

# Análisis Estadístico con R

## Regresión

*true*

*02 de abril de 2018*

## Contents

<b>Regresión Lineal</b>	<b>1</b>
Una idea general . . . . .	1
Transformaciones Lineales . . . . .	12
Regresión Lineal Múltiple . . . . .	17

## Regresión Lineal

### Una idea general

Abordemos las primeras ideas de regresión lineal a través de un ejemplo práctico:

- Abrir la **tabla 2.1**
- Creamos dos variables, Ingreso y Consumo Esperado

```
ingresos <- seq(80,260,20)
consumoEsperado <- c(65,77,89,101,113,125,137,149,161,173)
```

Ahora:

- Generar un gráfico tipo línea entre ingresos y consumo esperado
- Superponer un gráfico tipo puntos de  $X$  e  $Y$  (**tabla 2.1**) sobre el gráfico anterior
- Generar un gráfico tipo puntos  $X$  e  $Y$  en azul
- Superponer un gráfico tipo líneas de Ingresos y consumo esperado sobre el gráfico anterior en azul

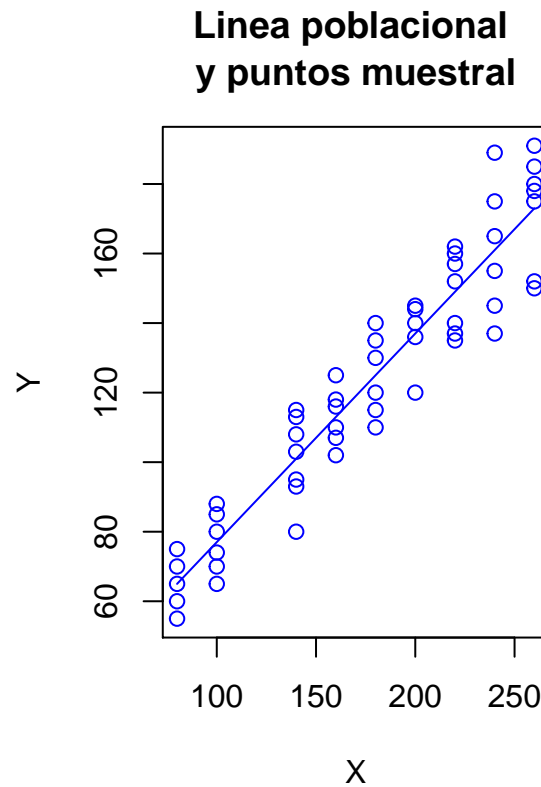
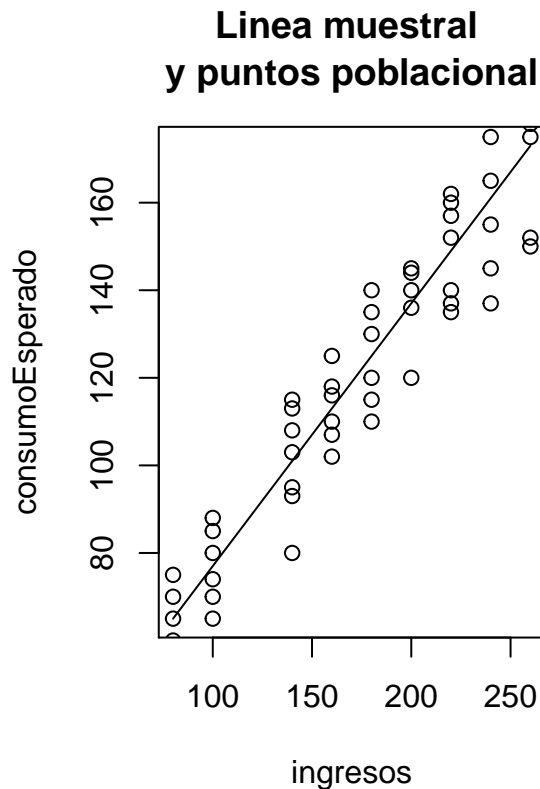
```
## [1] "X" "Y"
```

```
##      ingresos consumoEsperado
## [1,]      80             65
## [2,]     100             77
## [3,]     120             89
## [4,]     140            101
## [5,]     160            113
## [6,]     180            125
## [7,]     200            137
## [8,]     220            149
## [9,]     240            161
## [10,]    260            173
```

```
par(mfrow=c(1,2))
plot(ingresos,consumoEsperado, type="l",main="Linea muestral \ny puntos poblacional") # la "s" en type,
points(X,Y)
```

*#Primero poner los puntos y luego la línea para tener*

```
plot(X,Y,col="blue",main="Linea poblacional \ny puntos muestral")
lines(ingresos,consumoEsperado,col="blue") #Función de regresión poblacional (línea)
```



```
par(mfrow=c(1,1))
```

- ¿Qué hemos hecho?

$$E(Y|X_i) = f(X_i)$$

$$E(Y|X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i$$

$$u_i = Y_i - E(Y|X_i)$$

$$Y_i = E(Y|X_i) + u_i$$

- ¿Qué significa que sea lineal?

El término regresión *lineal* siempre significará una regresión lineal en los parámetros; los  $\beta$  (es decir, los parámetros) se elevan sólo a la primera potencia. Puede o no ser lineal en las variables explicativas  $X$

Para evidenciar la factibilidad del uso de RL en este caso, vamos a obtener una muestra de la población:

- Creamos una variable indicadora para obtener una muestra `indice=seq(1,55,1)`
- Usamos `sample` para obtener una muestra sin reemplazo del tamaño indicado: `muestra <- sample(indice,size=20)`
- Obtenemos el valor de la variable  $X$  en la posición de `muestra` + `ingreso.muestra <- X[muestra]` + `consumo.muestra <- Y[muestra]`

```

indice <- seq(1,55,1)
muestra <- sample( X ,size=20)
muestra <- sample(indice,size=20)
ingreso.muestra <- X[muestra]
consumo.muestra <- Y[muestra]

```

- Graficamos ingreso.muestra vs consumo.muestra
- Realizar una regresión lineal de las variables muestra:
  - `plot(ingreso.muestra,consumo.muestra)`
  - `ajuste.1=(lm(consumo.muestra~ingreso.muestra))`
  - `abline(coef(ajuste.1))`
- Generar una segunda muestra (muestra.2 por ejemplo) y comparar los coeficientes
- ¿Qué conclusiones puede sacar?

```

plot(ingreso.muestra,consumo.muestra)
ajuste.1 <- (lm(consumo.muestra~ingreso.muestra))
ajuste.1

```

```

##
## Call:
## lm(formula = consumo.muestra ~ ingreso.muestra)
##
## Coefficients:
##      (Intercept)  ingreso.muestra
##           14.9264             0.6109

```

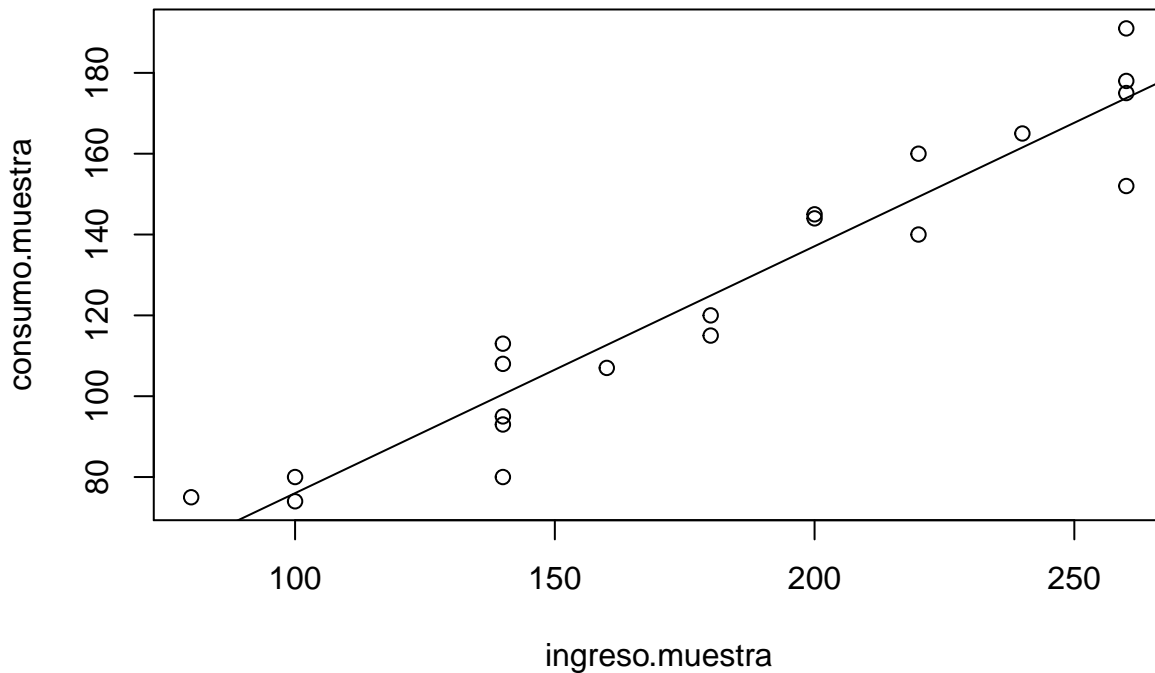
```
coef(ajuste.1)
```

```

##      (Intercept) ingreso.muestra
##           14.926375           0.610904

```

```
abline(coef(ajuste.1))
```



## Regresión: Paso a paso

La función poblacional sería:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$$

Como no es observable, se usa la muestral

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_i + \hat{u}_i$$

$$Y_i = \hat{Y}_i + \hat{u}_i$$

$$\hat{u}_i = Y_i - \hat{Y}_i$$

$$\hat{u}_i = Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_i$$

Es por esto que los residuos se obtienen a través de los betas:

(1)

$$\sum \hat{u}_i^2 = \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_i)^2$$

$$\sum \hat{u}_i^2 = f(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2)$$

Diferenciando ((??)) se obtiene:

$$\hat{\beta}_2 = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

$$\hat{\beta}_1 = \bar{Y} - \hat{\beta}_2 \bar{X}$$

donde

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2$$

$$S_{xy} = \sum_{i=1}^n x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}$$

Abrimos la `tabla3.2`, vamos a obtener:

```
uu <- "https://raw.githubusercontent.com/vmoprojs/DataLectures/master/Tabla3_2.csv"
```

```
consumo <- read.csv(url(uu), sep=";", dec=".", header=TRUE)
attach(consumo)
```

```
## The following objects are masked from familia:
```

```
##
```

```
##      X, Y
```

```
media_x <- mean(X, na.rm=T)
media_y <- mean(Y, na.rm=T)

n <- length(X)*1

sumcuad_x <- sum(X*X)
sum_xy <- sum(X*Y)

beta_som <- (sum_xy-n*media_x*media_y)/
  (sumcuad_x-n*(media_x^2))
alpha_som <- media_y-beta_som*media_x
```

- Verificamos lo anterior mediante:

```
reg.1 <- (lm(Y~X))
coef(reg.1)
```

```
## (Intercept)          X
## 24.4545455    0.5090909
```

- Veamos cómo queda nuestra estimación:

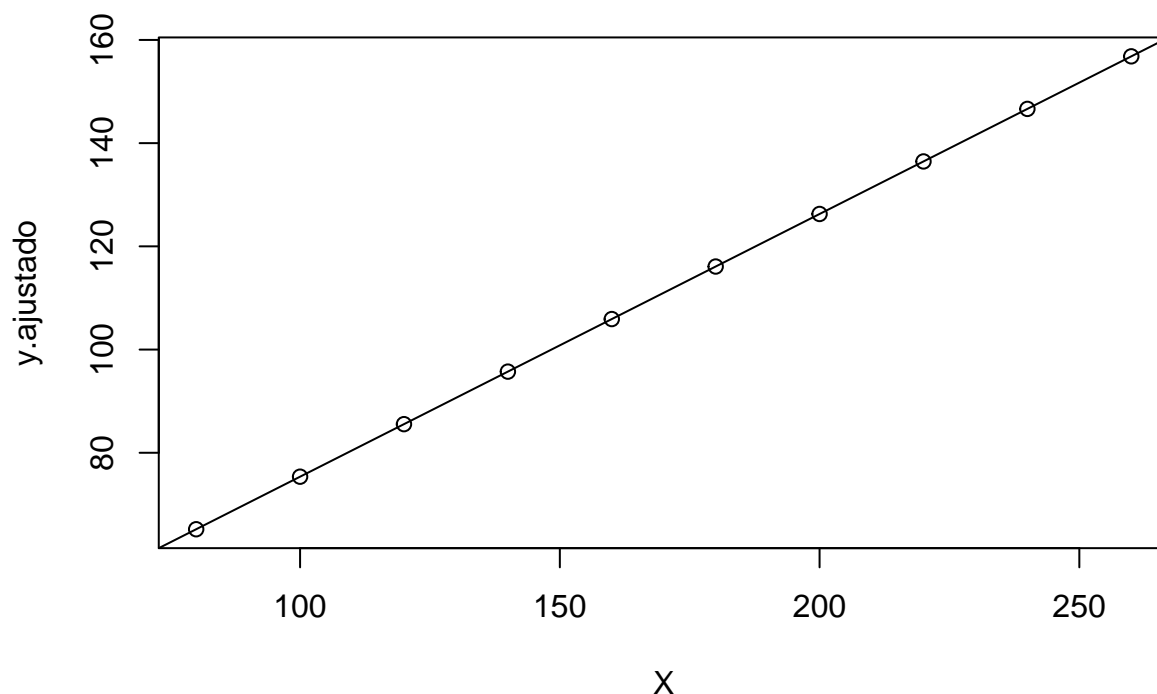
```
y.ajustado <- alpha_som+beta_som*X
head(cbind(X,y.ajustado))
```

```
##      X y.ajustado
## [1,] 80  65.18182
## [2,] 100  75.36364
## [3,] 120  85.54545
## [4,] 140  95.72727
## [5,] 160 105.90909
## [6,] 180 116.09091
```

- Gráficamente:

```
plot(X,y.ajustado,main="Valores estimados")
abline(a=alpha_som,b=beta_som)
```

## Valores estimados



- Encontramos los residuos:

```
y.ajustado=alpha_som+beta_som*X  
e <- Y-y.ajustado
```

- Comparemos los resultados

```
head(cbind(X,Y,y.ajustado,e))
```

```
##      X    Y y.ajustado      e  
## [1,]  80   70  65.18182  4.8181818  
## [2,] 100   65  75.36364 -10.3636364  
## [3,] 120   90  85.54545  4.4545455  
## [4,] 140   95  95.72727 -0.7272727  
## [5,] 160  110 105.90909  4.0909091  
## [6,] 180  115 116.09091 -1.0909091
```

- Veamos la media y la correlación

```
mean(e)
```

```
## [1] -1.421085e-15
```

```
cor(e,X)
```

```
## [1] 1.150102e-15
```

- Hallemos el coeficiente de determinación o *bondad* de ajuste.
- Para ello necesitamos la suma de cuadrados total y la suma de cuadrados explicada

```
SCT <- sum((Y-media_y)^2)  
SCE <- sum((y.ajustado-media_y)^2)  
SCR <- sum(e^2)  
R_2 <- SCE/SCT
```

```
summary(reg.1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Y ~ X)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.364  -4.977   1.409   4.364   8.364
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 24.45455     6.41382   3.813  0.00514 **
## X           0.50909     0.03574  14.243 5.75e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 6.493 on 8 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9621, Adjusted R-squared:  0.9573
## F-statistic: 202.9 on 1 and 8 DF,  p-value: 5.753e-07
```

Pruebas de hipótesis:

$$H_0 : \beta_2 = 0$$

$$H_1 : \beta_2 \neq 0$$

- Abrir la tabla 2.8
- Regresar el gasto total en el gasto en alimentos
- ¿Son los coeficientes diferentes de cero?

```
t1 <- (0.43681-0)/0.07832
1-pt(t1,53)
```

```
## [1] 4.222605e-07
```

- ¿Son los coeficientes diferentes de 0.5?

```
# H0: beta1 = 0.5
t2 <- (0.43681-0.5)/0.07832
(1-pt(abs(t2),53))
```

```
## [1] 0.2116886
```

Interpretación de los coeficientes

- El coeficiente de la variable dependiente mide la tasa de cambio (derivada=pendiente) del modelo
- La interpretación suele ser *En promedio, el aumento de una unidad en la variable independiente produce un aumento/disminución de  $\beta_i$  cantidad en la variable dependiente*
- Interprete la regresión anterior.

## Práctica: Paridad del poder de compra

Abrir la tabla 5.9, las variables son:

```
## [1] "COUNTRY" "BMACLC" "BMAC." "EXCH" "PPP" "LOCALC"
```

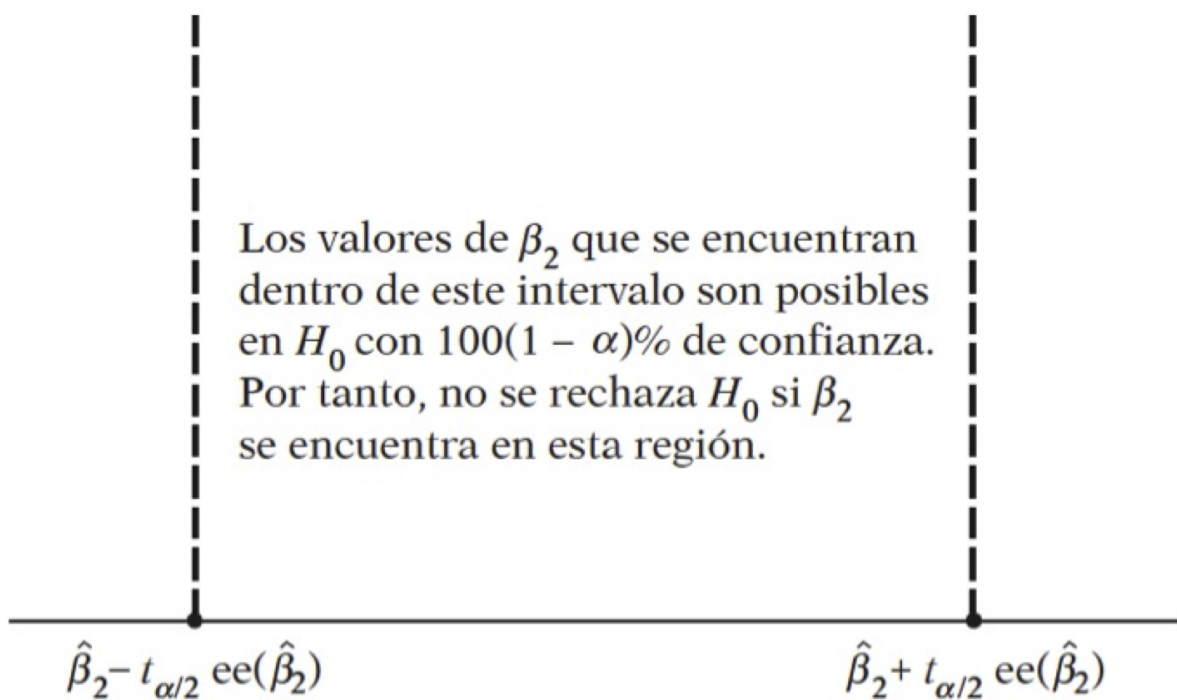


Figure 1:



- BMACLC: Big Mac Prices in Local Currency
- BMAC\$: Big Mac Prices in \$
- EXCH: Actual \$ Exchange Rate 4/17/2001
- PPP: Implied Purchasing-Power Parity of the Dollar: Local Price Divided by Price in United States
- LOCALC: Local Currency Under (-)/Over (+) Valuation Against \$, Percent

Empezamos con el buen `summary`. ¿Notan algo raro?

- Debemos limpiar los datos

```
datos$EXCH[which( EXCH == -99999)] <- NA
datos$PPP[which( PPP == -99999)] <- NA
datos$LOCALC[which( LOCALC == -99999)] <- NA
```

Regresamos la paridad del poder de compra en la tasa de cambio

```
reg1 <- lm(EXCH~PPP)
summary(reg1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = EXCH ~ PPP)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -212.9  -211.0  -208.0  -186.3   4827.8
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  2.116e+02  1.675e+02   1.264   0.216
## PPP          1.005e+00  9.306e-03 107.990 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 920.1 on 29 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9975, Adjusted R-squared:  0.9974
## F-statistic: 1.166e+04 on 1 and 29 DF, p-value: < 2.2e-16
```

```
reg2 <- lm(EXCH[-13]~PPP[-13])
summary(reg2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = EXCH[-13] ~ PPP[-13])
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -203.1  -201.2  -199.0  -179.6   4838.5
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  2.018e+02  1.731e+02   1.166   0.254
## PPP[-13]     1.005e+00  9.465e-03 106.157 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 934.8 on 28 degrees of freedom
```

```
## Multiple R-squared:  0.9975, Adjusted R-squared:  0.9974
## F-statistic: 1.127e+04 on 1 and 28 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
reg3 <- lm(log(EXCH)~log(PPP))
summary(reg3)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = log(EXCH) ~ log(PPP))
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.70587 -0.24564 -0.05721  0.26862  0.42295
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.34363    0.08613   3.99 0.000432 ***
## log(PPP)      1.00231    0.02463  40.69 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3206 on 28 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.9834, Adjusted R-squared:  0.9828
## F-statistic: 1655 on 1 and 28 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

La PPA sostiene que con una unidad de moneda debe ser posible comprar la misma canasta de bienes en todos los países.

## Práctica: Sueño

De la carpeta *Datos*, abrir *sleep.xls*

```
library(XLConnect)
```

```
## Loading required package: XLConnectJars
## XLConnect 0.2-13 by Mirai Solutions GmbH [aut],
##   Martin Studer [cre],
##   The Apache Software Foundation [ctb, cph] (Apache POI),
##   Graph Builder [ctb, cph] (Curvesapi Java library)
## http://www.mirai-solutions.com ,
## http://miraisolutions.wordpress.com
```

```
wk <- loadWorkbook("sleep75.xls")
datos <- readWorksheet(wk, sheet="SLEEP75",header=FALSE)
```

agregamos los nombres:

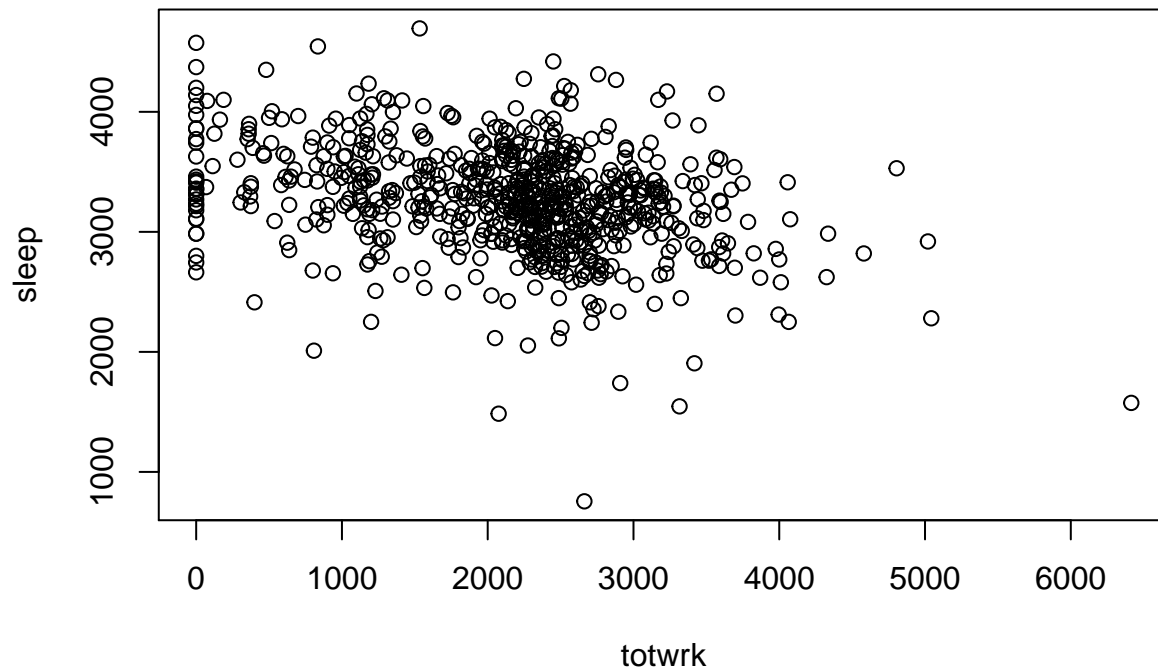
```
names(datos) <- c("age", "black", "case", "clerical", "construc", "educ", "earns74", "gdhlth", "inlf", "leis1"
```

Veamos los datos gráficamente y corramos la regresión:

```
attach(datos)
```

```
## The following object is masked from package:datasets:
##
##      sleep
```

```
#totwrk minutos trabajados por semana
#sleep minutos dormidos por semana
plot(totwrk,sleep)
```



```
dormir <- lm(sleep~totwrk)
summary(dormir)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sleep ~ totwrk)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2429.94  -240.25    4.91   250.53  1339.72
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 3586.37695   38.91243   92.165  <2e-16 ***
## totwrk      -0.15075    0.01674   -9.005  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 421.1 on 704 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1033, Adjusted R-squared:  0.102
## F-statistic: 81.09 on 1 and 704 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

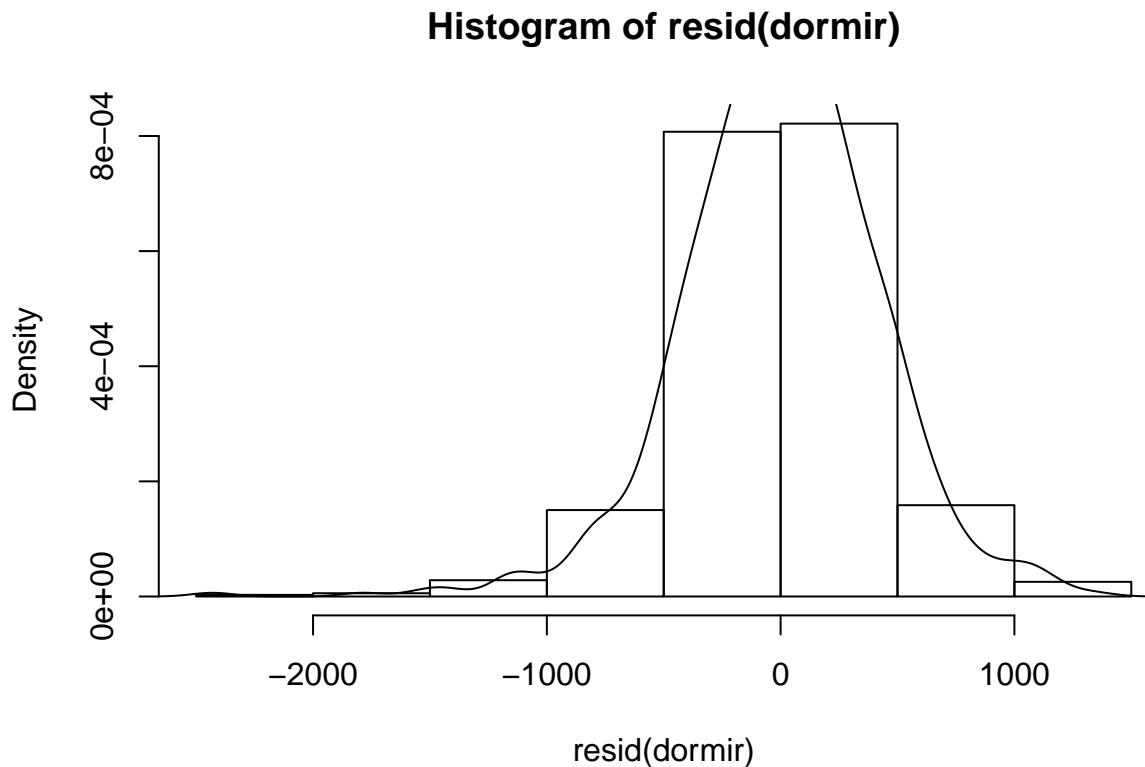
- ¿Existe una relación entre estas variables?
- Interprete el modelo

Intervalo de confianza para  $\beta_2$  y veamos los residuos

```
-0.15084-2*c(-0.01677,0.01677)
```

```
## [1] -0.11730 -0.18438
```

```
hist(resid(dormir),freq=F)
lines(density(resid(dormir)))
```



Derivaciones del modelo

## Transformaciones Lineales

Abrir la tabla 31.3, regresar el ingreso per cápita en el número de celulares por cada 100 personas:

```
reg.1 <- lm(Cellphone ~ Pcapincome)
summary(reg.1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Cellphone ~ Pcapincome)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -45.226 -10.829  -2.674   8.950  47.893
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.248e+01  6.109e+00   2.043  0.0494 *
## Pcapincome    2.313e-03  3.158e-04   7.326  2.5e-08 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 19.92 on 32 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6265, Adjusted R-squared:  0.6148
```

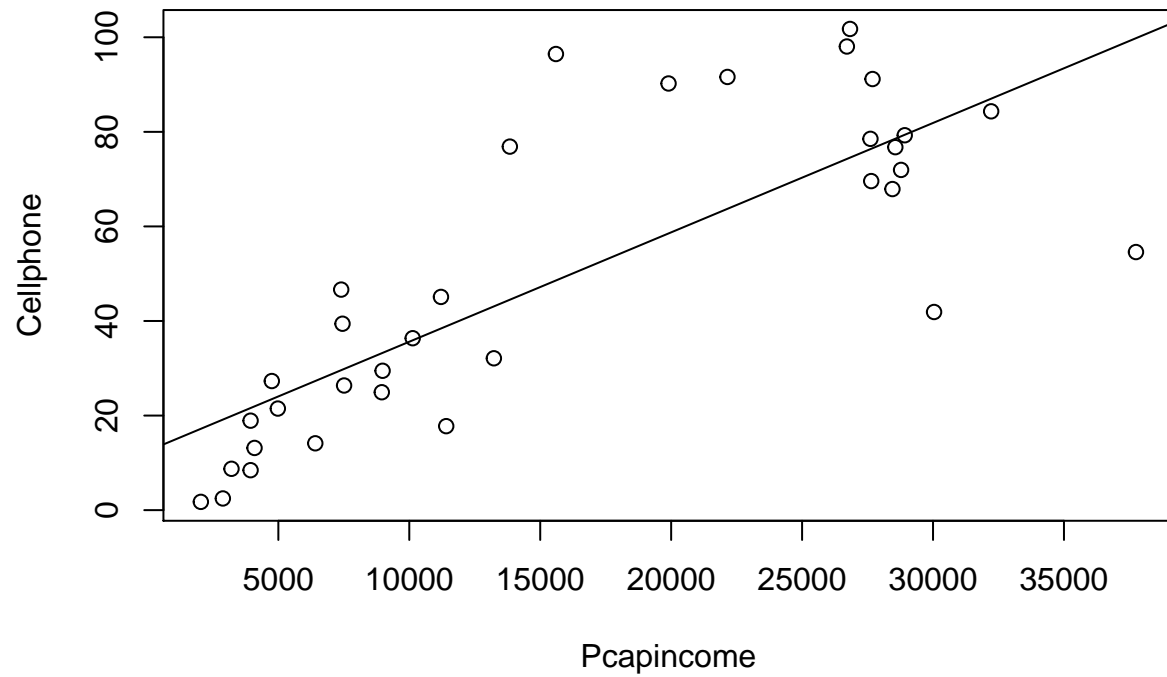
Modelo	Ecuación	Pendiente $\left(= \frac{dY}{dX}\right)$	Elasticidad $\left(= \frac{dY}{dX} \frac{X}{Y}\right)$
Lineal	$Y = \beta_1 + \beta_2 X$	$\beta_2$	$\beta_2 \left(\frac{X}{Y}\right)^*$
Log-lineal	$\ln Y = \beta_1 + \beta_2 \ln X$	$\beta_2 \left(\frac{Y}{X}\right)$	$\beta_2$
Log-lin	$\ln Y = \beta_1 + \beta_2 X$	$\beta_2 (Y)$	$\beta_2 (X)^*$
Lin-log	$Y = \beta_1 + \beta_2 \ln X$	$\beta_2 \left(\frac{1}{X}\right)$	$\beta_2 \left(\frac{1}{Y}\right)^*$
Recíproco	$Y = \beta_1 + \beta_2 \left(\frac{1}{X}\right)$	$-\beta_2 \left(\frac{1}{X^2}\right)$	$-\beta_2 \left(\frac{1}{XY}\right)^*$
Recíproco log	$\ln Y = \beta_1 - \beta_2 \left(\frac{1}{X}\right)$	$\beta_2 \left(\frac{Y}{X^2}\right)$	$\beta_2 \left(\frac{1}{X}\right)^*$

*Nota:* \* indica que la elasticidad es variable: depende del valor tomado por  $X$  o por  $Y$ , o por ambas. En la práctica, cuando no se especifican los valores de  $X$  y de  $Y$ , es muy frecuente medir estas elasticidades con los valores medios de estas variables, es decir,  $\bar{X}$  y  $\bar{Y}$ .

Figure 2:

```
## F-statistic: 53.67 on 1 and 32 DF, p-value: 2.498e-08
```

```
plot(Pcapincome,Cellphone)  
abline(coef(reg.1))
```

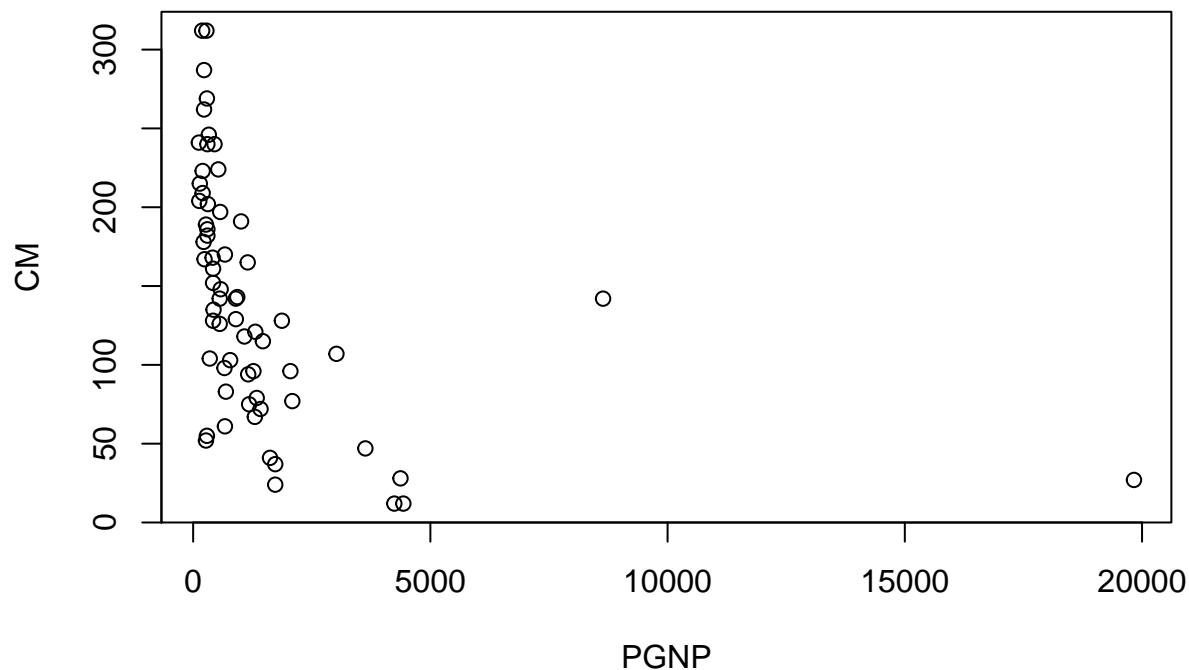


### Modelo recíproco

Abrir la tabla 6.4, regresar el Producto Nacional Bruto (PGNP) en la tasa de mortalidad (CM).

```
## [1] "CM" "FLR" "PGNP" "TFR"
```

```
plot(CM~PGNP)
```



```
reg1 <- lm(CM ~ PGNP)
summary(reg1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = CM ~ PGNP)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -113.764  -53.111   -6.685   48.064  157.758
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 157.424441   9.845583  15.989  < 2e-16 ***
## PGNP        -0.011364   0.003233  -3.516  0.000826 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 69.93 on 62 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1662, Adjusted R-squared:  0.1528
## F-statistic: 12.36 on 1 and 62 DF,  p-value: 0.0008262
```

```
reg2 <- lm(CM~I(1/PGNP))
summary(reg2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = CM ~ I(1/PGNP))
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -130.806  -36.410    2.871   31.686  132.801
##
```

```
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    81.79     10.83   7.551 2.38e-10 ***
## I(1/PGNP)    27273.17    3760.00   7.254 7.82e-10 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 56.33 on 62 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4591, Adjusted R-squared:  0.4503
## F-statistic: 52.61 on 1 and 62 DF,  p-value: 7.821e-10
```

## Modelo log-lineal

Abrir los datos ceosal2.xls,

```
library(XLConnect)
wk <- loadWorkbook("ceosal2.xls")
datos <- readWorksheet(wk, sheet="CEOSAL2",header=FALSE)
names(datos) = c("salary", "age", "college", "grad", "comten", "ceoten", "sales", "profits", "mktval", " ")
attach(datos)
```

Regresar la antigüedad del CEO en el logaritmo del salario.

```
summary(lm(lsalary~ceoten))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = lsalary ~ ceoten)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.15314 -0.38319 -0.02251  0.44439  1.94337
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  6.505498   0.067991  95.682  <2e-16 ***
## ceoten       0.009724   0.006364   1.528   0.128
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.6038 on 175 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.01316, Adjusted R-squared:  0.007523
## F-statistic: 2.334 on 1 and 175 DF,  p-value: 0.1284
```

- Hay una probabilidad de equivocarnos del 12.84% si rechazamos la hipótesis nula
- No hay evidencia de la antigüedad tenga relación con el salario
- Los CEO con 0 años de antigüedad entran ganando  $\exp(6.505)=668.4757$  miles de USD  $\exp(6.505)$

## Regresión a través del origen

Abrir la tabla 6.1, regresar X (rendimientos excedentes de un índice acciones del sector de bienes de consumo cíclico) en Y (rendimientos excedentes de un índice acciones de todo el mercado de valores en el Reino Unido)

```
lmod1 <- lm(Y~ -1 + X)
summary(lmod1)
```



```
##
## Call:
## lm(formula = Y ~ -1 + X)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -20.8053  -3.9760  -0.2102   3.0745  14.7680
##
## Coefficients:
##      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## X      1.1555      0.0744   15.53  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.549 on 239 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5023, Adjusted R-squared:  0.5003
## F-statistic: 241.2 on 1 and 239 DF,  p-value: < 2.2e-16

lmod2 <- lm(Y ~ X)
summary(lmod2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Y ~ X)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -20.4122  -3.5274   0.2316   3.4774  15.1150
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.44748      0.36294  -1.233   0.219
## X           1.17113      0.07539  15.535  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.543 on 238 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5035, Adjusted R-squared:  0.5014
## F-statistic: 241.3 on 1 and 238 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- El coeficiente de la pendiente no es sólo estadísticamente significativo, sino que es significativamente mayor que 1 (¿puede verificar esto?).
- Si un coeficiente Beta es mayor que 1, se dice que ese título (en este caso, un portafolios de 104 acciones) es volátil

## Regresión Lineal Múltiple

Abrir los datos `hprice1.xls`. Correr los siguientes modelos e interpretarlos:

```
library(XLConnect)
wk = loadWorkbook("hprice1.xls")
precios = readWorksheet(wk, sheet="HPRICE1", header=FALSE)

names(precios)=c("price" , "assess" ,
                 "bdrms" , "lotsize" ,
```

```

        "sqrft"      , "colonial",
        "lprice"     , "lassess" ,
        "llotsize"   , "lsqrft")

attach(precios)

modelo1 <- lm(lprice ~ lassess + llotsize + lsqrft + bdrms)
summary(modelo1)

##
## Call:
## lm(formula = lprice ~ lassess + llotsize + lsqrft + bdrms)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.53337 -0.06333  0.00686  0.07836  0.60825
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.263745   0.569665   0.463   0.645
## lassess      1.043065   0.151446   6.887 1.01e-09 ***
## llotsize     0.007438   0.038561   0.193   0.848
## lsqrft      -0.103239   0.138431  -0.746   0.458
## bdrms        0.033839   0.022098   1.531   0.129
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.1481 on 83 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7728, Adjusted R-squared:  0.7619
## F-statistic: 70.58 on 4 and 83 DF,  p-value: < 2.2e-16

modelo2 <- lm(lprice ~ llotsize + lsqrft + bdrms)
summary(modelo2)

##
## Call:
## lm(formula = lprice ~ llotsize + lsqrft + bdrms)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.68422 -0.09178 -0.01584  0.11213  0.66899
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.29704    0.65128  -1.992   0.0497 *
## llotsize     0.16797    0.03828   4.388 3.31e-05 ***
## lsqrft       0.70023    0.09287   7.540 5.01e-11 ***
## bdrms        0.03696    0.02753   1.342   0.1831
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.1846 on 84 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.643, Adjusted R-squared:  0.6302
## F-statistic: 50.42 on 3 and 84 DF,  p-value: < 2.2e-16

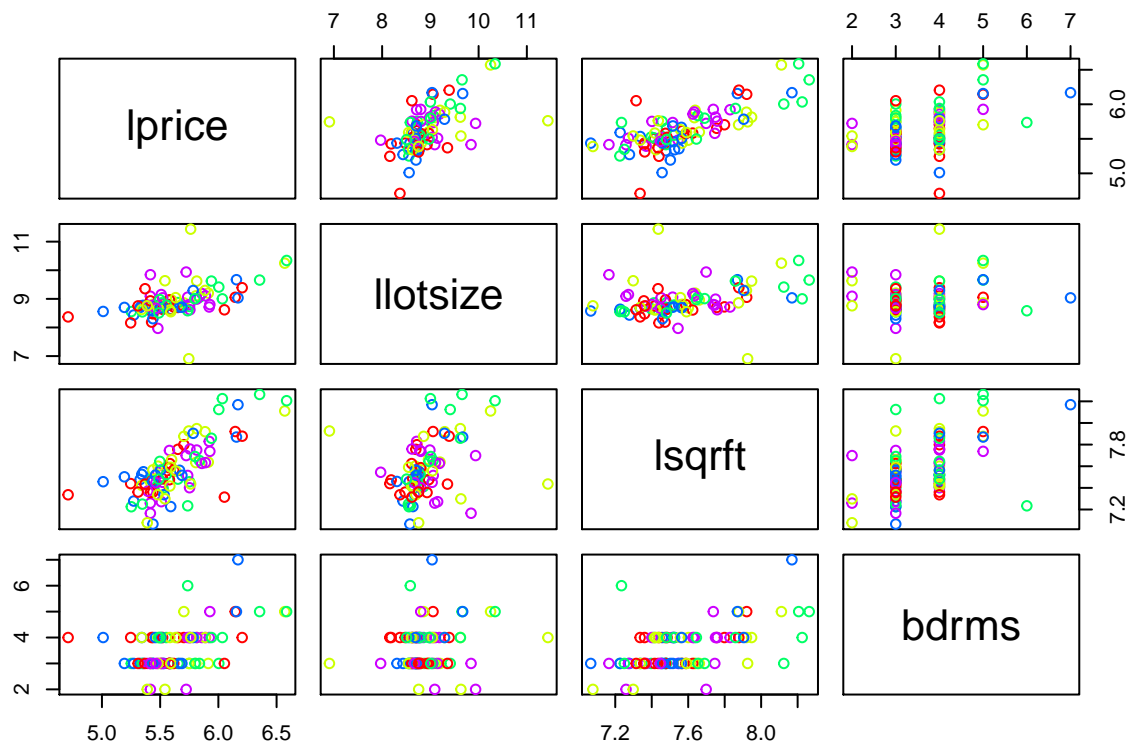
```

```
modelo3 <- lm(lprice ~ bdrms)
summary(modelo3)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = lprice ~ bdrms)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.99586 -0.17202 -0.00319  0.14974  0.71355
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  5.03649    0.12635  39.862 < 2e-16 ***
## bdrms        0.16723    0.03447   4.851 5.43e-06 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2706 on 86 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2148, Adjusted R-squared:  0.2057
## F-statistic: 23.53 on 1 and 86 DF,  p-value: 5.426e-06
```

## Predicción

```
pairs(cbind(lprice,llotsize , lsqrft , bdrms), col=rainbow(5))
```



- Forma 1 de predicción:

```
tamano_casa <- 8000
cuartos <- 4
tamano_lote <- 2100
```

```
coef(modelo2)

## (Intercept)    llotsize    lsqrft    bdrms
## -1.29704057  0.16796682  0.70023213  0.03695833

valores <- c(1,log(tamano_lote),log(tamano_casa),cuartos)
valores

## [1] 1.000000 7.649693 8.987197 4.000000

sum(valores*coef(modelo2))

## [1] 6.428811

exp(sum(valores*coef(modelo2)))

## [1] 619.4372
```

- Forma 2 de predicción:

```
datos.nuevos <- data.frame(llotsize=log(2100),lsqrft=log(8000),bdrms=4)
predict.lm(modelo2,newdata=datos.nuevos,se.fit=T)

## $fit
##      1
## 6.428811
##
## $se.fit
## [1] 0.1479752
##
## $df
## [1] 84
##
## $residual.scale
## [1] 0.1846026
```

## RLM: Cobb-Douglas

Abrir la tabla 7.3. Regresar las horas de trabajo ( $X_2$ ) e Inversión de Capital ( $X_3$ ) en el Valor Agregado ( $Y$ )

```
W <- log(X2)

K <- log(X3)

LY <- log(Y)

reg.1 <- lm(LY~W+K)
summary(reg.1)

##
## Call:
## lm(formula = LY ~ W + K)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.15919 -0.02917  0.01179  0.04087  0.09640
##
```

```
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -3.3387      2.4491  -1.363 0.197845
## W             1.4987      0.5397   2.777 0.016750 *
## K             0.4899      0.1020   4.801 0.000432 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.0748 on 12 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8891, Adjusted R-squared:  0.8706
## F-statistic: 48.08 on 2 and 12 DF,  p-value: 1.864e-06
```

```
aov(reg.1)
```

```
## Call:
##      aov(formula = reg.1)
##
## Terms:
##                W                K Residuals
## Sum of Squares  0.4090674 0.1289876 0.0671410
## Deg. of Freedom      1          1         12
##
## Residual standard error: 0.07480028
## Estimated effects may be unbalanced
```

- Las elasticidades de la producción respecto del trabajo y el capital fueron 1.49 y 0.48.

Ahora, si existen rendimientos constantes a escala (un cambio equi proporcional en la producción ante un cambio equiproporcional en los insumos), la teoría económica sugeriría que:

$$\beta_2 + \beta_3 = 1$$

```
LY_K <- log(Y/X3)
W_K <- log(X2/X3)
```

```
reg.2 <- lm(LY_K~W_K)
summary(reg.2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = LY_K ~ W_K)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.164785 -0.041608 -0.008268  0.076112  0.098587
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   1.7083     0.4159   4.108  0.00124 **
## W_K           0.3870     0.0933   4.147  0.00115 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.08388 on 13 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5695, Adjusted R-squared:  0.5364
```

```
## F-statistic: 17.2 on 1 and 13 DF, p-value: 0.001147
```

```
aov(reg.2)
```

```
## Call:
## aov(formula = reg.2)
##
## Terms:
##                W_K Residuals
## Sum of Squares 0.12100534 0.09145854
## Deg. of Freedom      1      13
##
## Residual standard error: 0.08387653
## Estimated effects may be unbalanced
```

¿Se cumple la hipótesis nula?

```
SCRNR <- 0.0671410
SCRRes <- 0.09145854
numero_rest <- 1
grad <- 12

est_F <- ((SCRRes-SCRNR)/numero_rest)/(SCRNR/grad)
est_F
```

```
## [1] 4.346234
```

```
valor.p <- 1-pf(est_F,1,12)
valor.p
```

```
## [1] 0.05912184
```

No se tiene suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula de que sea una economía de escala.

## RLM: Dicotómicas

Abrir la tabla 9.1. ¿Hay alguna diferencia entre la ubicación del estado en los salarios?

```
## [1] "State" "Salary" "Spending" "D2" "D3"
```

- “State”
- “Salary” salario promedio de los profesores
- “Spending” gasto promedio en cada estudiante
- “D2” 1 si el estado se encuentra en el norte este/centro de EEUU
- “D3” 1 si el estado se encuentra en el Sur de EEUU
- D1 podría ser lo que no es ni D2 ni D3 (0,0)

```
reg1 <- lm(Salary~D2+D3)
summary(reg1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Salary ~ D2 + D3)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -14161  -4566  -1638   4632  15625
```

```
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   48015      1857   25.853  <2e-16 ***
## D2             1524      2363    0.645    0.522
## D3            -1721      2467   -0.698    0.489
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 6696 on 48 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.04397, Adjusted R-squared:  0.004134
## F-statistic: 1.104 on 2 and 48 DF, p-value: 0.3399
```

Esto es un análisis de varianza, se analiza la var continua (salarios) con factores (categorias)

¿Hay alguna diferencia entre la ubicación del estado en los salarios?

```
reg2 <- lm(Salary~Spending+D2+D3)
summary(reg2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Salary ~ Spending + D2 + D3)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10556  -2471    106    2066  15084
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 28694.9180  3262.5213   8.795 1.70e-11 ***
## Spending      2.3404    0.3592   6.515 4.45e-08 ***
## D2          -2954.1268  1862.5756  -1.586   0.1194
## D3          -3112.1948  1819.8725  -1.710   0.0938 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 4905 on 47 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4977, Adjusted R-squared:  0.4656
## F-statistic: 15.52 on 3 and 47 DF, p-value: 3.762e-07
```

- Esto es un análisis de la varianza con covariadas (el covariado es el gasto por estudiante).
- Se quiere mostrar que en los estados del sur se gana menos que los otros:

$$H_0 : \beta_3 \geq 0$$

$$H_a : \beta_3 < 0$$

## Diferencias en medias, enfoque RLM

Abrir los datos wage1.xls. Correr los modelos. Se desea saber si el género tiene relación con el salario y en qué medida.

```
library(XLConnect)
wk <- loadWorkbook("wage1.xls")
salarios <- readWorksheet(wk, sheet="WAGE1",header=FALSE)
```

```
names(salarios) <- c("wage", "educ", "exper", "tenure", "nonwhite", "female", "married",
                    "numdep", "smsa", "northcen", "south", "west", "construc", "ndurman",
                    "trcommpu", "trade", "services", "profserv", "profocc", "clerocc",
                    "servocc", "lwage", "expersq", "tenursq")
```

```
attach(salarios)
```

```
reg3 <- lm(wage~female)
```

```
summary(reg3)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = wage ~ female)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -5.5995 -1.8495 -0.9877  1.4260 17.8805
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   7.0995     0.2100  33.806 < 2e-16 ***
## female       -2.5118     0.3034  -8.279 1.04e-15 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 3.476 on 524 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1157, Adjusted R-squared:  0.114
## F-statistic: 68.54 on 1 and 524 DF, p-value: 1.042e-15
```

```
reg4 <- lm(wage~female + educ+ exper + tenure)
```

```
summary(reg4)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = wage ~ female + educ + exper + tenure)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -7.7675 -1.8080 -0.4229  1.0467 14.0075
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.56794     0.72455  -2.164  0.0309 *
## female      -1.81085     0.26483  -6.838 2.26e-11 ***
## educ         0.57150     0.04934  11.584 < 2e-16 ***
## exper        0.02540     0.01157   2.195  0.0286 *
## tenure       0.14101     0.02116   6.663 6.83e-11 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.958 on 521 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.3635, Adjusted R-squared:  0.3587
## F-statistic: 74.4 on 4 and 521 DF, p-value: < 2.2e-16
```

- La hipótesis es que saber si el coeficiente de female es menor a cero
- Se nota que es menor,



- Tomando en cuenta, educacion experiencia y edad, en promedio a la mujer le pagan 1.81 menos

## RLM: Educación con insumos

Abrir los datos gpa1.xls. Correr los modelos.

- ¿Afecta el promedio el tener o no una computadora?

```
library(XLConnect)
wk <- loadWorkbook("GPA1.xls")
datosgpa <- readWorksheet(wk, sheet="GPA1",header=FALSE)

names(datosgpa) <- c("age", "soph", "junior", "senior", "senior5", "male", "campus", "business")
attach(datosgpa)
```

Realizamos la regresión lineal:

```
reg4 <- lm(colGPA ~ PC )
summary(reg4)

##
## Call:
## lm(formula = colGPA ~ PC)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.95893 -0.25893  0.01059  0.31059  0.84107
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  2.98941    0.03950  75.678  <2e-16 ***
## PC           0.16952    0.06268   2.704   0.0077 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3642 on 139 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.04999,    Adjusted R-squared:  0.04315
## F-statistic: 7.314 on 1 and 139 DF,  p-value: 0.007697

reg5 <- lm(colGPA~ PC + hsGPA + ACT)
summary(reg5)

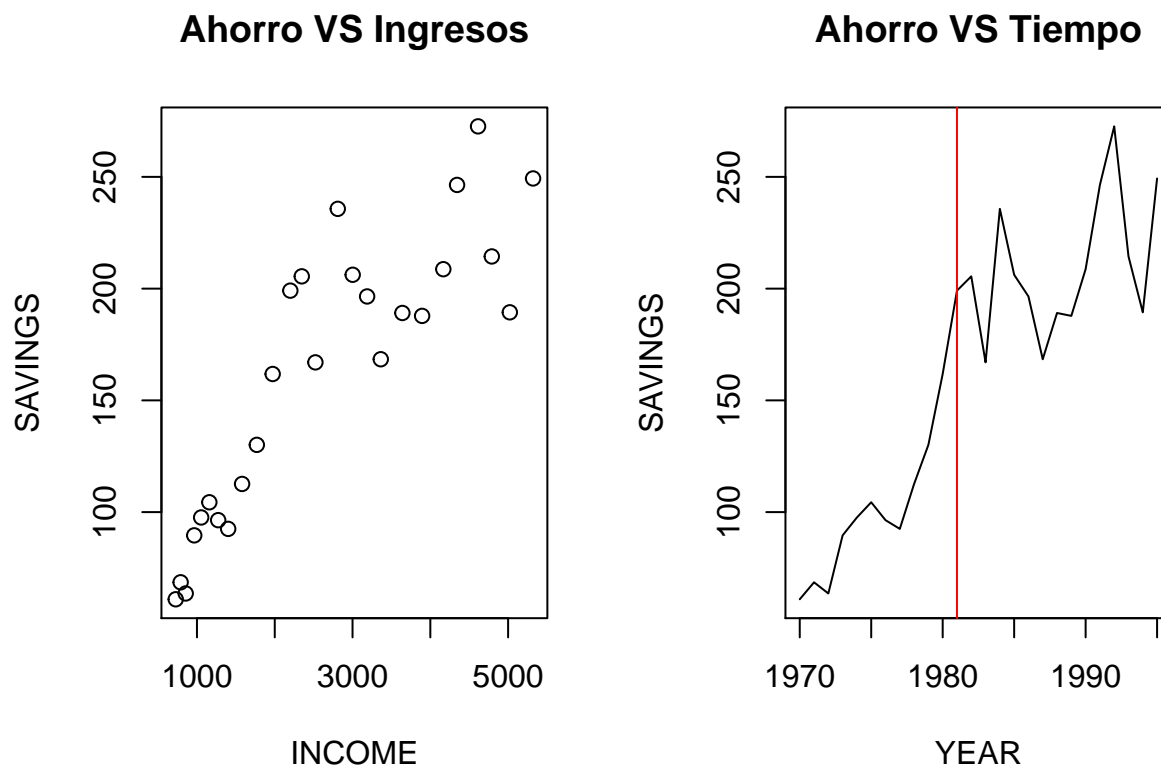
##
## Call:
## lm(formula = colGPA ~ PC + hsGPA + ACT)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.7901 -0.2622 -0.0107  0.2334  0.7570
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.263520    0.333126   3.793 0.000223 ***
## PC           0.157309    0.057287   2.746 0.006844 **
## hsGPA        0.447242    0.093647   4.776 4.54e-06 ***
## ACT          0.008659    0.010534   0.822 0.412513
```

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3325 on 137 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2194, Adjusted R-squared:  0.2023
## F-statistic: 12.83 on 3 and 137 DF,  p-value: 1.932e-07
```

## RLM: Cambio estructural

Abrir los datos 8.9. Veamos las variables gráficamente:

```
## [1] "YEAR"      "SAVINGS" "INCOME"
par(mfrow = c(1,2))
plot(INCOME,SAVINGS,main="Ahorro VS Ingresos")
plot(YEAR,SAVINGS,main="Ahorro VS Tiempo",t="l")
abline(v=1981,col="red")
```



```
par(mfrow = c(1,1))
```

¿Hubo algún cambio en la relación entre ingreso y ahorro en el 80?

- Hay varias formas de hacer la prueba, la mas facil es mediante variables dicotómicas

```
ajuste_chow <- lm(SAVINGS~INCOME)
summary(ajuste_chow)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = SAVINGS ~ INCOME)
##
## Residuals:
```

```
##      Min      1Q  Median      3Q      Max
## -62.236 -21.208  -9.271  18.726  67.399
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 62.422671  12.760749   4.892 5.47e-05 ***
## INCOME      0.037679   0.004237   8.894 4.61e-09 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 31.12 on 24 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7672, Adjusted R-squared:  0.7575
## F-statistic: 79.1 on 1 and 24 DF,  p-value: 4.607e-09
```

```
cambio <- (YEAR>1981)*1
```

```
ajuste_chow <- lm(SAVINGS~INCOME+cambio)
summary(ajuste_chow)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = SAVINGS ~ INCOME + cambio)
##
## Residuals:
##      Min      1Q  Median      3Q      Max
## -53.053 -20.645  -4.828  15.793  69.159
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 71.705871  13.545668   5.294 2.26e-05 ***
## INCOME      0.026468   0.007925   3.340 0.00285 **
## cambio      37.833470  22.905072   1.652 0.11217
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 30.06 on 23 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7919, Adjusted R-squared:  0.7738
## F-statistic: 43.76 on 2 and 23 DF,  p-value: 1.446e-08
```

Veamos el modelo en términos de interacciones y la matriz de diseño:

```
ajuste_chow1 <- lm(SAVINGS~INCOME+cambio+INCOME*cambio, x = TRUE)
summary(ajuste_chow1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = SAVINGS ~ INCOME + cambio + INCOME * cambio, x = TRUE)
##
## Residuals:
##      Min      1Q  Median      3Q      Max
## -38.729 -14.777  -1.398  11.689  50.535
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   1.01612   20.16483   0.050 0.960266
## INCOME        0.08033    0.01450   5.541 1.44e-05 ***
```

```
## cambio          152.47855   33.08237   4.609 0.000136 ***
## INCOME:cambio  -0.06547    0.01598  -4.096 0.000477 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 23.15 on 22 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8819, Adjusted R-squared:  0.8658
## F-statistic: 54.78 on 3 and 22 DF,  p-value: 2.268e-10
ajuste_chow1$x
```

```
##      (Intercept) INCOME cambio INCOME:cambio
## 1           1  727.1         0             0.0
## 2           1  790.2         0             0.0
## 3           1  855.3         0             0.0
## 4           1  965.0         0             0.0
## 5           1 1054.2         0             0.0
## 6           1 1159.2         0             0.0
## 7           1 1273.0         0             0.0
## 8           1 1401.4         0             0.0
## 9           1 1580.1         0             0.0
## 10          1 1769.5         0             0.0
## 11          1 1973.3         0             0.0
## 12          1 2200.2         0             0.0
## 13          1 2347.3         1          2347.3
## 14          1 2522.4         1          2522.4
## 15          1 2810.0         1          2810.0
## 16          1 3002.0         1          3002.0
## 17          1 3187.6         1          3187.6
## 18          1 3363.1         1          3363.1
## 19          1 3640.8         1          3640.8
## 20          1 3894.5         1          3894.5
## 21          1 4166.8         1          4166.8
## 22          1 4343.7         1          4343.7
## 23          1 4613.7         1          4613.7
## 24          1 4790.2         1          4790.2
## 25          1 5021.7         1          5021.7
## 26          1 5320.8         1          5320.8
## attr("assign")
## [1] 0 1 2 3
```