

A3-Regresión Múltiple-Detección datos atípicos

Nallely Serna

2024-09-24

```
# Cargar los datos
data <- read.csv("AlCorte.csv")

# Ajustar el modelo completo con todas las variables
model <- lm(Resistencia ~ i..Fuerza + Potencia + Temperatura + Tiempo,
data = data)

# Realizar la selección de variables con step() usando AIC
modelo_refinado <- step(model, direction = "both", trace = TRUE)

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

# Ver el resumen del modelo refinado
summary(modelo_refinado)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Resistencia ~ Potencia + Temperatura, data = data)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -11.3233  -2.8067  -0.8483   3.1892   9.4600
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -24.90167    10.07207  -2.472  0.02001 *
## Potencia      0.49833     0.07086   7.033 1.47e-07 ***
## Temperatura   0.12967     0.04251   3.050  0.00508 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.207 on 27 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6852, Adjusted R-squared:  0.6619
## F-statistic: 29.38 on 2 and 27 DF,  p-value: 1.674e-07

modelo_nulo = lm(Resistencia ~ 1, data = data)

modelo_refinado2 = step(modelo_nulo, scope = list(lower = modelo_nulo,
upper = model), direction = "forward")

## Start:  AIC=132.51
## Resistencia ~ 1
##
##              Df Sum of Sq    RSS    AIC
## + Potencia     1   1341.01  984.24 108.72
## + Temperatura   1    252.20 2073.06 131.07
## <none>                          2325.26 132.51
## + Tiempo        1     40.04 2285.22 133.99
## + i..Fuerza     1      26.88 2298.38 134.16
##
## Step:  AIC=108.72
## Resistencia ~ Potencia
##
##              Df Sum of Sq    RSS    AIC
## + Temperatura   1    252.202 732.04 101.84
## <none>                          984.24 108.72
## + Tiempo        1     40.042 944.20 109.47
## + i..Fuerza     1      26.882 957.36 109.89
##
## Step:  AIC=101.84
## Resistencia ~ Potencia + Temperatura
##
##              Df Sum of Sq    RSS    AIC
## <none>                          732.04 101.84
```

```

## + Tiempo      1      40.042 692.00 102.15
## + i..Fuerza   1      26.882 705.16 102.72

n = length(data$Resistencia)
modelo_refinado3 = step(model, direction = "both", k=log(n))

## Start: AIC=109.97
## Resistencia ~ i..Fuerza + Potencia + Temperatura + Tiempo
##
##              Df Sum of Sq      RSS      AIC
## - i..Fuerza    1      26.88   692.00 107.76
## - Tiempo       1      40.04   705.16 108.32
## <none>                                665.12 109.97
## - Temperatura  1     252.20   917.32 116.21
## - Potencia     1    1341.01  2006.13 139.69
##
## Step: AIC=107.76
## Resistencia ~ Potencia + Temperatura + Tiempo
##
##              Df Sum of Sq      RSS      AIC
## - Tiempo       1      40.04   732.04 106.04
## <none>                                692.00 107.76
## + i..Fuerza    1      26.88   665.12 109.97
## - Temperatura  1     252.20   944.20 113.68
## - Potencia     1    1341.01  2033.02 136.69
##
## Step: AIC=106.04
## Resistencia ~ Potencia + Temperatura
##
##              Df Sum of Sq      RSS      AIC
## <none>                                732.04 106.04
## + Tiempo       1      40.04   692.00 107.76
## + i..Fuerza    1      26.88   705.16 108.32
## - Temperatura  1     252.20   984.24 111.52
## - Potencia     1    1341.01  2073.06 133.87

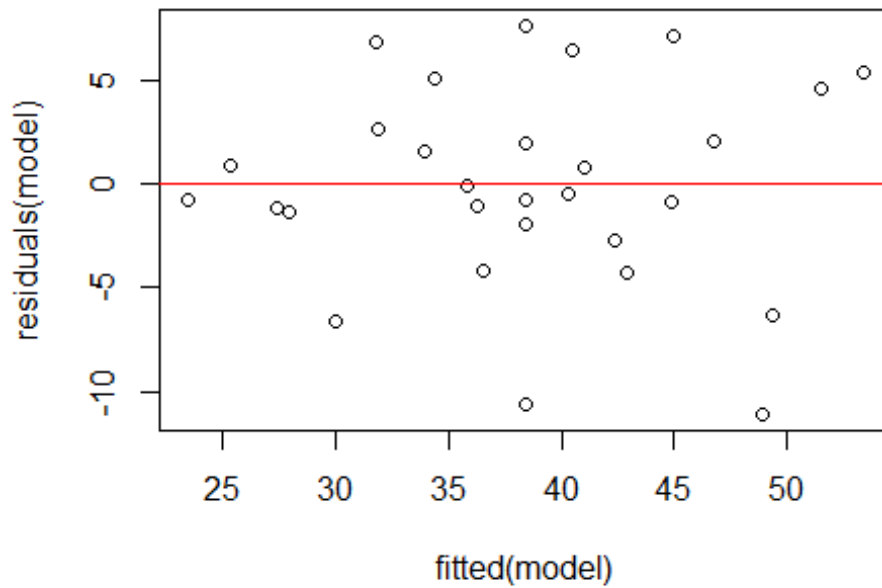
# Verificar la normalidad de los residuos
shapiro.test(residuals(model))

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data: residuals(model)
## W = 0.95583, p-value = 0.2415

# Gráfico de residuos vs valores ajustados (para verificar
# homocedasticidad)
plot(fitted(model), residuals(model), main="Residuos vs Valores
Ajustados")
abline(h = 0, col = "red")

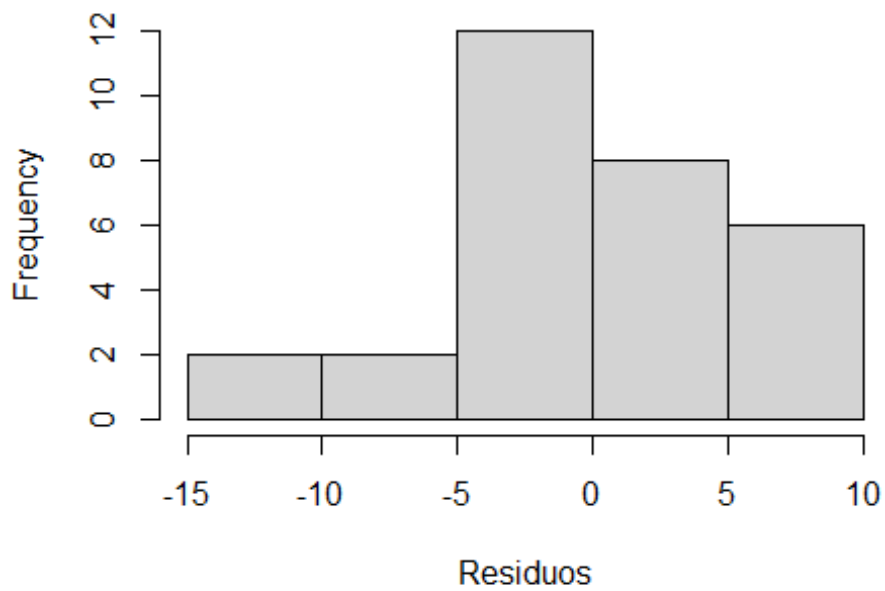
```

Residuos vs Valores Ajustados



```
# Histograma de Los residuos  
hist(residuals(model), main="Histograma de Residuos", xlab="Residuos")
```

Histograma de Residuos



```

# Prueba de independencia de residuos (Durbin-Watson)
library(lmtest)
dwtest(model)

##
## Durbin-Watson test
##
## data: model
## DW = 2.2611, p-value = 0.7917
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

# Calcular el VIF
vif(model)

## i..Fuerza      Potencia Temperatura      Tiempo
##          1          1          1          1

```

Colinealidad (VIF): Los valores de VIF son todos 1, lo que indica que no hay problemas de multicolinealidad entre las variables.

Interpretación de los coeficientes: Aunque las variables Potencia y Temperatura son estadísticamente significativas ($p\text{-valor} < 0.05$), las variables Fuerza y Tiempo no lo son ($p\text{-valor} > 0.05$). Esto significa que estas últimas no tienen un impacto significativo en la resistencia al corte según tu modelo.

Normalidad de los residuos: El valor p del test de Shapiro-Wilk (0.2415) sugiere que no hay evidencia para rechazar la hipótesis de que los residuos siguen una distribución normal.

Independencia de los residuos: La prueba de Durbin-Watson muestra que no hay autocorrelación significativa en los residuos ($p\text{-valor} = 0.7917$), lo que es un buen resultado.

Homocedasticidad: Los puntos están distribuidos de manera uniforme alrededor de 0.

##A3-Regresión Múltiple-Detección datos atípicos

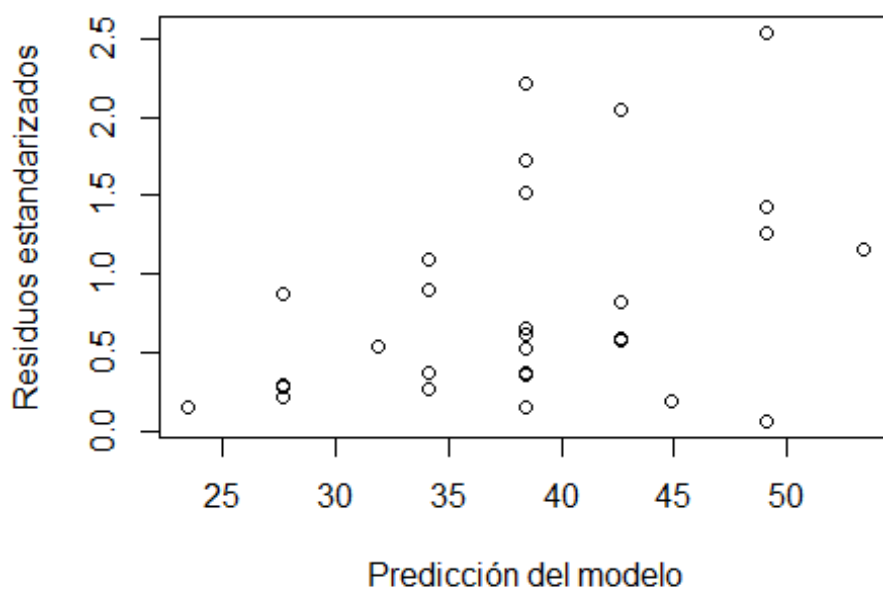
```

# Calcular Los residuos estandarizados
data$residuos_estandarizados <- rstudent(modelo_refinado)

# Gráfico de residuos estandarizados
plot(predict(modelo_refinado), abs(data$residuos_estandarizados),
     main = "Distribución de los residuos estandarizados",
     xlab = "Predicción del modelo", ylab = "Residuos estandarizados")
abline(h = 3, col = "red", lty = 2) # Línea discontinua para residuos >
3

```

Distribución de los residuos estandarizados



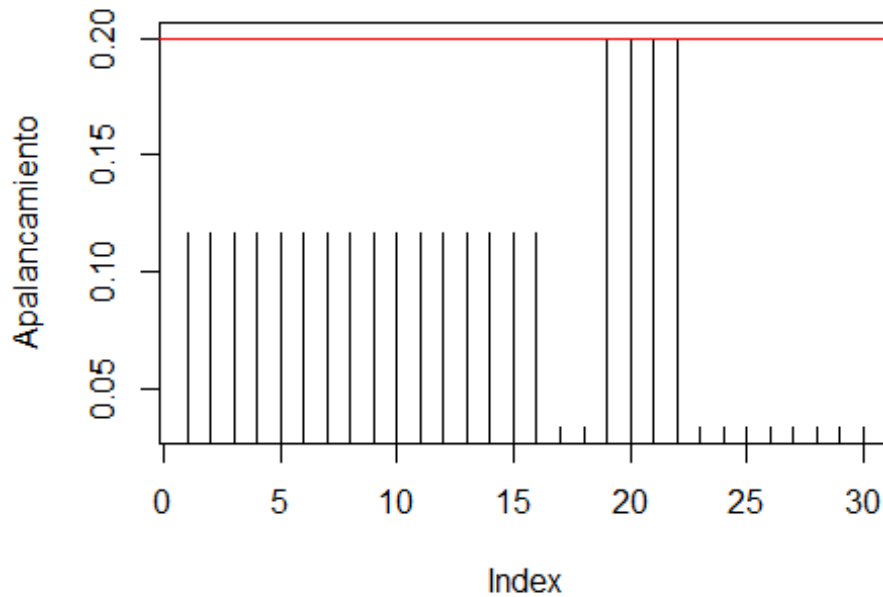
```
# Identificar los puntos atípicos
Atipicos <- which(abs(data$residuos_estandarizados) > 3)
data[Atipicos, ] # Mostrar observaciones con residuos atípicos

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

# Cálculo del Leverage
leverage <- hatvalues(modelo_refinado)

# Gráfico de Leverage
plot(leverage, type = "h", main = "Valores de Apalancamiento", ylab =
"Apalancamiento")
abline(h = 2 * mean(leverage), col = "red") # Límite común para Leverage
```

Valores de Apalancamiento



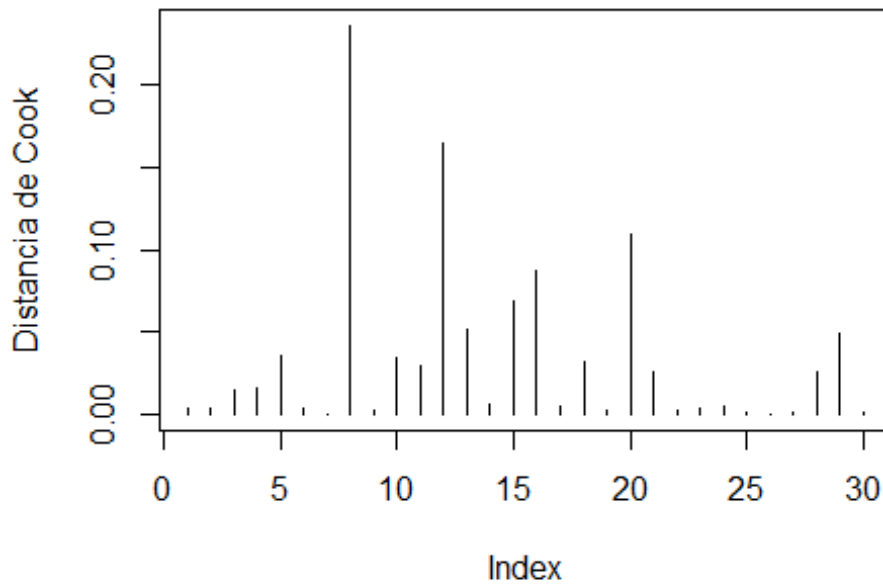
```
# Identificar puntos con alto Leverage
high_leverage_points <- which(leverage > 2 * mean(leverage))
data[high_leverage_points, ] # Mostrar observaciones con alto Leverage

##      i..Fuerza Potencia Temperatura Tiempo Resistencia
residuos_estandarizados
## 19      35      45      200      20      22.7      -
0.159511
## 20      35     105      200      20      58.7
1.154355

# Cálculo de la distancia de Cook
cooks_d <- cooks.distance(modelo_refinado)

# Gráfico de La distancia de Cook
plot(cooks_d, type = "h", main = "Distancia de Cook", ylab = "Distancia de Cook")
abline(h = 1, col = "red") # Límite común para la distancia de Cook
```

Distancia de Cook



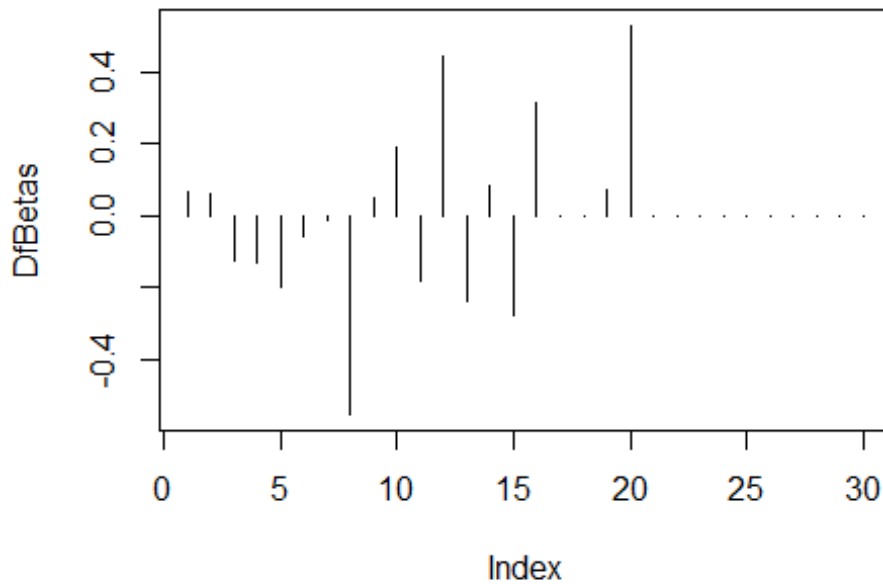
```
# Identificar puntos influyentes según la distancia de Cook
puntos_influyentes <- which(cooksd > 1)
data[puntos_influyentes, ] # Mostrar observaciones influyentes

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

# Cálculo de DfBetas para cada coeficiente
dfbetas_values <- dfbetas(modelo_refinado)

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


DfBetas para el coeficiente 2



```
# Identificar puntos influyentes según DfBetas para el coeficiente 2
puntos_influyentes_dfbeta <- which(abs(dfbetas_values[, 2]) > 1)
data[puntos_influyentes_dfbeta, ] # Mostrar observaciones influyentes

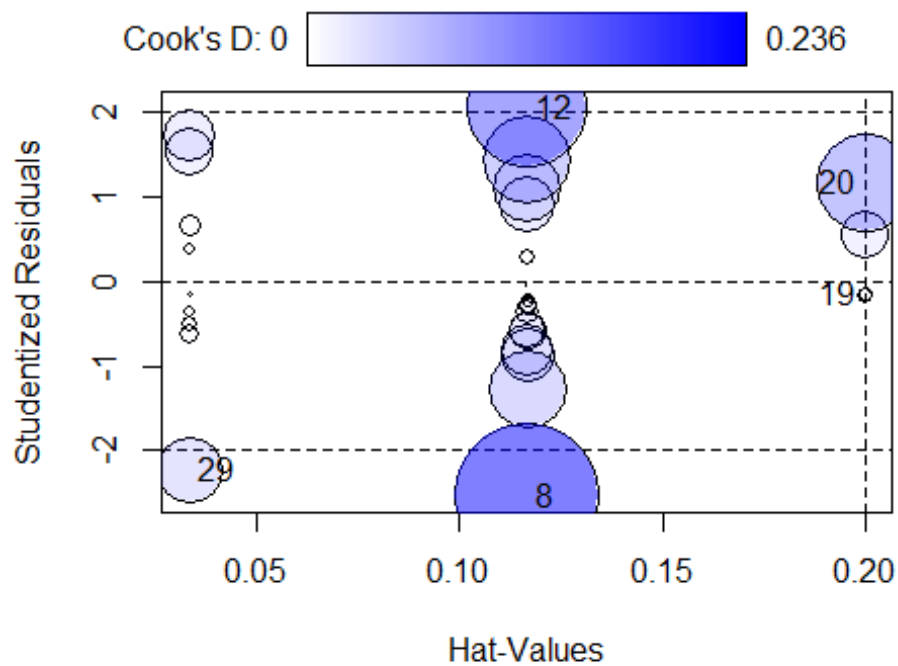
## [1] i..Fuerza          Potencia          Temperatura
## [4] Tiempo            Resistencia
residuos_estandarizados
## <0 rows> (or 0-length row.names)

# Calcular las medidas de influencia
influencia <- influence.measures(modelo_refinado)

# Resumen de las observaciones con posible influencia
summary(influencia)

## Potentially influential observations of
## lm(formula = Resistencia ~ Potencia + Temperatura, data = data) :
##
##      dfb.1_ dfb.Ptnc dfb.Tmpr dffit cov.r   cook.d hat
## 8   0.71  -0.55   -0.55   -0.92  0.65_*  0.24  0.12
## 19 -0.04   0.07    0.00   -0.08  1.40_*  0.00  0.20
## 21  0.22   0.00   -0.25    0.27  1.35_*  0.03  0.20
## 22  0.07   0.00   -0.09   -0.09  1.39_*  0.00  0.20

# Gráfico de influencia usando car::influencePlot()
influencePlot(modelo_refinado)
```



```
##      StudRes      Hat      CookD
## 8  -2.535832 0.1166667 0.235696235
## 12  2.043589 0.1166667 0.164507739
## 19 -0.159511 0.2000000 0.002199712
## 20  1.154355 0.2000000 0.109693544
## 29 -2.216952 0.0333333 0.049338917
```

Gráficos diagnósticos del modelo

```
par(mfrow = c(2, 2))
```

```
plot(modelo_refinado, col = 'blue', pch = 19)
```

