pairwiseMedianTest(bmi ~ group, data = predimed)
```

```
with(predimed, tapply(bmi, group, median, na.rm = TRUE))  
kruskal.test(bmi ~ group, data = predimed)  
install.packages("rcompanion")  
library(rcompanion)  
pairwiseMedianTest(bmi ~ group, data = predimed, method = "fdr")
```

## Test de Kruskal-Wallis (3/3)

La posibilidad de ejecutar comparaciones múltiples dos a dos tras efectuar el test de Kruskal-Wallis todavía no está disponible en R Commander.

Para ello se requiere del siguiente código:

```
install.packages("rcompanion")  
rcompanion::pairwiseMedianTest(bmi ~ group, data = predimed)
```

	Comparison	p.value	p.adjust
1	Control - MedDiet + Nuts = 0	0.0001922	0.0005766
2	Control - MedDiet + V00 = 0	0.04217	0.0632600
3	MedDiet + Nuts - MedDiet + V00 = 0	0.0924	0.0924000



Asociación de dos variables categóricas ( $\geq 2$  categorías)

## Test $\chi^2$ (1/3)

Cuando tenemos dos variables categóricas pero alguna o ambas tengan más de dos categorías, es posible utilizar el test  $\chi^2$ . En base a una tabla de frecuencias, se comparan las frecuencias observadas con las esperadas en cada celda:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

## Test $\chi^2$ (1/3)

Cuando tenemos dos variables categóricas pero alguna o ambas tengan más de dos categorías, es posible utilizar el test  $\chi^2$ . En base a una tabla de frecuencias, se comparan las frecuencias observadas con las esperadas en cada celda:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

- El contraste de hipótesis se plantea como:
  - $H_0$  : independencia entre variables
  - $H_1$  : dependencia entre variables

## Test $\chi^2$ (1/3)

Cuando tenemos dos variables categóricas pero alguna o ambas tengan más de dos categorías, es posible utilizar el test  $\chi^2$ . En base a una tabla de frecuencias, se comparan las frecuencias observadas con las esperadas en cada celda:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

- El contraste de hipótesis se plantea como:
  - $H_0$  : independencia entre variables
  - $H_1$  : dependencia entre variables
- Tiene como requisitos que la proporción de celdas con menos de 5 casos sea menor 0.2.

### El problema

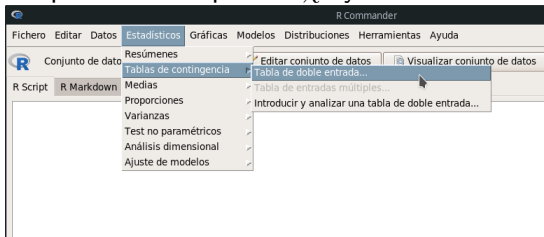
Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

# Test $\chi^2$ (2/3)

## El problema

Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

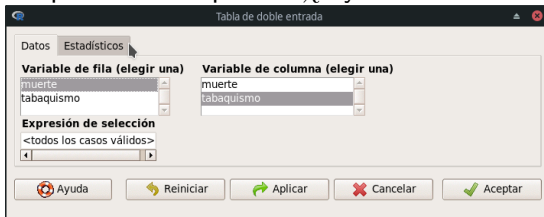
### 1 Valorar los requisitos de la prueba $\chi^2$ y resultados



## El problema

Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y resultados

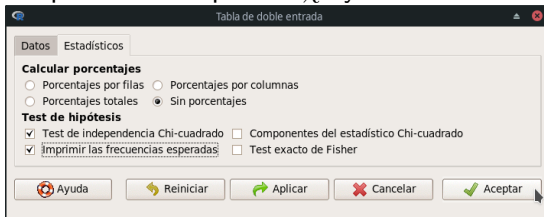


# Test $\chi^2$ (2/3)

## El problema

Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

### 1 Valorar los requisitos de la prueba $\chi^2$ y resultados





## El problema

Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y resultados

Frequency table:

		tabaquismo			
muerte	No fumador	< 10 cig/día	10-20 cig/día	> 20 cig/día	
	No	687	145	336	113
	Sí	360	72	179	92

## El problema

Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y resultados

Expected counts:

		tabaquismo			
muerte	No fumador	< 10 cig/día	10-20 cig/día	> 20 cig/día	
	No	676.0116	140.10938	332.5176	132.36139
	Sí	370.9884	76.89062	182.4824	72.63861

## El problema

Se dispone de una base de datos en la que se quiere estudiar la posible asociación entre tabaquismo (4 categorías) y mortalidad (2 categorías) en 2000 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y resultados

Pearson's Chi-squared test

data: .Table

X-squared = 9.0816, df = 3, p-value = 0.02823

# Test de Fisher

Cuando no se cumple el requisito de la prueba  $\chi^2$  se puede recurrir a correcciones de la misma, estudios de simulación o al test de Fisher (que es lo que aquí se muestra).

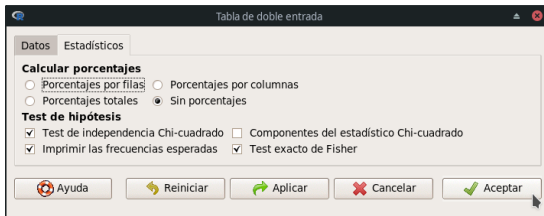
# Test de Fisher

Cuando no se cumple el requisito de la prueba  $\chi^2$  se puede recurrir a correcciones de la misma, estudios de simulación o al test de Fisher (que es lo que aquí se muestra).

## El problema

Imaginemos que disponemos de la misma base de datos que en el problema previo, pero esta es una selección aleatoria de la anterior con solo 100 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y plantear su alternativa no paramétrica: test de Fisher



# Test de Fisher

Cuando no se cumple el requisito de la prueba  $\chi^2$  se puede recurrir a correcciones de la misma, estudios de simulación o al test de Fisher (que es lo que aquí se muestra).

## El problema

Imaginemos que disponemos de la misma base de datos que en el problema previo, pero esta es una selección aleatoria de la anterior con solo 100 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y plantear su alternativa no paramétrica: test de Fisher

		tabaquismo			
muerte	No fumador	< 10 cig/día	10-20 cig/día	> 20 cig/día	
No	39	6	12	9	
Sí	18	4	10	2	

# Test de Fisher

Cuando no se cumple el requisito de la prueba  $\chi^2$  se puede recurrir a correcciones de la misma, estudios de simulación o al test de Fisher (que es lo que aquí se muestra).

## El problema

Imaginemos que disponemos de la misma base de datos que en el problema previo, pero esta es una selección aleatoria de la anterior con solo 100 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y plantear su alternativa no paramétrica: test de Fisher

Expected counts:

tabaquismo

muerte	No fumador	< 10 cig/día	10-20 cig/día	> 20 cig/día
No	37.62	6.6	14.52	7.26
Sí	19.38	3.4	7.48	3.74

# Test de Fisher

Cuando no se cumple el requisito de la prueba  $\chi^2$  se puede recurrir a correcciones de la misma, estudios de simulación o al test de Fisher (que es lo que aquí se muestra).

## El problema

Imaginemos que disponemos de la misma base de datos que en el problema previo, pero esta es una selección aleatoria de la anterior con solo 100 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y plantear su alternativa no paramétrica: test de Fisher

Pearson's Chi-squared test

```
data: .Table  
X-squared = 2.8222, df = 3, p-value = 0.4199
```



# Test de Fisher

Cuando no se cumple el requisito de la prueba  $\chi^2$  se puede recurrir a correcciones de la misma, estudios de simulación o al test de Fisher (que es lo que aquí se muestra).

## El problema

Imaginemos que disponemos de la misma base de datos que en el problema previo, pero esta es una selección aleatoria de la anterior con solo 100 personas.

- 1 Valorar los requisitos de la prueba  $\chi^2$  y plantear su alternativa no paramétrica: test de Fisher

Fisher's Exact Test for Count Data

```
data: .Table  
p-value = 0.439  
alternative hypothesis: two.sided
```