Clase 8 y 9. Modelos lineales

Simoneta Negrete Yankelevich

R.1

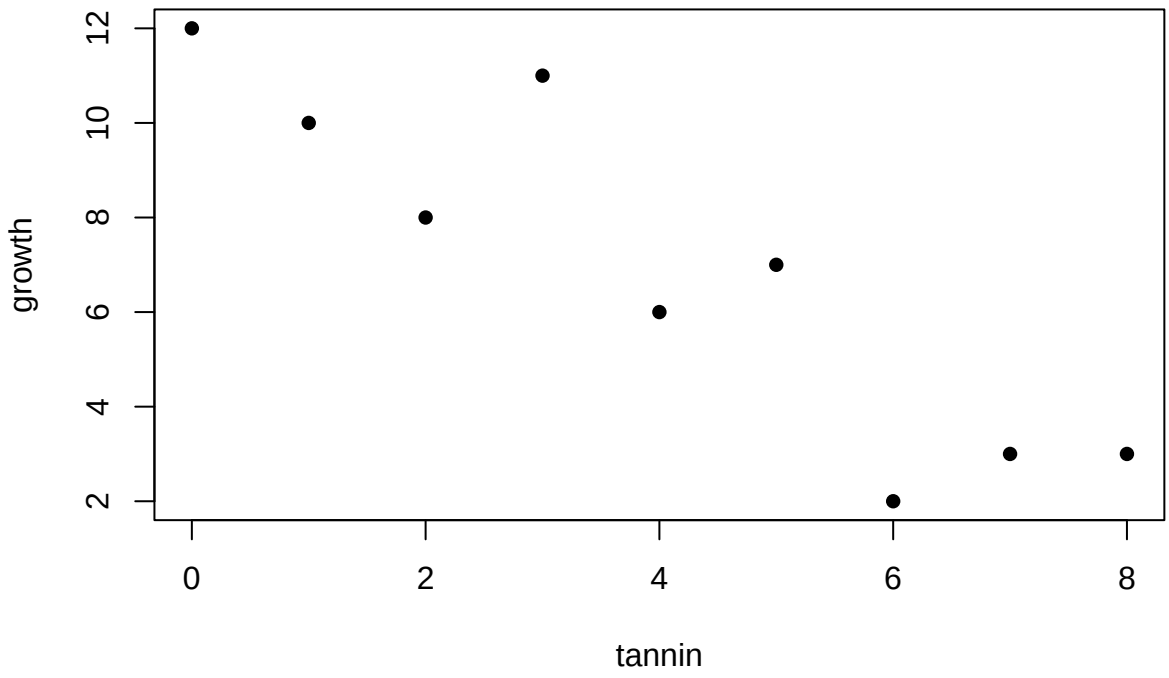
Llamo los datos, los coloco en un dataframe y convierto las columnas en variables

```
reg.data<-read.table("tannin.txt",header=T)

attach(reg.data)

names(reg.data)
```

```
## [1] "growth" "tannin"
```

Gráfico

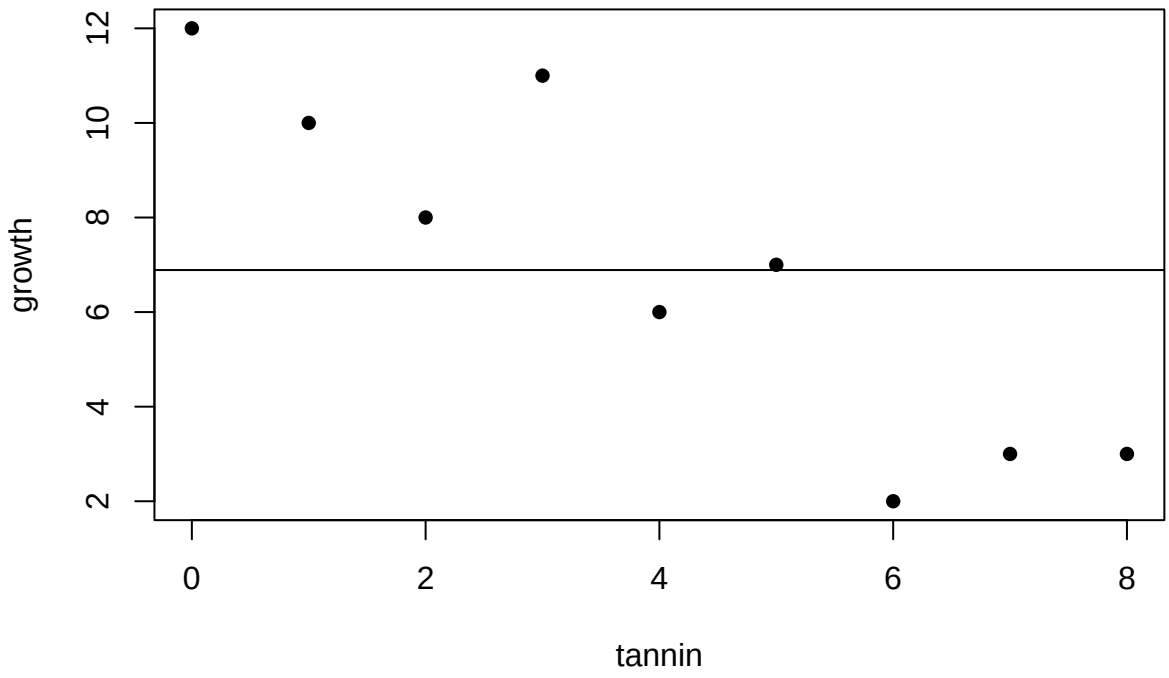
```
par(mfrow=c(1,1))

plot(tannin,growth,pch=16)
```



¿La tendencia de la variable de respuesta es a incrementar o a disminuir con la explicatoria? tendencia a disminuir

¿Es factible que los datos sean explicados por una línea horizontal? H0.

```
plot(tannin,growth,pch=16)
abline(mean(growth),0)
```



La H0 no parece factible, entonces b es probablemente dif de 0 y negativa

¿Si existe una tendencia es recta o curva? relación recta, entonces proponemos el modelo $y = a + bx + e$

¿La dispersión de los datos es uniforme a lo largo de la línea o cambia sistemáticamente con la variable explicatoria?. Dispersión muy uniforme, la ordenada al origen es dif de 0 entonces a es prob mayor que 0.

¿A ojo cuales son los valores de a y b? Como podemos hacer este proceso sistemático y preciso?

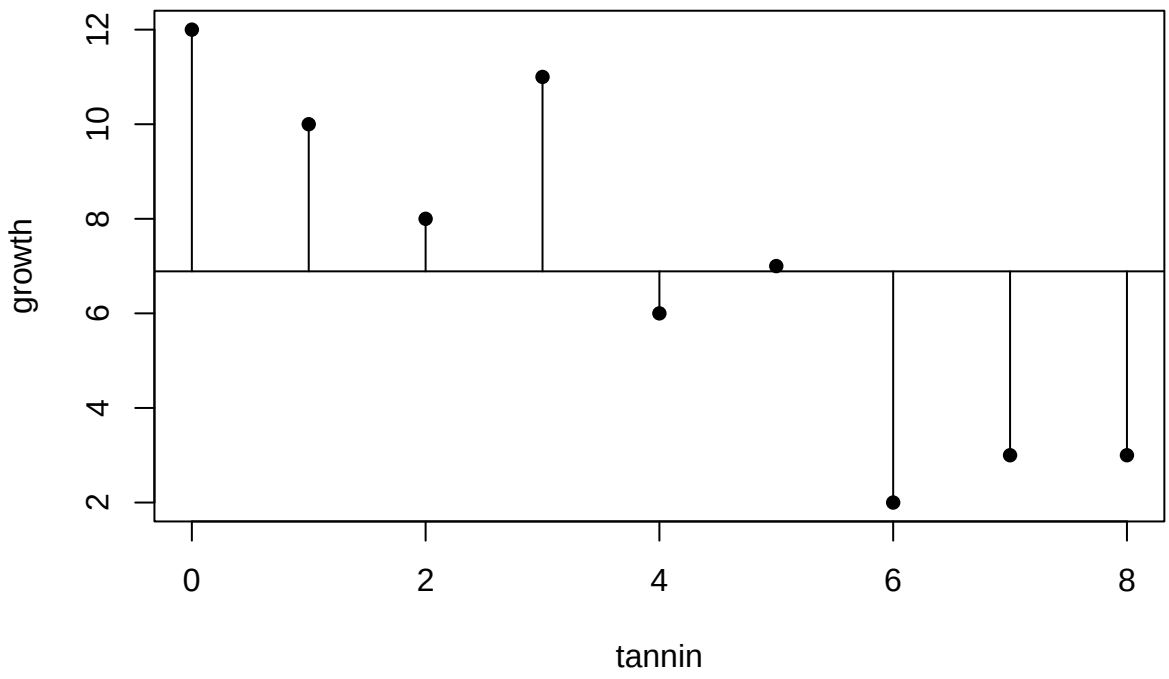
C.1

R.2

Y la variación total de y es la dispersión de los datos alrededor de y barra.

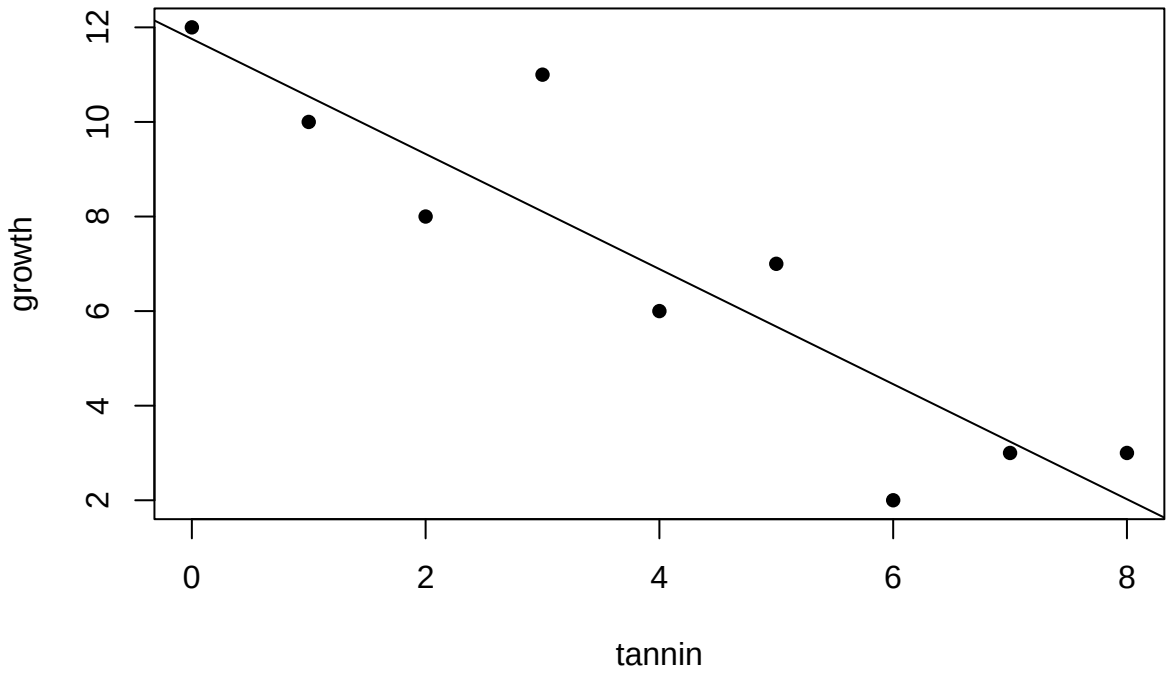
La Suma de Cuadrados Total es $SCT = \sum(y - \overline{y})^2$

```
plot(tannin,growth,pch=16)
abline(mean(growth),0)
for (i in 1:9) lines(c(tannin[i],tannin[i]),c(growth[i],mean(growth)))
```

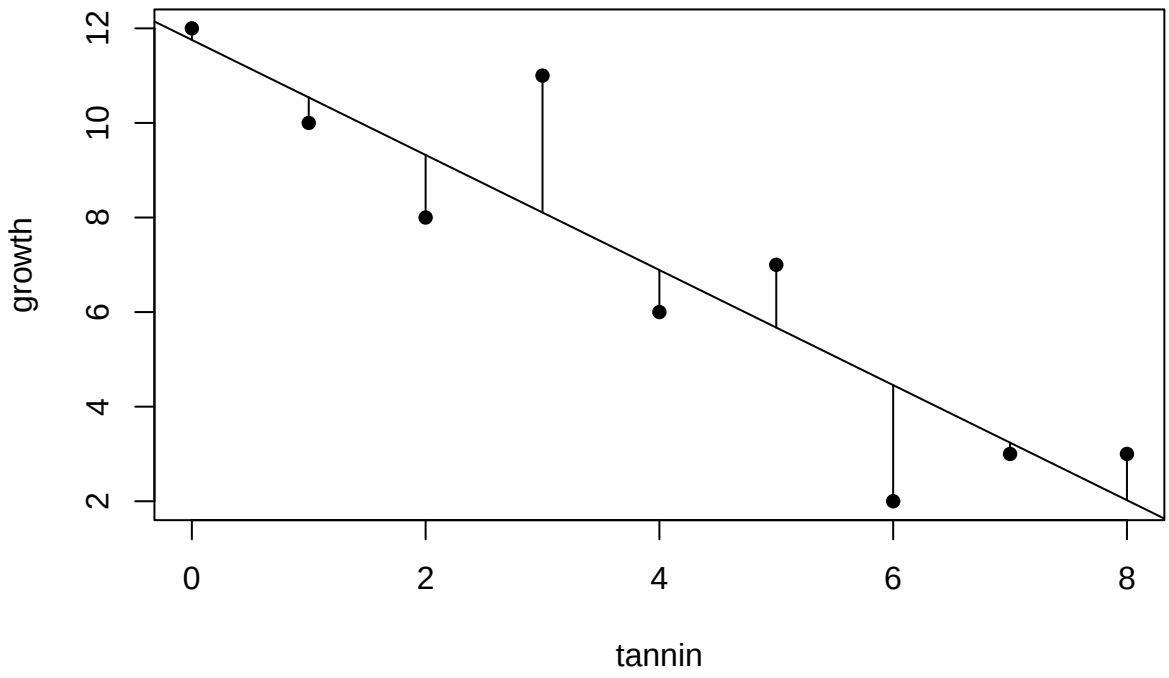


La mejor recta ajustada por el método de mínimos cuadrados es aquella que minimiza la Suma de Cuadrados de las desviaciones de los valores de y de la línea ajustada $\hat{y}$, $SCE = \sum(y - \hat{y})^2$

```
plot(tannin,growth,pch=16)
abline(lm(growth~tannin))
```




```
ysomb <- predict(lm(growth ~ tannin))
plot(tannin,growth,pch=16)
abline(lm(growth~tannin))
for(i in 1:9) lines(c(tannin[i], tannin[i]), c(growth[i], ysomb[i]))
```



C.2

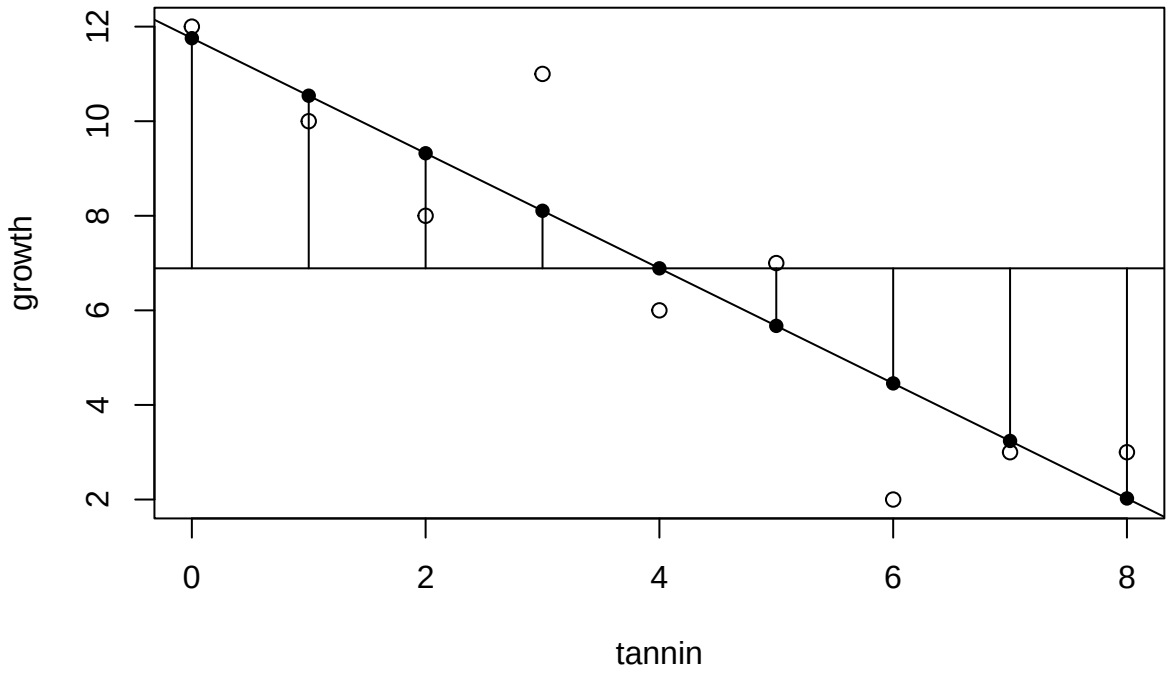
R.3

Ahora bien, una tercera cantidad es la Suma de Cuadrados de la Regresión (es decir del efecto de la variable predictora)

$$SCR = SCTotal - SCError$$

```
plot(tannin, growth, type = "n")
abline(mean(growth), 0)
```

```r
modelito <- lm(growth ~ tannin)
abline(modelito)
for(i in 1:9) lines(c(tannin[i], tannin[i]), c(mean(growth), predict(modelito)[i]))
points(tannin,predict(modelito), pch = 16)
points(tannin, growth)
```



C.3

R.4

Empezamos a ajustar los modelos: modelo nulo - solo la media

```r
Nulo <- lm(growth ~ 1)
names(Nulo)
```

```
##  [1] "coefficients"  "residuals"     "effects"       "rank"
##  [5] "fitted.values" "assign"        "qr"            "df.residual"
##  [9] "call"          "terms"         "model"
```

```r
anova(Nulo)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: growth
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Residuals  8 108.89  13.611
```

```r
Nulo$df.residual
```

```
## [1] 8
```

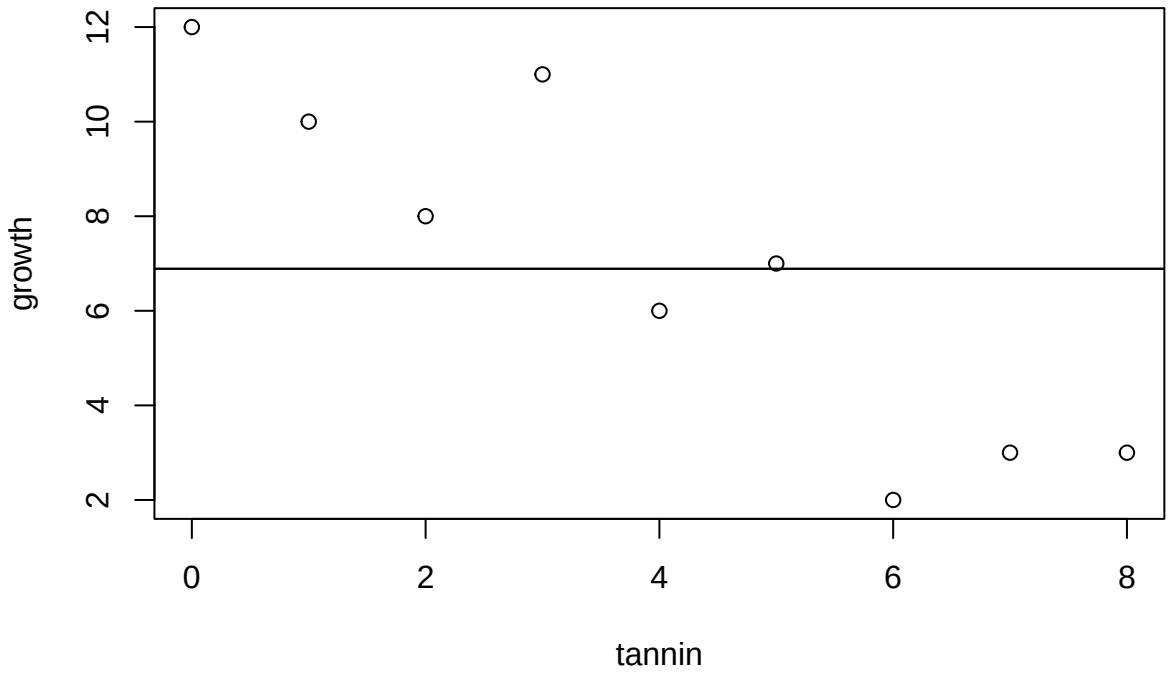
```r
Nulo$coefficients
```

```
## (Intercept)
##    6.888889
```

```r
Nulo$fitted.values
```

```
##        1        2        3        4        5        6        7        8
## 6.888889 6.888889 6.888889 6.888889 6.888889 6.888889 6.888889 6.888889
##        9
## 6.888889
```

```
plot(tannin, growth)

abline(a=Nulo$coe, b=0)

abline(Nulo$coe, 0)
```



Es decir solo se ha ajustado la media que no ofrece información importante

Agregamos el efecto del tannin

```
Tanino <- update(Nulo, . ~ . + tannin)

Tanino
```

```
##
## Call:
## lm(formula = growth ~ tannin)
##
```

```
## Coefficients:
## (Intercept)       tannin
##      11.756       -1.217
```

```
anova(Tanino)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: growth
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## tannin     1 88.817  88.817  30.974 0.0008461 ***
## Residuals  7 20.072   2.867
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Tanino$coefficients
```

```
## (Intercept)      tannin
##   11.755556   -1.216667
```

```
summary(Tanino)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = growth ~ tannin)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
```

```
## -2.4556 -0.8889 -0.2389  0.9778  2.8944
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  11.7556     1.0408  11.295 9.54e-06 ***
## tannin       -1.2167     0.2186  -5.565 0.000846 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.693 on 7 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8157, Adjusted R-squared:  0.7893
## F-statistic: 30.97 on 1 and 7 DF,  p-value: 0.0008461
```

O bien pedimos la secuencia de ajustes, que produce estos cambios en devianza

```
anova(Nulo, Tanino)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: growth ~ 1
## Model 2: growth ~ tannin
##   Res.Df     RSS Df Sum of Sq      F    Pr(>F)
## 1      8 108.889
## 2      7  20.072  1    88.817 30.974 0.0008461 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
summary(Tanino)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = growth ~ tannin)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.4556 -0.8889 -0.2389  0.9778  2.8944
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  11.7556     1.0408  11.295 9.54e-06 ***
## tannin       -1.2167     0.2186  -5.565 0.000846 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.693 on 7 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8157, Adjusted R-squared:  0.7893
## F-statistic: 30.97 on 1 and 7 DF,  p-value: 0.0008461
```

Si queremos, podemos guardar los valores ajustados y los residuales en la base de datos:

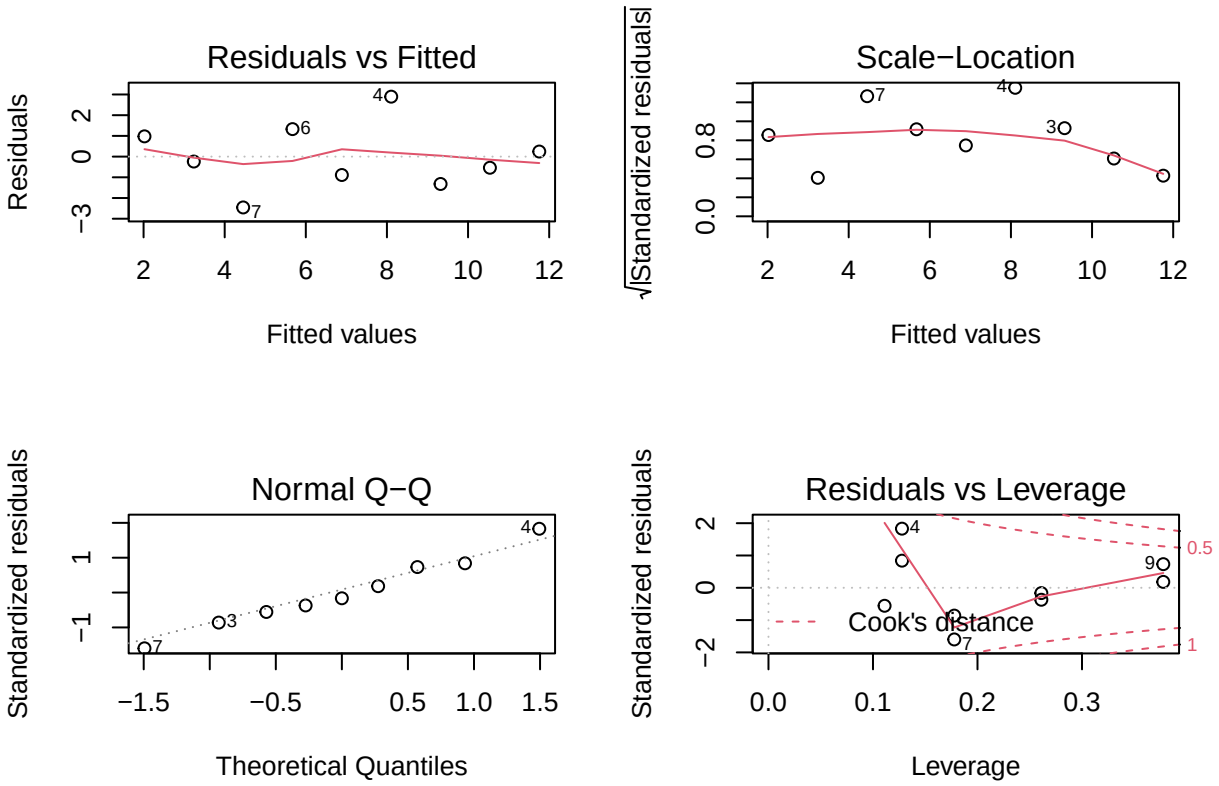
```
reg.data$ajustados <- fitted.values(Tanino)
reg.data$residuales <- residuals(Tanino)
reg.data
```

```
##   growth tannin ajustados residuales
```

```
## 1     12      0 11.755556  0.2444444
## 2     10      1 10.538889 -0.5388889
## 3      8      2  9.322222 -1.3222222
## 4     11      3  8.105556  2.8944444
## 5      6      4  6.888889 -0.8888889
## 6      7      5  5.672222  1.3277778
## 7      2      6  4.455556 -2.4555556
## 8      3      7  3.238889 -0.2388889
## 9      3      8  2.022222  0.9777778
```

Para inspeccionar qué tan bueno es el modelo existen algunos recursos gráficos donde se examinan la distribución de los residuales y los puntos extremos que que pueden "cargar" el valor numérico de los parámetros:

```
par(mfcol=c(2,2))
plot(Tanino)
```



Examinamos un modelo sin el dato extremo:

```
Sindat7 <- lm(growth[-7] ~ tannin[-7])

summary(Sindat7)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = growth[-7] ~ tannin[-7])
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -1.4549 -0.9572 -0.1622  0.4572  2.6622
##
## Coefficients:
```

```
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  11.6892     0.8963  13.042 1.25e-05 ***
## tannin[-7]   -1.1171     0.1956  -5.712  0.00125 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.457 on 6 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8446, Adjusted R-squared:  0.8188
## F-statistic: 32.62 on 1 and 6 DF,  p-value: 0.001247
```

No ganamos gran cosa

Para predecir valores usamos:

```
predict(Tanino, list(tannin =7.5))
```

```
##        1
## 2.630556
```

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

```
## [1] "i"        "modelito" "Nulo"     "reg.data" "Sindat7"  "Tanino"   "ysomb"
```

```
rm(list=ls(all=TRUE))
```

Fin