

GLM MODELOS GAUSSIANOS

Los modelos Gaussianos son equivalente a las regresiones.

Lo bueno de todo es que las restricciones son más relajadas y puedes añadir variables cualitativas a las entradas.

Vamos a practicar precisamente este hecho y vamos a añadir 1 variable cualitativa a una regresión lineal múltiple.

¡A por ello!

Tenemos el siguiente modelo:

```
call:
lm(formula = consumo ~ peso + Caballos, data = df)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.0168690 -0.0049601  0.0007663  0.0040027  0.0142186

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.305e-03  4.094e-03   1.540  0.13435
peso        1.149e-02  1.620e-03   7.089 8.45e-08 ***
Caballos     7.479e-05  2.312e-05   3.235  0.00303 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.00664 on 29 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8471,    Adjusted R-squared:  0.8365
F-statistic: 80.33 on 2 and 29 DF,  p-value: 1.494e-12
```

Escrito en forma de modelo matemático:

$$\text{Consumo} = 6.305e-03 + 1.149e-02 \cdot \text{peso} + 7.479e-05 \cdot \text{Caballos}$$

Queremos ver qué variable cualitativa puede tener influencia en el consumo:

Vamos a probar dos de ellas:

- am = automático, manual
- vs = tipo de motor

MODELO 1 - CALCULA UN MODELO LINEAL CON AM

Calcula el siguiente modelo:

GLM MODELOS GAUSSIANOS

$$\text{Consumo} = b + a1*\text{peso} + a2*\text{Caballos} + a3*\text{AM}$$

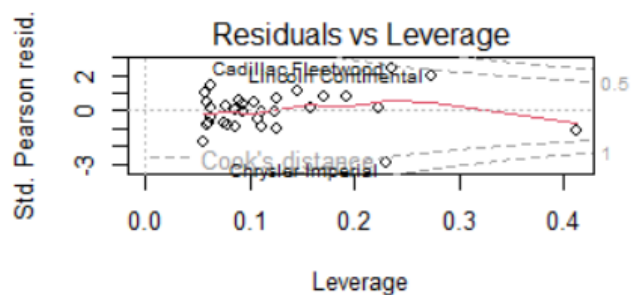
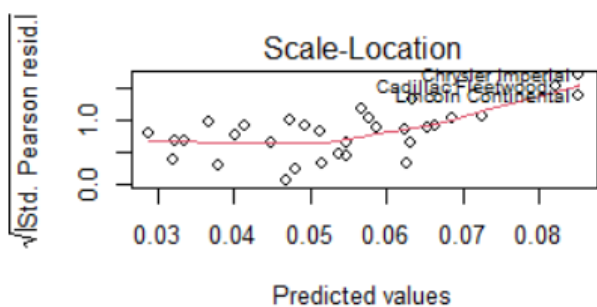
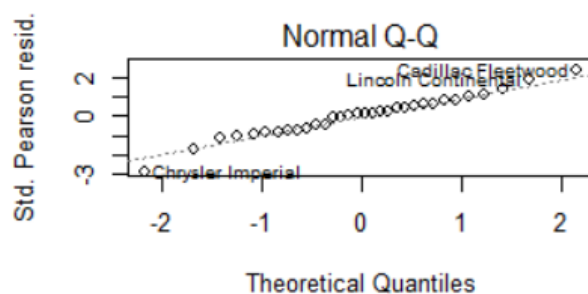
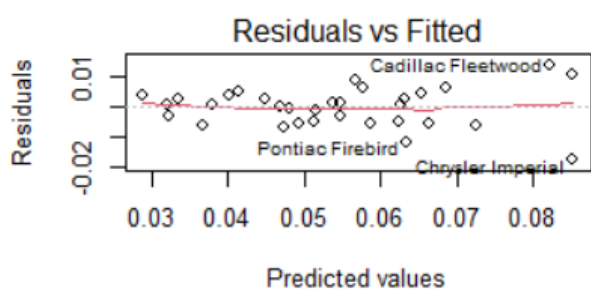
Copia el resultado del modelo y los residuos:

$$\text{Consumo} = b + a1*\text{peso} + a2*\text{Caballos} + a3*\text{AM}$$

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.164e-03	7.033e-03	0.734	0.46892
peso	1.184e-02	2.408e-03	4.916	3.49e-05 ***
Caballos	7.277e-05	2.556e-05	2.847	0.00817 **
am1	7.377e-04	3.663e-03	0.201	0.84184

$$\text{Consumo} = 5.164e-03 + 1.184e-02 * \text{peso} + 7.277e-05 * \text{Caballos} + 7.377e-04 * \text{AM}(1)$$

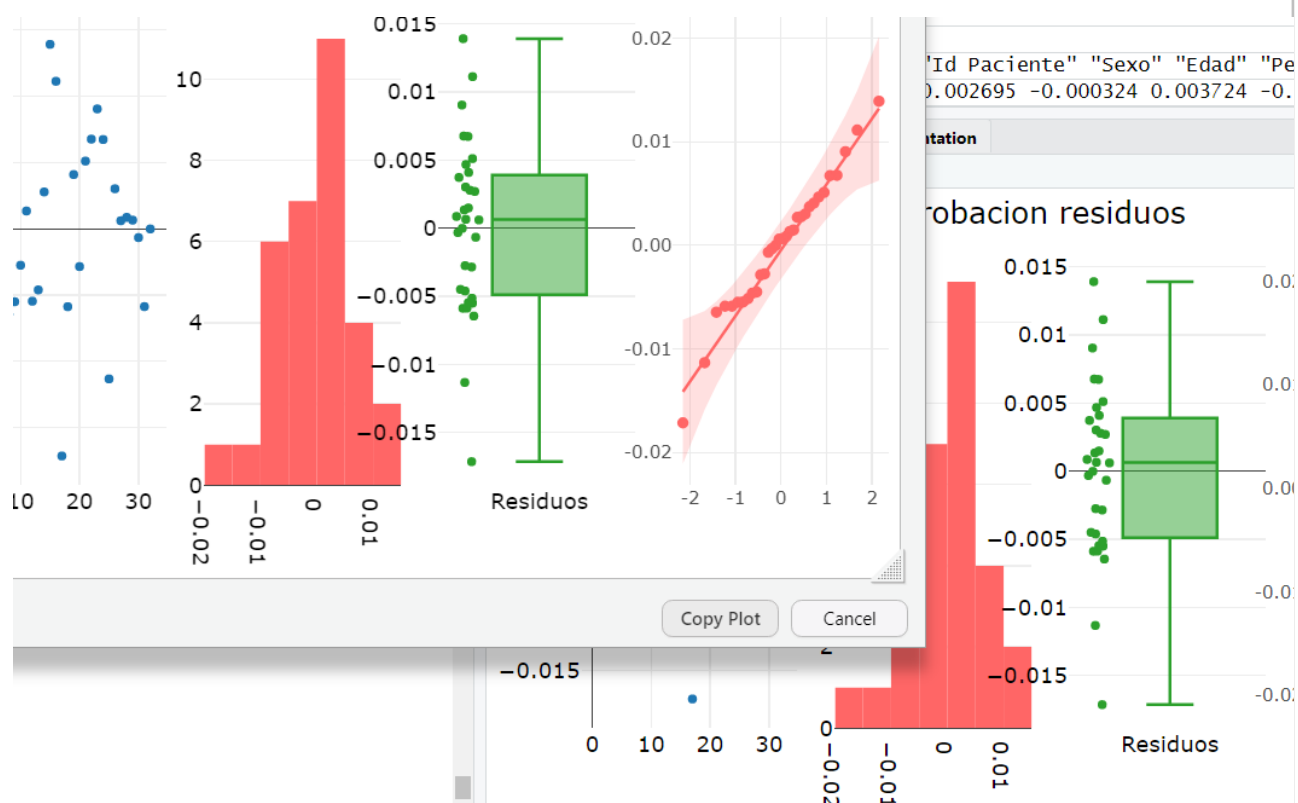


GLM MODELOS GAUSSIANOS

Shapiro-Wilk normality test

data: residuos

W = 0.97918, p-value = 0.7753



VIF

peso Caballos am

3.774838 2.088124 2.271082

¿Según los parámetros que ves en la tabla y los p-valores que puedes afirmar?

Según el modelo Gaussiano: el peso y los caballos influyen el consumo de forma positiva con p significativa en cambio el topo de cambio no influye en el consumo ya que tiene una p no significativa

Los residuos son normales y No hay colinealidad entre las variables con VIF menor de 4



¿Influye el AM en el consumo?

Dado el modelo obtenido podemos decir que el factor AM no influye en el consumo

MODELO 2 - CALCULA UN MODELO LINEAL CON VS

Calcula el siguiente modelo:

$$\text{Consumo} = b + a_1 \cdot \text{peso} + a_2 \cdot \text{Caballos} + a_3 \cdot \text{VS}$$

Copia el resultado del modelo y los residuos:

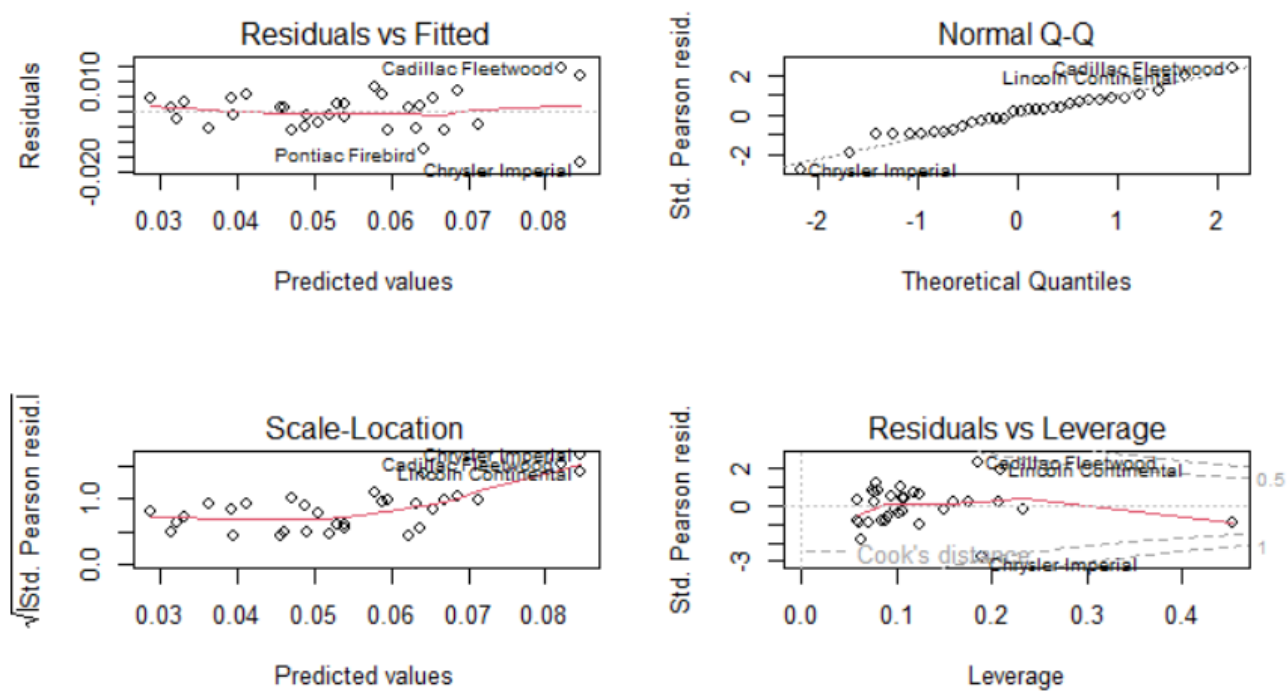
Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	9.554e-03	6.270e-03	1.524	0.1388
peso	1.131e-02	1.654e-03	6.840	1.97e-07 ***
Caballos	6.361e-05	2.843e-05	2.238	0.0334 *
vs1	-2.409e-03	3.497e-03	-0.689	0.4967

$\text{Consumo} = 9.554e-03 + 1.131e-02 \cdot \text{peso} + 6.361e-05 \cdot \text{Caballos} - 2.409e-03 \cdot \text{VS}(1)$

Si miramos los residuos

GLM MODELOS GAUSSIANOS

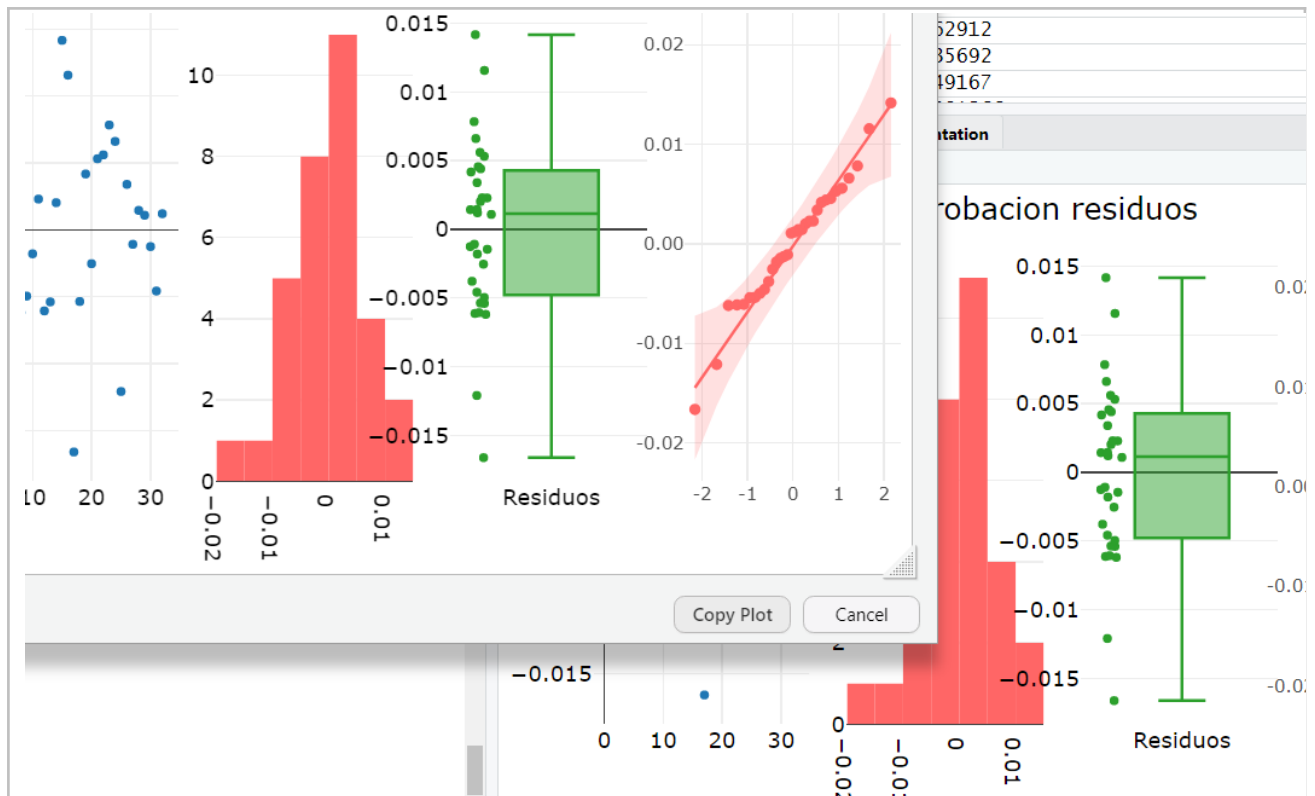


Shapiro-Wilk normality test

data: residuos

W = 0.97828, p-value = 0.7481

GLM MODELOS GAUSSIANOS



Los residuos son normales

¿Según los parámetros que ves en la tabla y los p-valores que puedes afirmar?

Con este modelo gaussiano vemos que el peso y los caballos influyen en el consumo pero el factor tipo de motor, no es significativo.

Por lo que incluir el factor tipo de motor en el modelo no nos ayuda .

VIF

peso Caballos vs

1.807957 2.622403 2.144895

Aplicando el VIF vemos que hay colinealidad

¿Influye el VS en el consumo?

GLM MODELOS GAUSSIANOS

Dado el modelo obtenido podemos decir que el factor VS no influye en el consumo

Estamos flexibilizando la capacidad de los modelos de regresión lineal con la ayuda de los modelos lineales generalizados.

¡Vamos a por más!

Adelante