Act3 Regresion Multiple

Andrés Villarreal González

2024-09-19

Regresión Multiple

Leyendo los datos

```
data <- read.csv("AlCorte.csv")
```

Medidas principales y gráficos

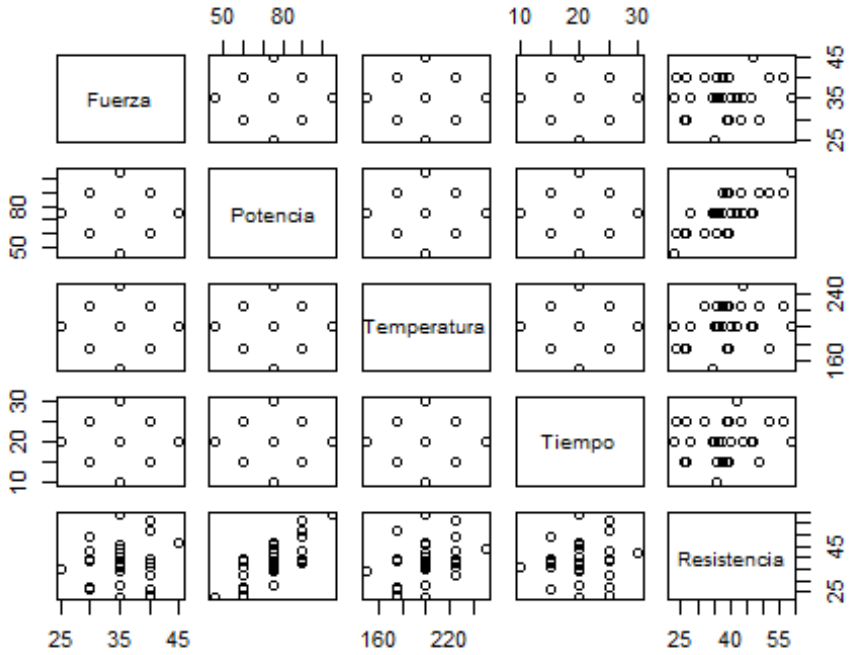
```
summary(data)
```

```
##      Fuerza      Potencia    Temperatura      Tiempo    Resistencia   
##  Min.   :25   Min.   : 45   Min.   :150   Min.   :10   Min.   :22.70  
##  1st Qu.:30   1st Qu.: 60   1st Qu.:175   1st Qu.:15   1st Qu.:34.67  
##  Median :35   Median : 75   Median :200   Median :20   Median :38.60  
##  Mean   :35   Mean   : 75   Mean   :200   Mean   :20   Mean   :38.41  
##  3rd Qu.:40   3rd Qu.: 90   3rd Qu.:225   3rd Qu.:25   3rd Qu.:42.70  
##  Max.   :45   Max.   :105   Max.   :250   Max.   :30   Max.   :58.70
```

```
cor(data)
```

```
##                Fuerza  Potencia Temperatura    Tiempo Resistencia
## Fuerza      1.0000000 0.0000000   0.0000000 0.0000000   0.1075208
## Potencia    0.0000000 1.0000000   0.0000000 0.0000000   0.7594185
## Temperatura 0.0000000 0.0000000   1.0000000 0.0000000   0.3293353
## Tiempo      0.0000000 0.0000000   0.0000000 1.0000000   0.1312262
## Resistencia 0.1075208 0.7594185   0.3293353 0.1312262   1.0000000
```

```
pairs(data)
```



Modelo y analisis del modelo

```
modelo <- lm(Resistencia ~ Fuerza + Potencia + Temperatura + Tiempo, data
= data)
summary(modelo)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Resistencia ~ Fuerza + Potencia + Temperatura +
##     Tiempo, data = data)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -11.0900  -1.7608  -0.3067   2.4392   7.5933
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -37.47667   13.09964  -2.861  0.00841 **
## Fuerza        0.21167    0.21057   1.005  0.32444
## Potencia      0.49833    0.07019   7.100 1.93e-07 ***
## Temperatura   0.12967    0.04211   3.079  0.00499 **
## Tiempo        0.25833    0.21057   1.227  0.23132
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.158 on 25 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.714,  Adjusted R-squared:  0.6682
## F-statistic:  15.6 on 4 and 25 DF,  p-value: 1.592e-06
```

```r
step(modelo, direction = "backward")
```

```
## Start:  AIC=102.96
## Resistencia ~ Fuerza + Potencia + Temperatura + Tiempo
##
##               Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - Fuerza       1     26.88  692.00 102.15
## - Tiempo       1     40.04  705.16 102.72
## <none>                      665.12 102.96
## - Temperatura  1    252.20  917.32 110.61
## - Potencia     1   1341.01 2006.13 134.08
##
## Step:  AIC=102.15
## Resistencia ~ Potencia + Temperatura + Tiempo
##
##               Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - Tiempo       1     40.04  732.04 101.84
## <none>                      692.00 102.15
## - Temperatura  1    252.20  944.20 109.47
## - Potencia     1   1341.02 2033.02 132.48
##
## Step:  AIC=101.84
## Resistencia ~ Potencia + Temperatura
##
##               Df Sum of Sq     RSS    AIC
## <none>                      732.04 101.84
## - Temperatura  1     252.2  984.24 108.72
## - Potencia     1    1341.0 2073.06 131.07

##
## Call:
## lm(formula = Resistencia ~ Potencia + Temperatura, data = data)
##
## Coefficients:
## (Intercept)     Potencia  Temperatura
##    -24.9017       0.4983       0.1297
```

1. Significación del modelo global:

El modelo ajustado tiene un valor p global de p=1.592×10^−6, lo que significa que el modelo es estadísticamente significativo. Esto indica que al menos una de las variables predictoras tiene un efecto significativo en la variable de respuesta, Resistencia. Además, el valor de R^2 ajustado es 0.6682, lo que implica que el modelo explica aproximadamente el 67% de la variabilidad total de la resistencia al corte. Este es un porcentaje relativamente alto, lo que sugiere que el modelo tiene un buen ajuste.

2. Economía de las variables:

En el modelo inicial, se consideraron cuatro variables: Fuerza, Potencia, Temperatura y Tiempo. Después de realizar la selección de variables mediante el proceso de eliminación hacia atrás (backward elimination), se encontraron que las variables

Fuerza y Tiempo no contribuyen significativamente al modelo y fueron eliminadas. El modelo final incluye solo dos variables predictoras: Potencia y Temperatura. Este modelo es más económico ya que utiliza menos variables, reduciendo el número de parámetros innecesarios, lo que es favorable para evitar el sobreajuste y mejorar la interpretabilidad.

3. Significación global (Prueba F):

El valor de la prueba F del modelo inicial fue de 15.6 con un valor p de p=1.592×10^−6. Esto indica que el modelo, en su conjunto, es altamente significativo. Esta prueba evalúa si al menos una de las variables predictoras está relacionada con la variable de respuesta (Resistencia). El valor p extremadamente bajo confirma que el modelo tiene un efecto significativo sobre la resistencia al corte.

4. Significación individual:

-Intercepto: p=0.00841, lo que indica que el intercepto es significativamente diferente de cero.

-Fuerza: p=0.32444, no significativa, por lo tanto fue eliminada del modelo final.

-Potencia: p=1.93×10^−7, altamente significativa, lo que indica que Potencia es una variable importante para predecir la resistencia al corte.

-Temperatura: p=0.00499, también significativa, lo que indica que Temperatura tiene un efecto relevante sobre la resistencia.

-Tiempo: p=0.23132, no significativa, fue eliminada del modelo.

En el modelo final, las dos variables predictoras (Potencia y Temperatura) son estadísticamente significativas, y sus coeficientes tienen valores p menores a 0.05, lo que confirma su relevancia.

5. Variación explicada por el modelo:

El R-cuadrado ajustado de 0.6682 indica que el 67% de la variación en la resistencia al corte es explicada por las variables Potencia y Temperatura en el modelo final. Esto significa que el modelo logra capturar una parte significativa de la variabilidad observada en la resistencia al corte, lo que lo hace efectivo para predecir dicha resistencia.

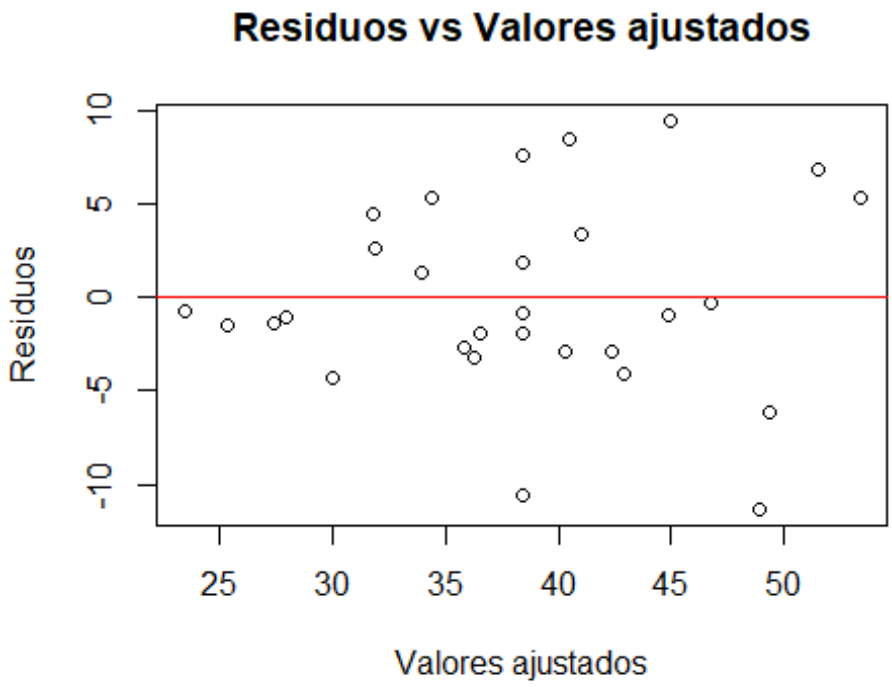
Nuevo modelo solo con Potencia y Temperatura

```
modelo2 <- lm(Resistencia ~ Potencia + Temperatura, data = data)
```

Validez del modelo

Homocedasticidad

```
plot(modelo$fitted.values, residuals(modelo2),
     xlab = "Valores ajustados", ylab = "Residuos",
     main = "Residuos vs Valores ajustados")
abline(h = 0, col = "red")
```

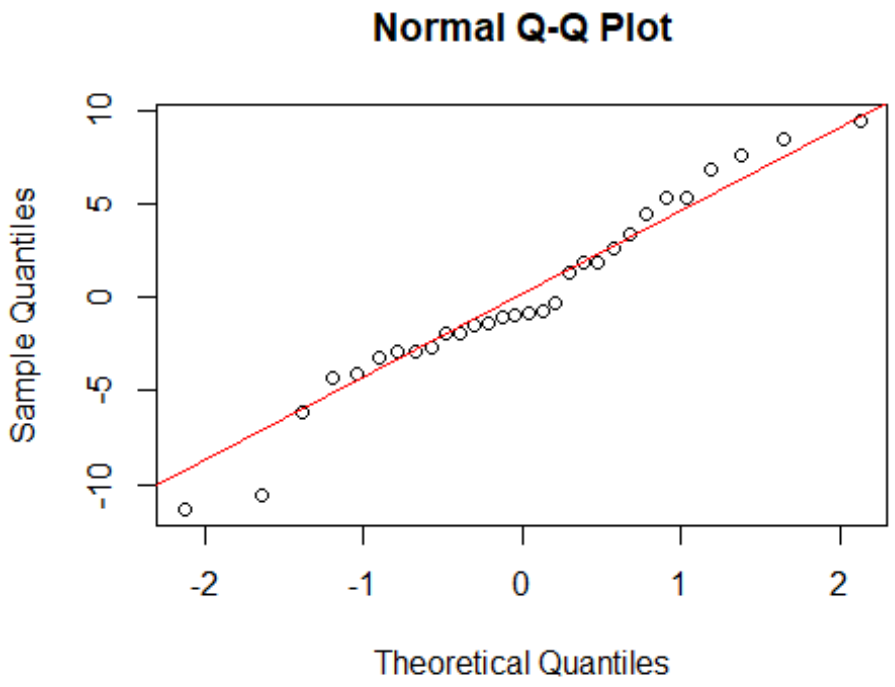



```
library(lmtest)

## Loading required package: zoo

##
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     as.Date, as.Date.numeric

bptest(modelo)

##
##  studentized Breusch-Pagan test
##
## data:  modelo
## BP = 4.2293, df = 4, p-value = 0.3759
```

Debido al valor p mayor a 0.05 se puede decir que los residuos tienen varianza costante

Normalidad de los residuos

```
qqnorm(residuals(modelo2))
qqline(residuals(modelo2), col = "red")
```




```
shapiro.test(residuals(modelo2))

##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  residuals(modelo2)
## W = 0.96588, p-value = 0.4333
```

Debido al valor p mayor a 0.05 se puede concluir que los residuos siguen una distribucion normal.

Independencia

```
library(lmtest)
dwtest(modelo2)

##
##  Durbin-Watson test
##
## data:  modelo2
## DW = 2.3511, p-value = 0.8267
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

El análisis de la prueba de Durbin-Watson sugiere que los residuos del modelo no tienen problemas de autocorrelación y, por lo tanto, la suposición de independencia de los residuos se cumple en este modelo.

Conclusion

El modelo encontrado es sólido y bien ajustado. Potencia y Temperatura son las dos variables clave que explican la resistencia al corte, siendo la potencia el factor más relevante. El modelo proporciona una buena comprensión de cómo estas variables influyen en la resistencia, y puede ser utilizado para predecir la resistencia al corte en función de estas dos variables controlables.

Act 3

Deteccion de datos atipicos

Estandarización extrema de los residuos

```
library(dplyr)
```

```
## Warning: package 'dplyr' was built under R version 4.3.3
```

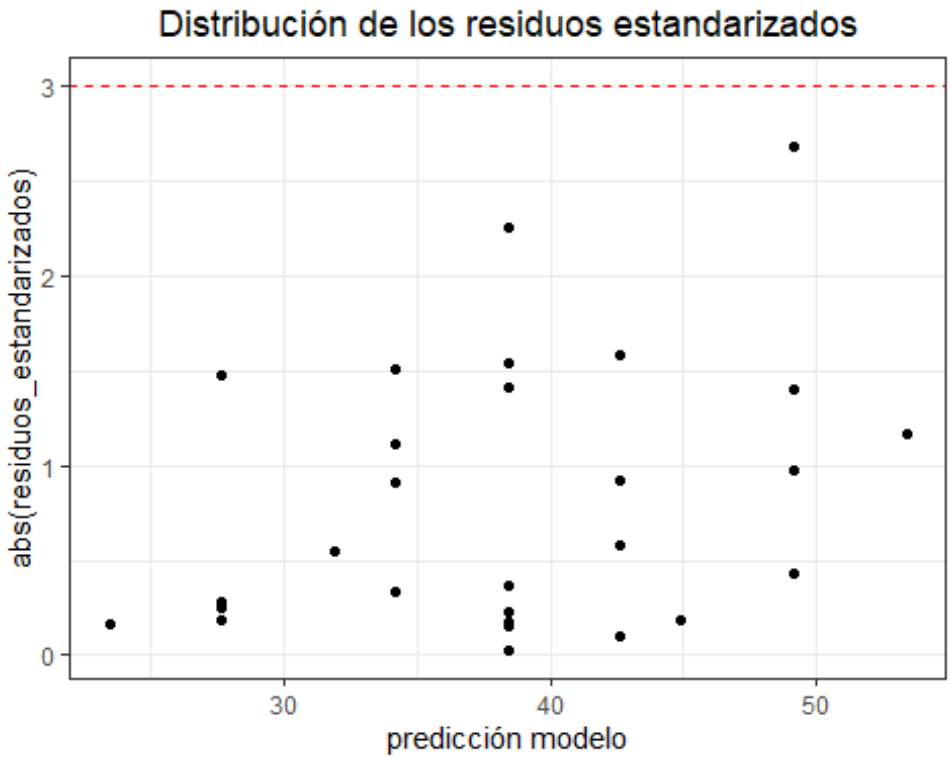
```
##
## Attaching package: 'dplyr'
```

```
## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##     filter, lag
```

```
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     intersect, setdiff, setequal, union
```

```
data$residuos_estandarizados <- rstudent(modelo)
#Introduce una columna en Datos con los residuos estandarizados de los n
datos
```

```
library(ggplot2)
ggplot(data = data, aes(x = predict(modelo2), y =
abs(residuos_estandarizados))) +
geom_hline(yintercept = 3, color = "red", linetype = "dashed") +
# se identifican en rojo observaciones con residuos estandarizados
absolutos > 3
geom_point(aes(color = ifelse(abs(residuos_estandarizados) > 3, 'red',
'black'))) +
scale_color_identity() +
labs(title = "Distribución de los residuos estandarizados", x =
"predicción modelo") +
theme_bw() + theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```



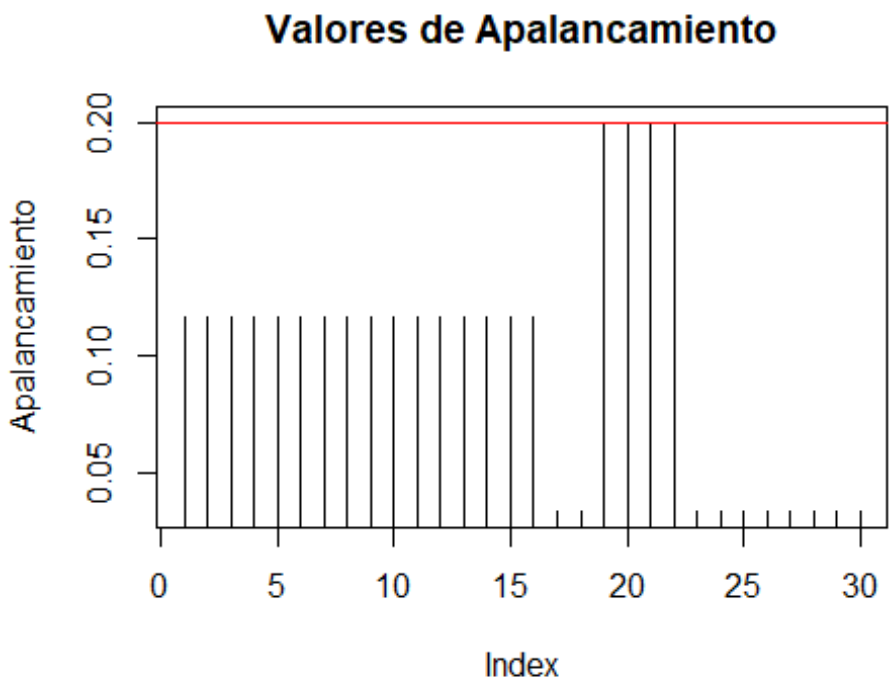

```
Atipicos = which(abs(data$residuos_estandarizados)>3)
data[Atipicos, ]
```

```
## [1] Fuerza                  Potencia                Temperatura
## [4] Tiempo                  Resistencia
residuos_estandarizados
## <0 rows> (or 0-length row.names)
```

Debido a que tenemos un dataframe vacio, se puede concluir que no hay datos atipicos en y

Distancia de Leverage

```
leverage = hatvalues(modelo2)
#Calcula el leverage de los n datos

plot(leverage, type="h", main="Valores de Apalancamiento",
ylab="Apalancamiento")
abline(h = 2*mean(leverage), col="red") # Límite comúnmente usado
```




```
high_leverage_points = which(leverage > 2*mean(leverage))
data[high_leverage_points, ]
```

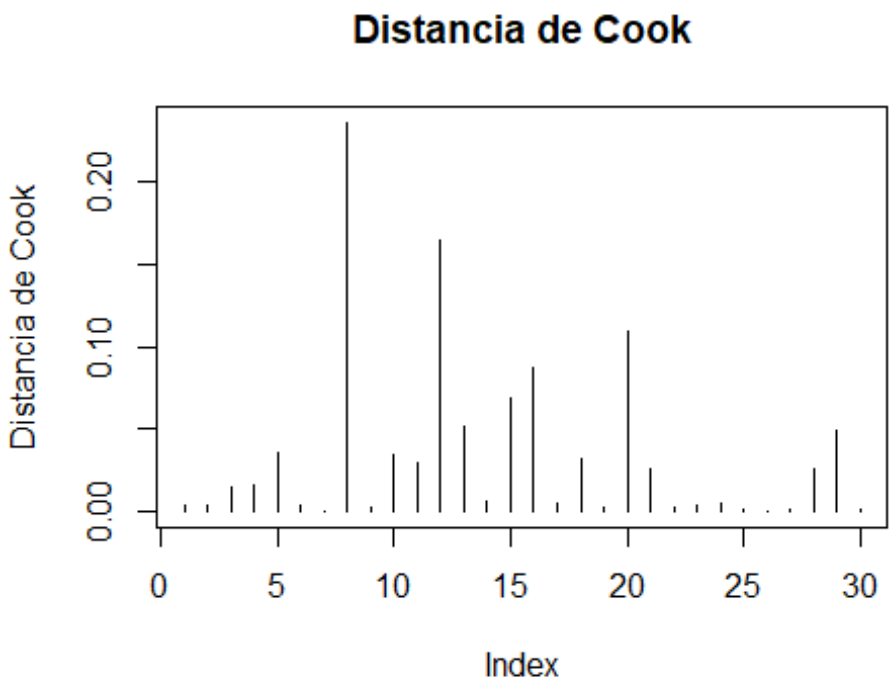
```
##    Fuerza Potencia Temperatura Tiempo Resistencia
residuos_estandarizados
## 19     35       45         200     20        22.7               -
0.1607864
## 20     35      105         200     20        58.7
1.1665391
```

Se han identificado dos puntos de datos con un apalancamiento significativamente alto en el modelo de regresión. Estos puntos de datos tienen una influencia considerable sobre el ajuste del modelo debido a su apalancamiento, que es más del doble del promedio del apalancamiento general del conjunto de datos.

Datos influyentes

Distancia de Cook

```
cooksdistance <- cooks.distance(modelo2)
#Calcula la distancia de Cook de los n datos

plot(cooksdistance, type="h", main="Distancia de Cook", ylab="Distancia
de Cook")
abline(h = 1, col="red") # Límite comúnmente usado
```

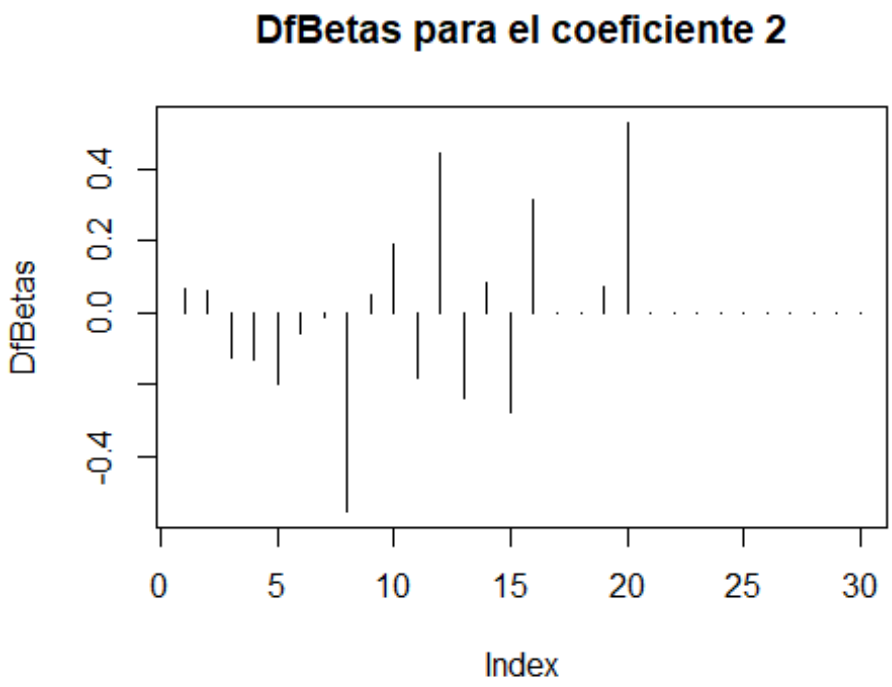



```
puntos_influyentes = which(cooksdistance > 1)
data[puntos_influyentes, ]

## [1] Fuerza                  Potencia                Temperatura
## [4] Tiempo                  Resistencia
residuos_estandarizados
## <0 rows> (or 0-length row.names)
```

No se han encontrado puntos con una distancia de Cook mayor a 1, lo cual sugiere que no hay observaciones que tengan una influencia desproporcionada sobre el ajuste del modelo en términos de Cook's distance.

DfBetas

```
dfbetas_values = dfbetas(modelo2)
#Calcula la DfBeta de los n datos para cada βj

plot(dfbetas_values[, 2], type="h", main="DfBetas para el coeficiente 2",
ylab="DfBetas")
abline(h = c(-1, 1), col="red") # Límites comunes
```

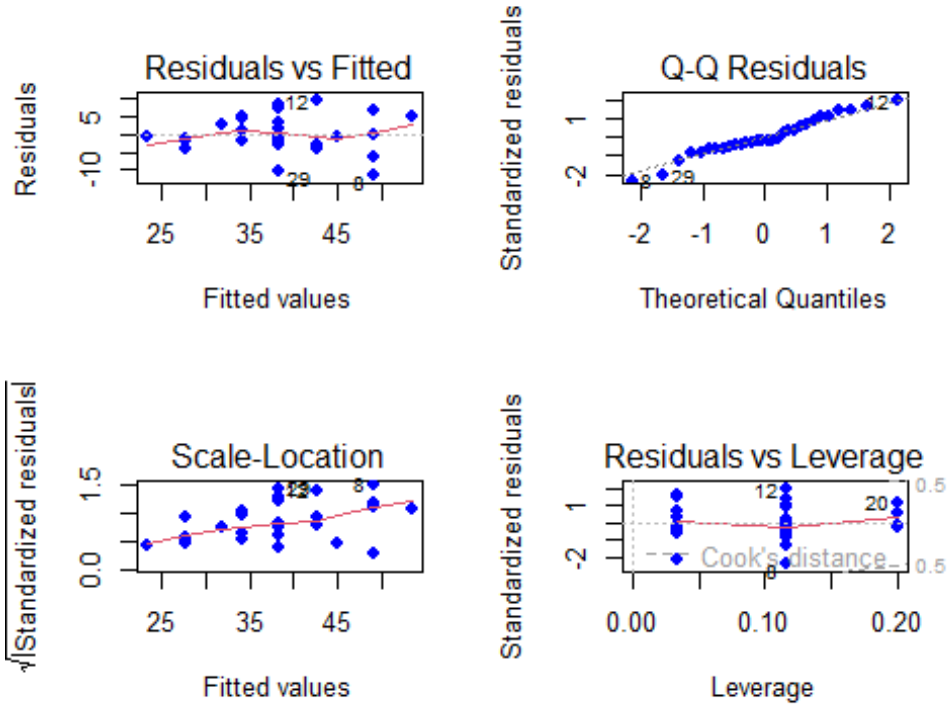



```
puntos_influyentes = which(abs(dfbetas_values[, 2]) > 1)
puntos_influyentes

## named integer(0)
```

El resultado es named integer(0), lo que significa que no se han encontrado puntos influyentes, es decir, no hay valores de DFBETAS que superen el umbral de 1 en la segunda columna de dfbetas_values.

Plot del modelo

```
par(mfrow=c(2, 2))
plot(modelo2, col='blue', pch=19)
```



Conclusion Final

Puntos de alta influencia (apalancamiento): Se identificaron dos puntos de datos con alto apalancamiento, lo que indica que estos puntos tienen una influencia considerable en la forma del modelo debido a su posición en el espacio de predictores. Aunque no presentan residuos estandarizados extremos, su alto apalancamiento sugiere que merecen ser monitoreados, ya que podrían afectar la precisión del modelo si no se manejan adecuadamente.

Distancia de Cook: No se identificaron puntos con una distancia de Cook mayor a 1, lo que sugiere que no hay observaciones que afecten de manera significativa el ajuste general del modelo. Esto es un indicativo de que el modelo no está siendo influenciado de manera desproporcionada por ningún punto individual.

DFBETAS: Ningún punto de datos mostró un valor de DFBETAS mayor a 1 para el segundo predictor, lo que indica que ninguna observación está afectando de manera significativa la estimación de este coeficiente en particular.

Residuos estandarizados: El análisis con los residuos estandarizados (mayores que 3 o menores que -3) no identificó ningún punto atípico, ya que no se encontraron filas que cumplieran con este criterio. Esto sugiere que no hay observaciones atípicas con residuos estandarizados fuera del rango considerado extremo, lo que refuerza la idea de que el modelo está bien ajustado en cuanto a la distribución de los errores.