

# Seminario de Estadística

## Tema 1: Modelos Lineales Generalizados

### Repaso de Regresión Lineal Múltiple - Problemas tipo ANCOVA

En el siguiente ejemplo se buscará explicar el deterioro en la capacidad pulmonar de individuos que han sido expuestos a distintos niveles de cadmio vs individuos que no fueron expuestos.

```
> library(multcomp)
> library(GGally)
> library(ggplot2)
```

```
> rm(list = ls(all.names = TRUE))
> gc()
> #setwd("~/GitHub/Notas 2023-1/ApreEstAut")
> options(digits=4)
```

```
> CADdata <- read.table("C:/Users/ncr/Downloads/cadmium.txt",header=TRUE, sep=" ",
+                       dec=".")
> str(CADdata)
```

```
'data.frame':      84 obs. of  3 variables:
 $ group : int  1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ age   : int  39 40 41 41 45 49 52 47 61 65 ...
 $ vitcap: num  4.62 5.29 5.52 3.71 4.02 5.09 2.7 4.31 2.7 3.03 ...
```

```
> print(head(CADdata,10))
```

	group	age	vitcap
1	1	39	4.62
2	1	40	5.29
3	1	41	5.52
4	1	41	3.71
5	1	45	4.02
6	1	49	5.09
7	1	52	2.70
8	1	47	4.31
9	1	61	2.70
10	1	65	3.03

```
>
```

Las variables del dataset son:

- group: Indica a que grupo pertenece la observación: alta exposición al cadmio, baja exposición, no tuvo exposición al cadmio.
- age: Edad de las persona
- vitcap: Indicador de capacidad pulmonar, entre más alto más capacidad

La variable grupo debe ser convertida a factor

Esta variable indica si el paciente fue expuesto al cadmio en niveles "Alto", "Bajo" o "No fue expuesto"

```
> hist(CADdata$group)
```

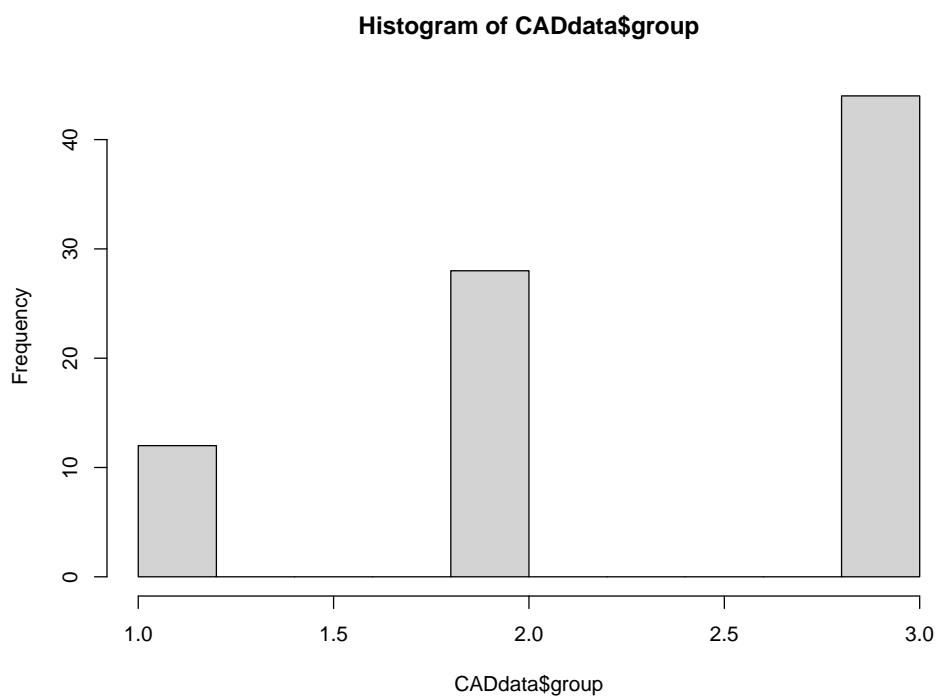


Figure 1: Some caption.

```
> CADdata$group=factor(CADdata$group, levels=c(1,2,3), labels=c("High","Low","No") )  
> str(CADdata)
```

```
'data.frame':      84 obs. of  3 variables:  
 $ group : Factor w/ 3 levels "High","Low","No": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...  
 $ age   : int  39 40 41 41 45 49 52 47 61 65 ...  
 $ vitcap: num  4.62 5.29 5.52 3.71 4.02 5.09 2.7 4.31 2.7 3.03 ...
```

Una gráfica global que representan pares de variables

```

> #X11()
> library(GGally)
> ggpairs(data=CADdata, title="Datos", aes(colour = group))

```

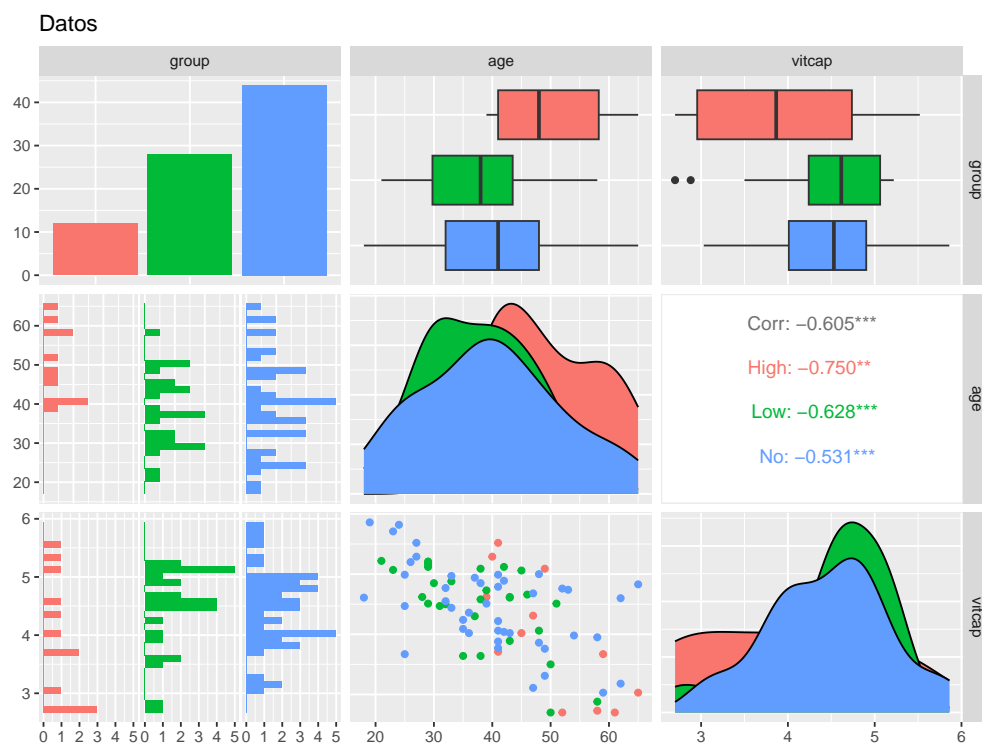


Figure 2: Some caption.

```

> #Otras gráficas
> #X11()
> par(mfrow=c(1,2)); par(mar=c(4,4,2,1.5))
> boxplot(vitcap ~ group, data = CADdata, col = "white", outline=FALSE)
> stripchart(vitcap ~ group, data = CADdata,
+           method = "jitter",
+           pch = 19,
+           col = 2:4,
+           vertical = TRUE,
+           add = TRUE)
> boxplot(age ~ group, data = CADdata, col = "white", outline=FALSE)
> stripchart(age ~ group, data = CADdata,
+           method = "jitter",
+           pch = 19,
+           col = 2:4,
+           vertical = TRUE,
+           add = TRUE)

```

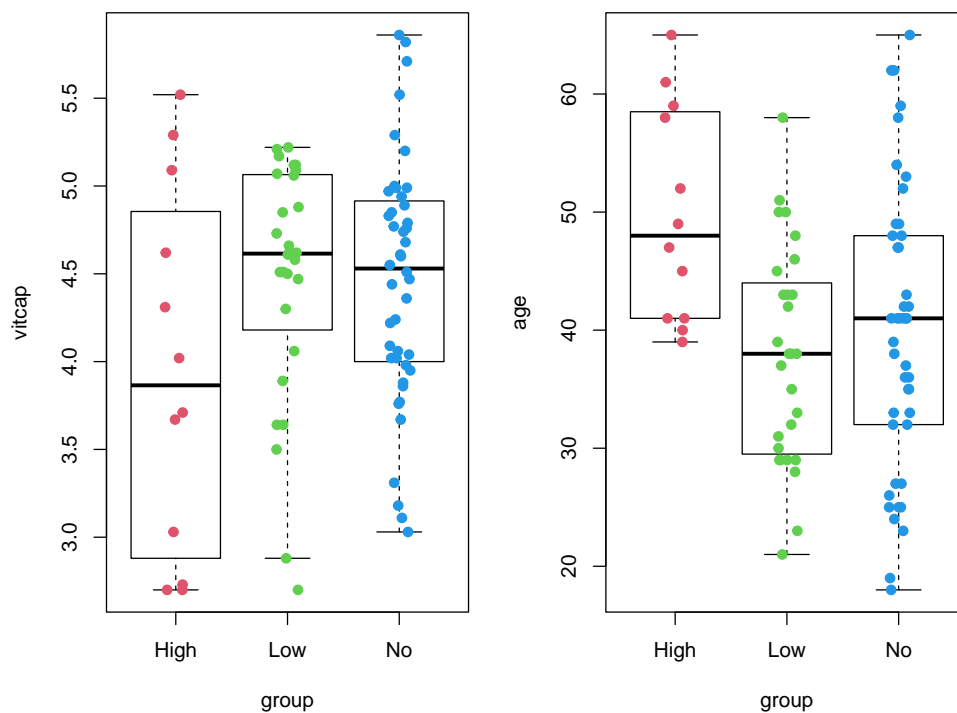


Figure 3: Some caption.

La gráfica de interés en todos los datos

```
> #X11()
> par(mfrow=c(1,2)); par(mar=c(4,4,2,1.5))
> plot(CADdata$age, CADdata$vitcap, col=c("green","red","blue")[CADdata$group]
+       ,xlab = "Age",
+       ylab = "Vital Capacity (L)",xlim=c(20,68), ylim=c(2.5,5.6),
+       pch=c(16,16,16), main = "Exposure to cadmium")
> legend(60,5.8, levels(CADdata$group),
+       col=c("green","red","blue"), pch = c(16,16,16) )
> boxplot(vitcap ~ group, data = CADdata, col = "white", outline=FALSE)
> stripchart(vitcap ~ group, data = CADdata,
+       method = "jitter",
+       pch = 19,
+       col = c("green","red","blue"),
+       vertical = TRUE,
+       add = TRUE)
```

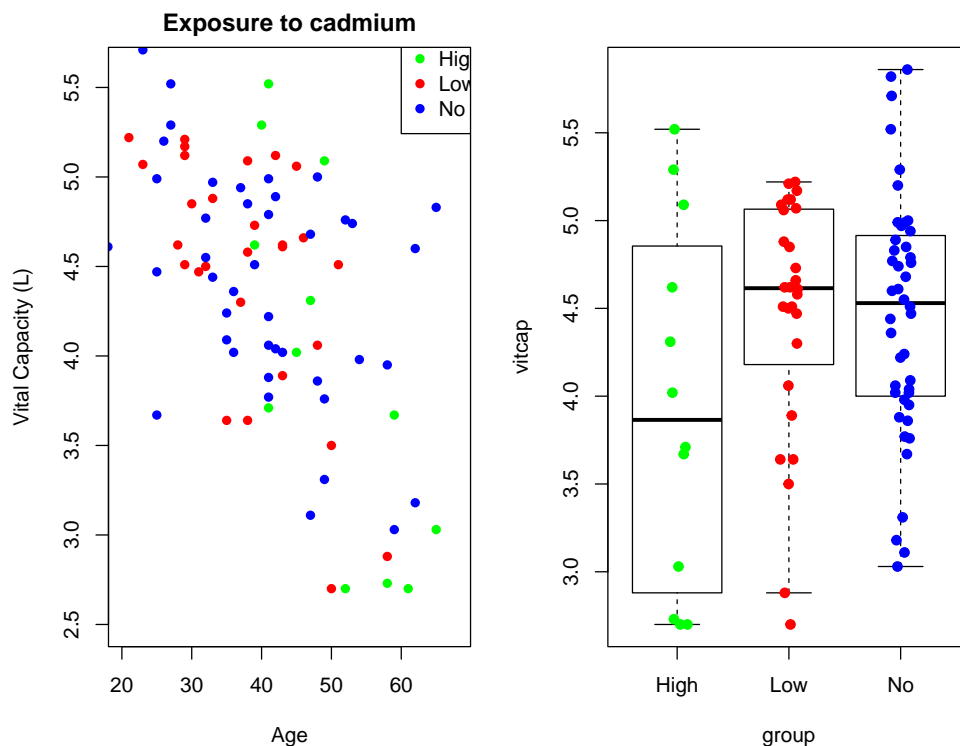


Figure 4: Some caption.

Filtraremos los datos por edad

Aplicamos este filtro ya que al ser un problema tipo ANCOVA se quiere que la muestra sea homogénea en cada uno de los grupos a estudiar, en este caso vemos que del grupo de personas con alta exposición al cadmio no se tienen personas menores a 30 años, entonces filtramos la edad para que todos los grupos sean homogéneos en edad.

En los problema tipo ANCOVA se requiere que las poblaciones sean lo más homogéneas posible y que las únicas diferencias entre cada grupo se deban a cierta exposición a alguno tratamiento.

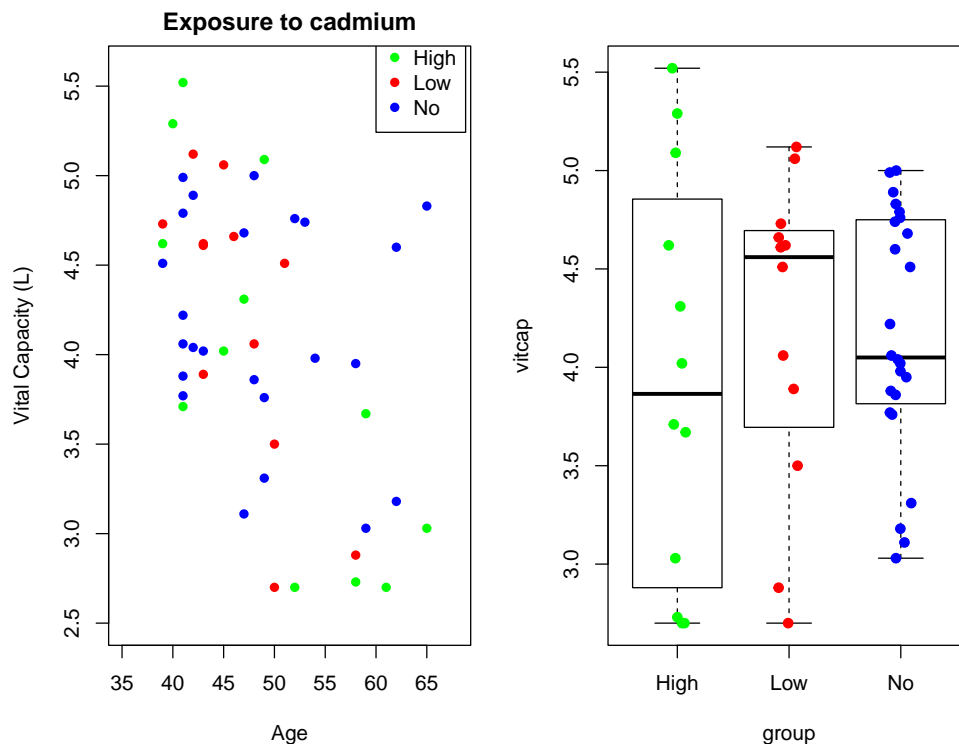
```
> summary(CADdata[CADdata$group=="High",])
```

group	age	vitcap
High:12	Min. :39.0	Min. :2.70
Low : 0	1st Qu.:41.0	1st Qu.:2.96
No : 0	Median :48.0	Median :3.87
	Mean :49.8	Mean :3.95
	3rd Qu.:58.2	3rd Qu.:4.74
	Max. :65.0	Max. :5.52

```
> CADdata=CADdata[CADdata$age>=39,]
```

Nuevamente visualizamos la gráfica

```
> #X11()
> par(mfrow=c(1,2)); par(mar=c(4,4,2,1.5))
> plot(CADdata$age, CADdata$vitcap, col=c("green","red","blue")[CADdata$group],
+      xlab = "Age", ylab = "Vital Capacity (L)",xlim=c(35,68), ylim=c(2.5,5.6),
+      pch=c(16,16,16), main = "Exposure to cadmium")
> legend(60,5.8, levels(CADdata$group),
+      col=c("green","red","blue"), pch = c(16,16,16) )
> boxplot(vitcap ~ group, data = CADdata, col = "white", outline=FALSE)
> stripchart(vitcap ~ group, data = CADdata, method = "jitter",
+           pch = 19, col = c("green","red","blue"), vertical = TRUE,
+           add = TRUE)
```



Veamos el metadato de niveles, pues el primero será el nivel de referencia en los modelos.

Aquí el nivel referencia es High, es decir, R va a crear variables dummy para las categorías "Low" y "No".

```
> levels(CADdata$group)
```

```
[1] "High" "Low"  "No"
```

En un problema tipo ANCOVA se inicia con el modelo con interacciones y despues se trata de hacer hipotesis para simplificarlo, este modelo se conoce como modelo "saturado", pues cuenta con todas las variables y todas las posible interacciones.

Ajuste del modelo con interacciones:

$$E(y;x) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_2 \text{ Low} + b_3 \text{ No} + b_4(\text{age} * \text{Low}) + b_5(\text{age} * \text{No})$$

Para cada valor de las variables dummy se tiene lo siguiente:

$$E(Y; \text{group} = \text{High}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age}$$
$$E(Y; \text{group} = \text{Low}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_2 + b_4 \text{ age} = (b_0 + b_2) + (b_1 + b_4) \text{ age}$$
$$E(Y; \text{group} = \text{No}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_3 + b_5 \text{ age} = (b_0 + b_3) + (b_1 + b_5) \text{ age}$$

Este modelo considera tres diferentes rectas, una para cada grupo

```
> fit <- lm(vitcap ~ age * group, data = CADdata)
> summary(fit)
```

Call:

```
lm(formula = vitcap ~ age * group, data = CADdata)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.1017	-0.3456	-0.0324	0.5152	1.0770

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	8.1834	1.0641	7.69	1.5e-09 ***
age	-0.0851	0.0211	-4.04	0.00022 ***
groupLow	1.2369	2.0332	0.61	0.54622
groupNo	-3.3940	1.3446	-2.52	0.01547 *
age:groupLow	-0.0273	0.0426	-0.64	0.52586
age:groupNo	0.0722	0.0269	2.69	0.01031 *

---

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

Residual standard error: 0.636 on 42 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.394, Adjusted R-squared: 0.321

F-statistic: 5.45 on 5 and 42 DF, p-value: 0.000592

Despues de este paso lo inmediato es la validación de supuestos, aunque en este ejemplo lo dejaremos para más adelante.

El paso siguiente es hacer la prueba asociada a la tabla ANOVA. De la salida de R vemos que se rechaza  $H_0$  en la prueba asociada a la tabla ANOVA con un p-value de 0.000592, entonces el modelo tiene sentido, es decir, es decir, la edad o el nivel de exposición ayudan a modelar  $E(Y)$

Buscando simplificar el modelo (que las rectas tengan la misma pendiente). Realizaremos la prueba de igualdad de pendientes i.e. coeficientes asociados a las interacciones.

Si no se rechaza  $H_0$  se puede optar por un modelo con igualdad de pendientes o rectas paralelas (facilita la interpretación).

$H_0: b_4 = 0$  y  $b_5 = 0$  vs  $H_a: b_4 \neq 0$  o  $b_5 \neq 0$

```
> library(multcomp)
> K=matrix(c(0,0,0,0,1,0,
+           0,0,0,0,0,1), ncol=6, nrow=2, byrow=TRUE)
> m=c(0,0)
> summary(glht(fit, linfct=K, rhs=m), test=Ftest())
```

### General Linear Hypotheses

#### Linear Hypotheses:

	Estimate
1 == 0	-0.0273
2 == 0	0.0722

#### Global Test:

	F	DF1	DF2	Pr(>F)
1	5.27	2	42	0.0091

De la salida de R se rechaza  $H_0$  (p-value:0.0091) no se puede considerar el modelo con rectas paralelas. Al menos una de las rectas tiene distinta pendiente. Ahora usaremos pruebas de hipótesis simultáneas buscando reducir el modelo.

Procedemos a ver si las tres rectas tienen pendiente diferente, con la prueba simultánea que sigue a la prueba lineal general.

Notar que aquí se incluyen las 3 hipótesis individuales asociadas a:

$H_{0\_1}$ : pendientes de High y Low iguales ( $b_4=0$ )

$H_{0\_2}$ : pendientes de High y No iguales ( $b_5=0$ )

$H_{0\_3}$ : pendientes de Low y No iguales ( $b_4-b_5=0$ )

Esta prueba sólo detecta las diferencias más evidentes, la lectura se debe hacer con cuidado considerando que esta prueba tiene más chance de cometer el error tipo II.

¿Todas las pendientes difieren?

Al omitir el argumento `test=Ftest()` en la función `summary()` nos arroja las pruebas simultaneas.

```
> K=matrix(c(0,0,0,0,1, 0,
+           0,0,0,0,0, 1,
+           0,0,0,0,1,-1), ncol=6, nrow=3, byrow=TRUE)
> m=c(0,0,0)
> summary(gllht(fit, linfct=K, rhs=m))
```

### Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses

Fit: `lm(formula = vitcap ~ age * group, data = CADdata)`

#### Linear Hypotheses:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
1 == 0	-0.0273	0.0426	-0.64	0.795
2 == 0	0.0722	0.0269	2.69	0.026 *
3 == 0	-0.0995	0.0406	-2.45	0.046 *

---

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

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

La interpretación de la salida de R es que se rechaza la prueba de hipótesis simultáneas si al menos uno de los p-values reportados son  $< 0.05$

De forma simultánea podemos identificar que se rechaza  $H_0$  por dos diferencias:

1. Se rechaza  $b_5=0$ , pues p-value  $< 0.026$  Hay evidencia sobre pendientes de High y No diferentes
2. Se rechaza  $b_4-b_5=0$ , pues p-value  $< 0.046$  Hay evidencia sobre pendientes de Low y No diferentes

Con esta prueba no se rechaza  $b_4=0$ , por lo que podríamos optar por considerar un modelo con  $b_4=0$ , es decir sin la interacción ( $age*Low$ )

La utilidad de esta prueba es que nos dice donde esta la mayor evidencia que hizo que se rechazara la prueba.

Ajustemos el modelo reducido que no considera la interacción ( $age*No$ )

Este nuevo modelo corresponde a

$$E(y;x) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_2 \text{ Low} + b_3 \text{ No} + b_4(\text{age}*\text{No})$$

La esperanza dado cada uno de los valores de la variables group:

$$E(Y;\text{group}=\text{High}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age}$$



$E(Y; \text{group} = \text{Low}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_2 = (b_0 + b_2) + b_1 \text{ age}$   
 $E(Y; \text{group} = \text{No}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_3 + b_4 \text{ age} = (b_0 + b_3) + (b_1 + b_4) \text{ age}$

```

> fitred <- lm(vitcap ~ age + group + I(age*(group=="No")), data = CADdata)
> summary(fitred)

```

```

Call:
lm(formula = vitcap ~ age + group + I(age * (group == "No")),
    data = CADdata)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.1738 -0.3758 -0.0677  0.5384  1.0720

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      8.5149    0.9230   9.22 9.4e-12 ***
age             -0.0918    0.0182  -5.05 8.7e-06 ***
groupLow        -0.0524    0.2647  -0.20  0.8439
groupNo        -3.7255    1.2323  -3.02  0.0042 **
I(age * (group == "No"))  0.0789    0.0246   3.20  0.0026 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.632 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.388,    Adjusted R-squared:  0.331
F-statistic: 6.81 on 4 and 43 DF,  p-value: 0.000245

```

Se rechaza  $H_0$  en la prueba asociada a la tabla ANOVA (p-value: 0.000245) por lo cual al menos una de las betas es distinta de 0

Ahora podríamos proceder a reducir un poco más el modelo para tratar de facilitar la interpretación o bien a contestar las preguntas sobre los investigadores.

De la salida de fitred, se puede observar que una opción es considerar  $b_2=0$  pues la prueba t asociada no rechaza la hipótesis de  $b_2=0$

El modelo reducido quedaría como:

$E(y;x) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_2 \text{ No} + b_3(\text{age} * \text{No})$

Condicionando al valor de la variable group quedaría como:

$E(Y; \text{group} = \text{High}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age}$

$E(Y; \text{group} = \text{Low}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age}$

$E(Y; \text{group} = \text{No}, \text{age}) = b_0 + b_1 \text{ age} + b_2 + b_3 \text{ age} = (b_0 + b_2) + (b_1 + b_3) \text{ age}$

Las rectas asociadas a la exposición "High" y "Low" son la misma, por otra parte, la exposición de tipo "No" tiene su propia recta.

```

> fitred2 <- lm(vitcap ~ age + I(group=="No") + I(age*(group=="No")), data = CADdata)
> summary(fitred2)

```

```

Call:
lm(formula = vitcap ~ age + I(group == "No") + I(age * (group ==
    "No")), data = CADdata)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.2015 -0.3863 -0.0677  0.5428  1.0975

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      8.4499    0.8534   9.90 9.1e-13 ***
age             -0.0910    0.0175  -5.19 5.2e-06 ***

```

```

I(group == "No")TRUE      -3.6605      1.1748      -3.12      0.0032 **
I(age * (group == "No"))  0.0781      0.0240      3.25      0.0022 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.625 on 44 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.387,      Adjusted R-squared:  0.345
F-statistic: 9.27 on 3 and 44 DF,  p-value: 7.26e-05

```

Se rechaza  $H_0$  en la prueba asociada a la tabla ANOVA (p-value: 7.26e-05). También se puede observar que no se podría reducir más el modelo.

Con este modelo reducido ya se puede trabajar.

Las rectas ajustadas son:

$\hat{E}(Y; \text{group}=\text{High}, \text{age}) = 8.4499 - 0.0910 \text{ age}$

$\hat{E}(Y; \text{group}=\text{Low}, \text{age}) = 8.4499 - 0.0910 \text{ age}$

$\hat{E}(Y; \text{group}=\text{No}, \text{age}) = (8.4499 - 3.6605) + (-0.0910 + 0.0781) \text{ age} = 4.789 - 0.0129 \text{ age}$

Se puede observar que la pendiente de los expuestos a cadmio es mayor en valor absoluto y negativa con lo que podemos interpretar que la capacidad vital decrece más rápido en ese grupo comparado con los no expuesto.

Esto se puede observar más fácilmente en una gráfica

```

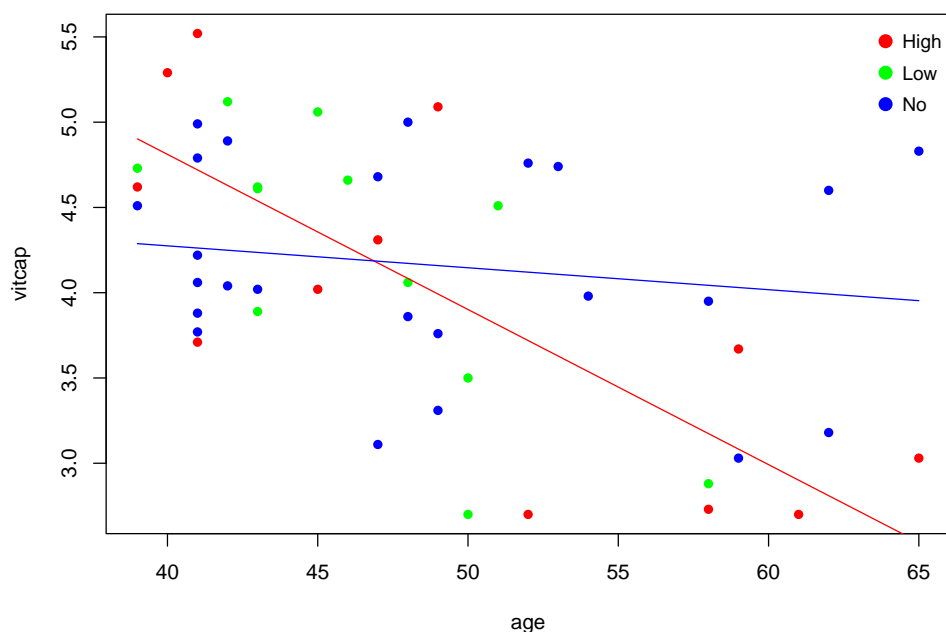
> fittedHyL <- function(X2) {fitted2$coefficients[1]+ fitted2$coefficients[2]*X2}
> fittedN <- function(X2) {fitted2$coefficients[1]+fitted2$coefficients[3]+
+   (fitted2$coefficients[2]+fitted2$coefficients[4])*X2}

```

```

> with(CADdata, plot(age, vitcap, col=c("red", "green", "blue")[CADdata[,1]] ,
+   pch = c(16,16,16)))
> legend("topright", levels(CADdata[,1]), col=c("red", "green", "blue"),
+   pch = c(16,16,16), pt.cex=1.5, cex = .9, y.intersp = 1.4 , bty="n" )
> curve(fittedHyL, from = min(CADdata$age), to = max(CADdata$age),
+   col = "red", add = T)
> curve(fittedN, from = min(CADdata$age), to = max(CADdata$age),
+   col = "blue", add = T)

```



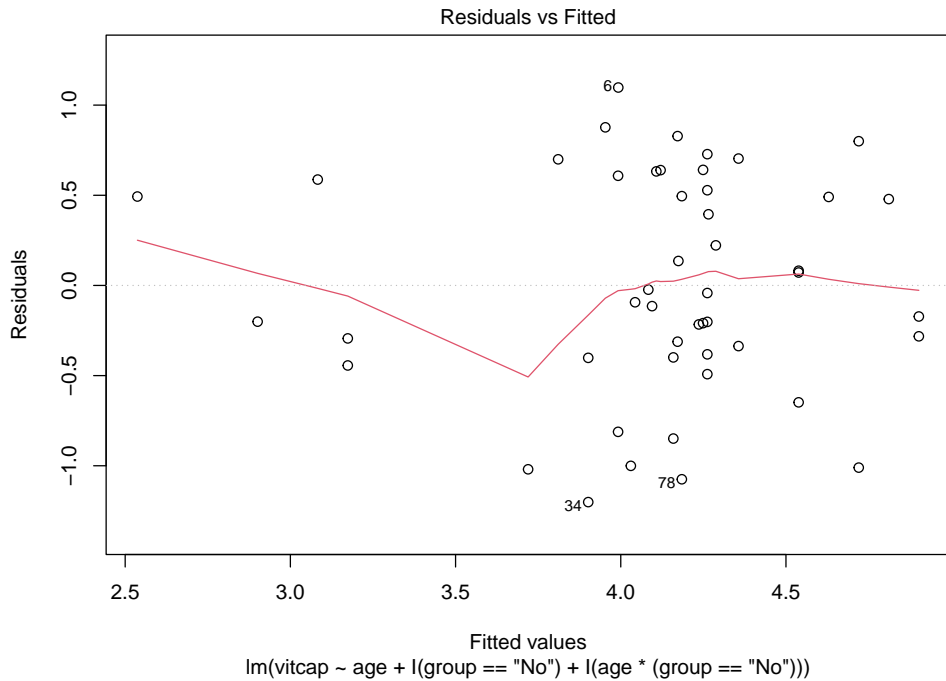
Esta grafica faltaria complementarla con intervalos de confianza.

Toda la interpretación se basa en que se cumplan los supuestos, recordemos que buscaremos que no haya evidencia fuerte en contra de los supuestos, veamos una revisión rápida de los mismos.

### SUPUESTO DE LINEALIDAD

Este supuesto permite validar si hay algún problema con el modelado de la esperanza de  $y$ . En el eje X está la estimación de  $y$ , en el eje Y están los errores observados (diferencias entre lo real y lo estimado). Lo ideal sería que los datos estén sobre la línea punteada ( $y=0$ ), que no haya subidas abajo y arriba, o curvas que suban o bajen alrededor del 0. En este caso no hay tales curvas, lo único es que una recta baja pero se debe a que se tienen pocos datos.

```
> plot(fitred2, 1)
```



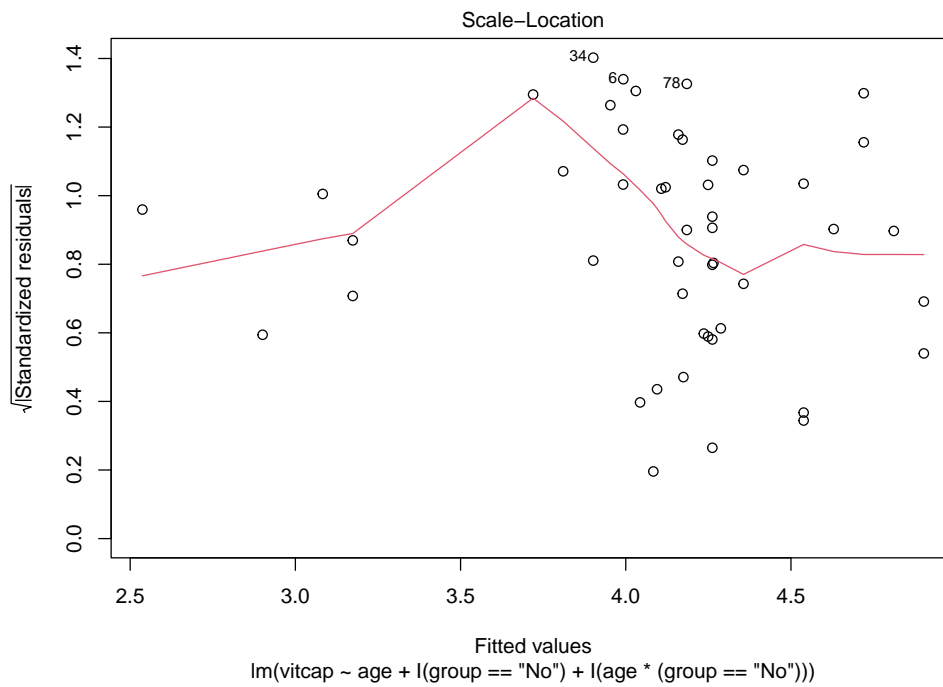
### SUPUESTO DE HOMOCEDASTICIDAD

Nota: Eje Y representa la raíz del valor absoluto de los residuales estandarizados/estudentizados. El eje X representa la  $y$  estimada.

Si se cumple la homocedasticidad las nubes de puntos deben estar encerradas entre bandas horizontales, y para cada valor del eje  $x$ , los puntos estarían cayendo entre esas bandas.

En este caso vemos que en el eje X valores menores a 3.5 se tienen puntos no tan dispersos verticalmente, para valores de  $x$  mayores a 3.5 los puntos tienen mayor variabilidad, esto nos deja en duda, mas adelante veremos algunas pruebas de hipótesis para validar este supuesto.

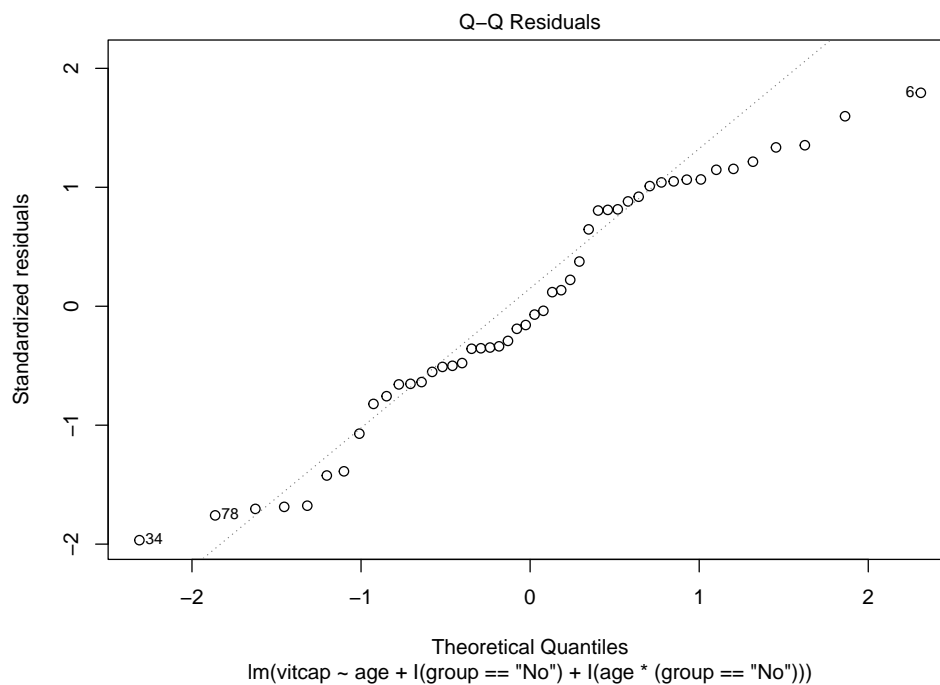
```
> plot(fitred2, 3)
```



### SUPUESTO DE NORMALIDAD

Hay algunos puntos que se salen pero son pocos, los demás si se ajustan bien. La evidencia en contra no es tan fuerte.

```
> plot(fitred2, 2)
```



Además de estos supuestos es importante revisar los posibles outliers

En el eje X se grafica la medida Leverage que indica qué tan alejados están los puntos de la media de la variable, entre más alejados pueden tener mas impacto.

En el eje Y se grafican los errores estandarizados.

Las líneas punteadas en forma de embudo representan la distancia de Cook, estas indican que tanto afecta cada punto a las estimaciones de las betas, para esto compara las estimaciones de las betas considerando y no considerando ese punto y ver que tanto difieren las estimaciones.

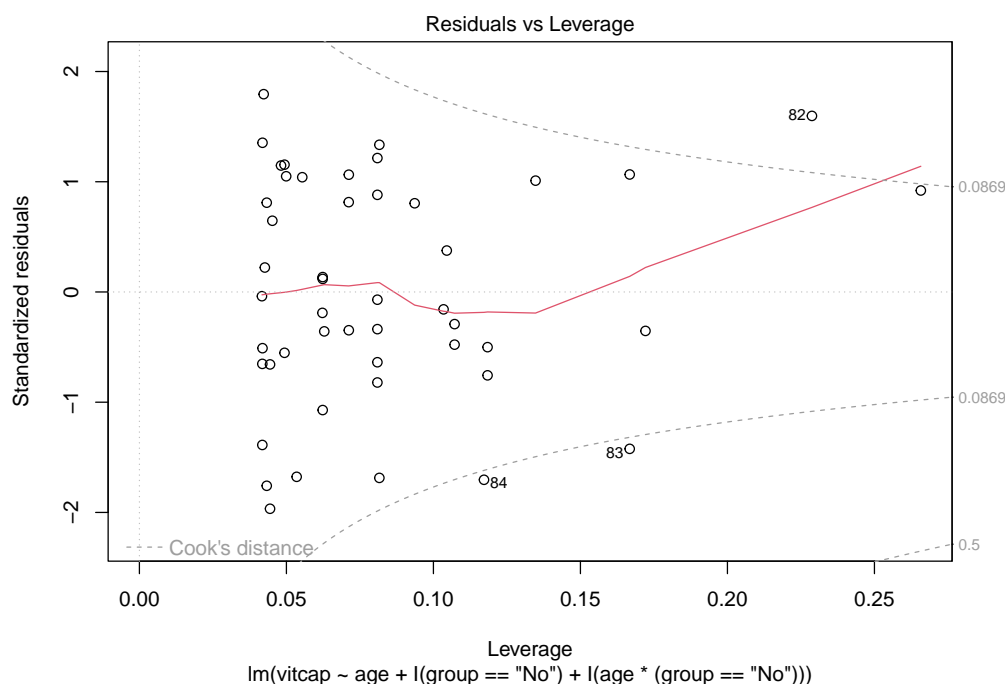
Esperamos que en eje Y el 95 por ciento de los datos queden entre +2 y -2, aquellos que salgan de ese rango se pueden considerar como outliers.

Lo deseable seria que en las esquinas superior e inferior derecha no haya muchos puntos que se salgan.

La grafica de la distancia de Cook (líneas punteadas) es las de libro y son mas conservadoras, las líneas punteadas mas anchas representan la distancia de Cook del software R las cuales son mas laxas (En la grafica se alcanza a apreciar únicamente la de la esquina inferior derecha).

En base a esto deberiamos revisar la observacion 82

```
> plot(fitred2, 5, cook.levels = c(4/(dim(CADdata)[1]-2), 0.5, 1.0))
```



Con lo que hemos visto hasta ahora no encontramos evidencia muy fuerte en contra del cumplimiento de los supuestos. Recordemos que en este tipo de problemas nos interesa que no haya evidencia fuerte para poder seguir trabajando.

Usando las pruebas de hipótesis para realizar la validación de supuestos.

### SUPUESTO DE HOMOCEDASTICIDAD

H0: la varianza es constante

El p-value = 0.84 por lo tanto no se rechaza H0, no hay evidencia fuerte en contra de la homocedasticidad.

```
> library(car)
> car::ncvTest(fitred2)
```

```
Non-constant Variance Score Test
Variance formula: ~ fitted.values
Chisquare = 0.04059, Df = 1, p = 0.84
```

Esta función ncvTest de R permite hacer la prueba variable por variable, aunque en este caso sólo lo haremos de forma global.

## SUPUESTO DE NORMALIDAD

Se basa en los residuales estandarizados o los estudentizados

Nota: Estandarizar es dividir los residuales entre su varianza, los estudentizados requieren calcular la varianza en el modelo sin ese punto y luego se estandariza el residual con esa varianza. Se hace esto para comprar contra una distribución que puede ser la t en teoría o la normal aproximadamente.

H0: los datos provienen de una distribución normal

Usando la función `shapiro.test`

```
> #Al usar la librería broom se requieren los errores estandarizados
> library(broom)
> #Agregar columnas con los errores estandarizados
> Datosfitred2=augment(fitred2)
> shapiro.test(Datosfitred2$.std.resid)
```

### Shapiro-Wilk normality test

```
data: Datosfitred2$.std.resid
W = 0.95, p-value = 0.06
```

También podemos verificar con el test de Jarque-Bera

```
> library(normtest)
> normtest::jb.norm.test(Datosfitred2$.std.resid)
```

La función `shapiro.test` arroja un `p.value = 0.06`

La función `jb.norm.test` arroja un `p.value = 0.2`

No se rechaza H0, no hay evidencia en contra de la normalidad

Recordemos que los datos en la vida real son tan complejos que es complicado que se ajusten a una distribución en el 100 por ciento de los casos, por lo cual en tanto no tengamos evidencia fuerte en contra de los supuestos podremos seguir adelante. En caso contrario debemos revisar los posibles outliers y los datos que no se ajusten correctamente en el qq-plot.

## SUPUESTO DE LINEALIDAD

La misma función `residualPlots` nos realiza la prueba de hipótesis y muestra algunas gráficas.

En el eje Y se grafican los errores observados (diferencias entre lo real y lo estimado). En el eje X se grafica la estimación de y, adicional a esto se tienen 2 gráficas con las variables `edad` y `grupo` en el eje X.

En la grafica `age vs residuals` no se ve alguna curva o algo que indique algún patrón.

En la grafica `group vs residuals` esperamos ver la mediana de los boxplot cercanos al 0.

Adicional la misma función `residualPlots` nos da el resultado de la prueba de hipótesis

H0: Los residuales no dependen de la variables vs H1: Los residuales sí dependen de la variable

La prueba para la variable `edad` arroja un `p.value = 0.43` por lo cual no se rechaza H0.

La prueba global (todas las variables) arroja un `p.value = 0.88` por lo cual no se rechaza H0.

Con esto concluimos que el supuesto de linealidad se cumple y no nos quedaría algo por modelar.

```
> library(car)
> residualPlots(fit)
```

	Test stat	Pr(> Test stat )
age	0.80	0.43
group		
Tukey test	0.16	0.88

