

Taller RLM 2

Sofía Cuartas García

Simón Cuartas Rendón

Julián Alejandro Úsuga Ortiz

Deivid Zhang Figueroa

Enero de 2022

Punto uno. Descripción de la base de datos.

La base de datos consta de 205 observaciones de las cuales solo tendremos en cuenta 100, esta contiene variables continuas y categóricas; las observaciones corresponden a características de automóviles como lo pueden ser sus características físicas que en este caso serían variables continuas por nombrar algunas tenemos: largo, ancho y altura del automóvil; también se le caracterizan según: su fabricante, que tan susceptible es a pérdidas y/o daños, número de puertas, entre otras categorías. Lo que nos interesa es buscar si el *precio* del auto puede ser explicado por la variable continua *City-mpg* y la variable categórica *body-style*, de las cuales haremos una breve descripción a continuación:

City-mpg. Las millas por galón es una medida de la distancia promedio recorrida por unidad de energía consumida, puede ser utilizada para comparar el consumo de combustible entre automóviles. Los valores observados de esta variable están entre 13 mi/gal.us y 49 mi/gal.us

Body-style. Esta variable clasifica el automóvil según la forma de su carrocería, tendrá tres niveles de medición que se definen como:

- *Hatchback* En términos de estilo automotriz son vehículos diseñados en dos pilares, en comparación con la mayoría de los sedan estos tienen más capacidad de almacenamiento y tienen un menor consumo de combustible.
- *Sedan* Son vehículos diseñados en tres pilares, en comparación con los hatchback son más estables a altas velocidades y el espacio para los pasajeros es más generoso.
- *Otro* En la base de datos se habla también de las carrocerías hardtop, wagon y convertibles pero por facilidad el nivel “Otro” estará constituido por estas tres.

Price Precio de los autos, será nuestra variable de respuesta, los valores observados de esta variable toma valores entre 5118 y 45400 dólares estadounidenses.

Punto dos. Análisis descriptivo.

Parámetro	Valor
Media	13443
Desviación estándar	9163.297
Mínimo	5151
Primer cuantil (Q1)	7254
Mediana (Q2)	9754
Tercer cuantil (Q3)	16500

Parámetro	Valor
Máximo (Q4)	45400
Rango intercuartílico	9246.5
Coefficiente de asimetría	1.735634
Curtosis	5.394072

Como se observa en la tabla anterior el precio promedio de los automóviles de la muestra es de 13443, con una desviación estándar de 9163.297, también podemos ver que el auto de menor precio de la muestra tiene un precio de 5151 y el de mayor precio es de 45400. Por otro lado, el rango intercuartílico es de 9246.5 por lo que podemos anticipar que los datos centrales tienen una fuerte dispersión. Destaca que la curtosis es de 5.394072 lo que nos indica que la distribución de nuestra variable tiene colas más pesadas que la distribución normal, coherente con esto tenemos un coeficiente de asimetría de 1.735634 un indicio de que la distribución de la variable es asimétrica hacia la derecha, para ver esto mejor realizaremos el respectivo histograma

Histograma para para el precio del automovil

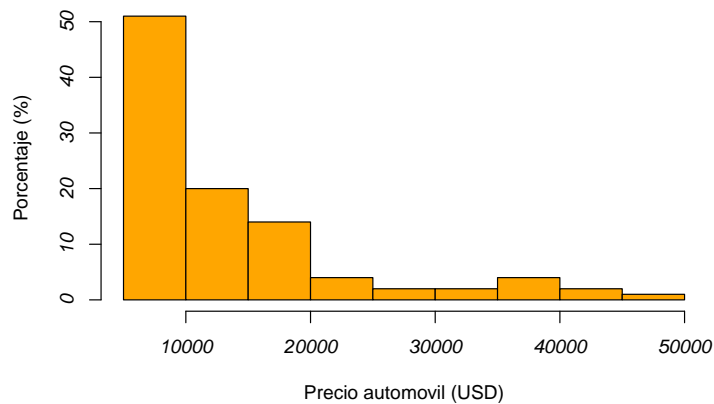


Figura 1. Histograma del precio de los vehículos de la base de datos

Gráfico de dispersión

de millas recorridas por galón en área urbana contra precio

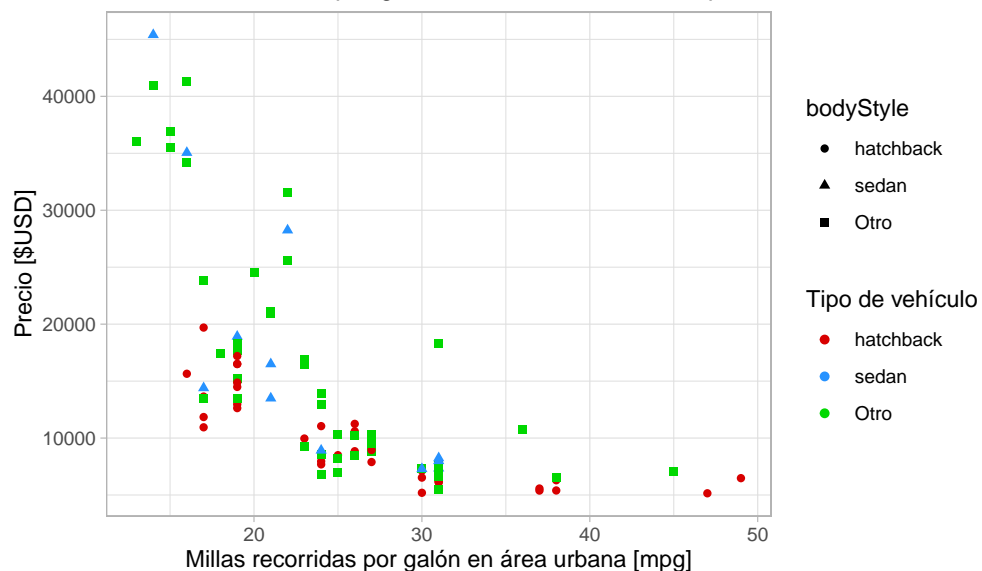


Figura 2.

El gráfico evidencia que entre el precio y las millas por galón parece existir una relación lineal negativa para todos los tipos de vehículo, lo que era de esperarse ya que los coches pequeños suelen ser los más baratos y estos tienden a tener mejores Mpg; ahora, si discriminamos por el tipo de vehículo podemos ver que las observaciones pertenecientes a vehículos hard top, wagon y convertibles que fueron las que agrupamos en la categoría “otro” tienen la pendiente con inclinación más elevada, de estas observaciones también podemos comentar que son bastante dispersas esto puede deberse a que en esta categoría están mezclados distintos tipos de vehículos; pasando a las observaciones pertenecientes a la categoría “hatchback” podemos comentar que su pendiente es por mucho la menos inclinada además estas observaciones tienen poca dispersión; la categoría “sedan” parecería tener una pendiente ni tan plana como la de “hatchback” ni tan pronunciada como la de “otro” de no ser porque algunas observaciones alcanzan precios bastante altos, debido a esto último podemos decir que el intercepto con el “Eje Y” para “sedan” y para “otro” podrían ser iguales y de este podríamos esperar que sea un valor alto en comparación con el intercepto de las observación tipo “hatchback”.

Punto tres. Planteamiento del modelo de regresión lineal.

Como se vio en el punto uno, la base de datos asignada está compuesta por tres variables: **price**, que corresponde a la variable respuesta del modelo a plantear y que será denotada como Y ; **cityMpg**, que es una variable cuantitativa y que será una variable regresora que será denotada como X_1 y, finalmente, **bodyStyle**, denotada como X_2 , es la otra variable regresora, y de la cual se debe tener en cuenta que es cuantitativa, de manera que para la realización del modelo de regresión se deben tener en cuenta sus tres niveles de medición: **hatchback**, **sedan** y **Otro**, y para ello se define al nivel **Otro** como el de referencia. Para definir cómo se va a plantear el modelo de regresión, esto es, si deben ser incluidos términos de interacción en el modelo, vale la pena observar la figura dos, en la cual se muestra la relación que existe entre **price** y **cityMpg** diferenciando los niveles de **bodyStyle** con diferentes figuras.

Así, al retomar la figura dos, se observa que existen tendencias diferentes para cada uno de los niveles de medición. Para empezar, las observaciones asociadas a vehículos catalogados como **Otro** parece tener una pendiente bastante pronunciada, lo cual se refleja en el hecho de que existen varias observaciones que toman altos precios, lo cual contrasta con lo que sucede con los otros dos niveles: **hatchback** y **sedan**, que no toman valores tan altos de precios, salvo algunas pocas excepciones para el nivel **sedan**. Además, debe tenerse en cuenta que hay algunas observaciones del nivel **Otro** que tiene un comportamiento semejante al de **hatchback** y **sedan**, lo cual se puede deber al hecho de que esta variable recoge distintos tipos de vehículos, por lo que es posible que existan algunos de estos tipos que tengan precios bajos.

En todo caso, teniendo en cuenta este análisis, es necesario incluir variables indicadoras al modelo. Así, tomando al nivel **Otro** como el de referencia para **bodyStyle**, I_1 la variable indicadora asociada a los **hatchbacks** e I_2 la variable indicadora que referencia a los sedanes, entonces el modelo a desarrollar sería como sigue:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 I_{i1} + \beta_3 I_{i2} + \beta_{1,1} X_{i1} I_{i1} + \beta_{1,2} X_{i1} I_{i2} + E_i, \quad [1]$$

$$E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$$

De manera que pueden ser planteados tres modelos diferentes en función del nivel de la variable categórica **bodyShape** considerado, a saber:

- Para los automóviles catalogados como **Otro** ($I_1 = I_2 = 0$):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + E_i \quad [2]$$

$$E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$$

- Para los automóviles catalogados como **hatchback** ($I_1 = 1 \wedge I_2 = 0$):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 + \beta_{1,1} X_{i1} + E_i$$

$$E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$$

Lo cual equivale a:

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_{1,1}) X_{i1} + E_i \quad [3]$$

$$E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$$

- Para los automóviles catalogados como **sedan** ($I_1 = 0 \wedge I_2 = 1$):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_3 + \beta_{1,2} X_{i1} + E_i$$

$$E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$$

Lo cual equivale a:

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_3) + (\beta_1 + \beta_{1,2}) X_{i1} + E_i \quad [4]$$

$$E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$$

Definido esto, se puede proceder a obtener el modelo con ayuda de [R](#) y el resultado es el que se visualiza enseguida:

```
##
## Call:
## lm(formula = price ~ cityMpg * bodyStyle, data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -12713.3  -2919.2   -907.8   2025.3  15997.8
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    43564.3     3169.3  13.746 < 2e-16 ***
## cityMpg        -1140.4      124.6   -9.150 1.18e-14 ***
## bodyStylehatchback -23252.4     4525.6  -5.138 1.50e-06 ***
## bodyStylessedan    9983.4      7305.3    1.367  0.175
## cityMpg:bodyStylehatchback    744.5      169.5    4.393 2.93e-05 ***
## cityMpg:bodyStylessedan   -414.6      302.8   -1.369  0.174
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5742 on 94 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6272, Adjusted R-squared:  0.6074
## F-statistic: 31.63 on 5 and 94 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

A partir de la tabla anterior se tiene que el vector de coeficientes está dado por:

$$\hat{\beta} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \\ \hat{\beta}_3 \\ \widehat{\beta_{1,1}} \\ \widehat{\beta_{1,2}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 43,564.3 \\ -1,140.4 \\ -23.252.4 \\ 9,983.4 \\ 744.5 \\ -414.6 \end{pmatrix}$$

pueden obtener entonces las rectas ajustadas para cada uno de los niveles de **bodyShape** como sigue:

- Para los vehículos catalogados como **Otro**, reemplazando en [2]:

$$\hat{Y}_i = 43564.3 - 1140.4X_{i1}, \quad i = 1, \dots, 100 \quad [\hat{2}]$$

- Para los vehículos catalogados como **hatchback**, reemplazando en [3]:

$$\hat{Y}_i = 20311.9 - 395.9X_{i1}, \quad i = 1, \dots, 100 \quad [\hat{3}]$$

* Para los vehículos etiquetados como **sedan**, reemplazando en [4]:

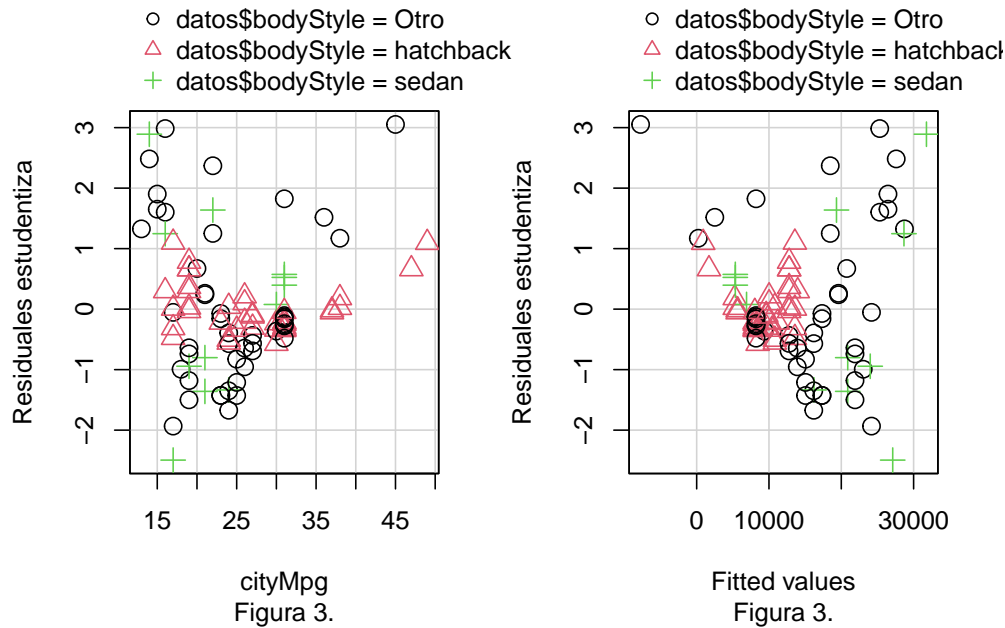
$$\hat{Y}_i = 53547.7 - 1555X_{i1}, \quad i = 1, \dots, 100 \quad [\hat{4}]$$

Además, debe notarse que el $R^2 = 0.6272$, lo que significa que el 62.72 % de la variabilidad del precio es explicada por el tipo de vehículo empleado y la cantidad de millas recorridas por galón de combustible consumido en una área urbana.

Punto cuatro. Supuesto de normalidad y varianza constante.

Uno de los supuestos asumidos en el punto anterior para poder plantear los modelos presentados es que los errores tienen la misma distribución, siendo esta normal con media cero y varianza σ^2 , por lo que es necesario validar este último aspecto para comprobar los modelos propuestos, para lo cual vale la pena revisar los siguientes dos gráficos, los cuales contrastan a los residuos internamente estudentizados contra el número de millas recorridas por galón de combustible consumido en recorridos urbanos y contra los valores ajustados.

Gráficos de dispersión para los residuos estudentizados



De esta forma, al comenzar con el gráfico de la izquierda, el cual es un gráfico de dispersión de los valores de millas recorridas por galón de combustible consumido en zonas urbanas, se puede comenzar destacando que hay aparentemente una distribución aleatoria de todos los puntos que están en este (sin prestar atención al tipo de vehículo al que están asociados), lo que indica que el modelo lineal de primer orden que fue ajustado resulta adecuado. Sin embargo, sí llama la atención que existen varios puntos, seis en particular, que tienen residuos internamente estudentizados que son mayores a dos o menores a dos negativo, lo cual indica que se pueden tratar de observaciones **atípicas** o de *outliers*, y es llamativo que de esas seis observaciones atípicas, cuatro están asociadas a vehículos tipo a **otro** y dos a **sedanes**. Asimismo, se observa que hay una aglomeración de puntos de dispersión en la zona izquierda de la gráfica, es decir, para valores bajos de millas recorridas por galón de combustible consumido en área urbana, mientras que en el extremo derecho hay otros pocos tres puntos aislados, dos de ellos **hatchbacks** y uno tipo **sedán**, lo que implica que estas tres observaciones pueden ser potencialmente influenciables. Respe

Luego, pasando al gráfico de la zona derecha, que contrasta los valores del precio del vehículo (variable regresora) contra los residuos internamente estudentizados, se observa algo semejante a la figura del margen izquierdo. Un aspecto inicialmente llamativo es que uno de los valores ajustados es negativo, lo cual podría resultar poco coherente en tanto es de esperar, por la experiencia cotidiana, que el valor de un vehículo sea positivo, pero podría tratarse de un vehículo cuyo propietario debe pagar el valor de chatarrización. Por otro lado, en esta resalta más aún lo dispersos que están los valores de los residuos internamente estudentizados, lo cual se refleja en que toman varios valores en el rango de esta métrica, lo que resulta en un indicio de que se presenta heterocedasticidad, lo cual es un problema en tanto uno de los supuestos del modelo planteado asociado con la varianza constante, para lo que resulta útil analizar los siguientes gráficos de cajas y bigotes:

De los diagramas de cajas y bigotes lo primero que llama la atención es que los vehículos tipo **hatchback** poseen una caja muy angosta, lo cual está asociado con la concentración de los residuos estudentizados que se analizó en el gráfico derecho de la figura previa, lo cual es bueno en tanto indica que hay homocedasticidad.

Por otro lado, se tiene que la situación con los vehículos tipo **Otro** o **sedan** es diferente, ya que hay una mayor dispersión en los valores de sus residuos internamente estudentizados, lo que se refleja en sus cajas más anchas, lo cual indica de forma descriptiva que hay heterocedasticidad en el modelo y, por tanto, se tiene que no se cumple este supuesto. Asimismo, se tiene que hay bigotes que superan el umbral de dos positivo y dos negativo. En el caso de los vehículos tipo **Otro**, se ve que hay un bigote que supera el valor de dos y se aproxima al de tres, mientras que con los **sedanes** se tienen a los dos bigotes superando los umbrales

Boxplots para los gráficos de cajas y bigotes según el tipo de vehículo

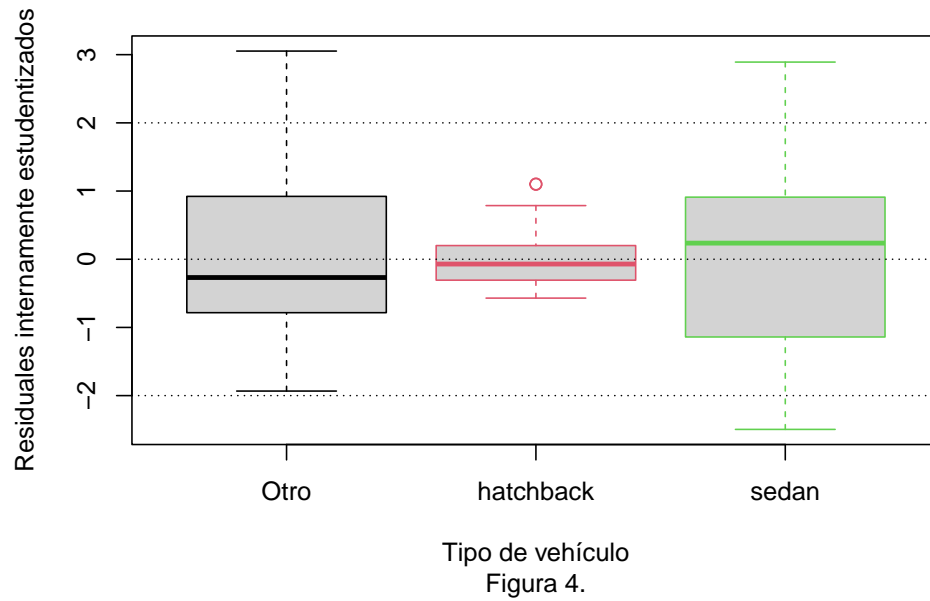


Figure 1: Gráficos de cajas y bigotes para los residuales estudentizados según el tipo de vehículo.

demarcados, pero sin llegar a tres positivo o negativo, lo que se corresponde con el análisis realizado a partir los diagramas de dispersión.

Luego, se debe verificar la normalidad de los errores, ya que como se mencionó, se partió del supuesto de que los errores son normales, para lo cual vale la pena observar el siguiente QQ plot:

QQ pplot para normalidad

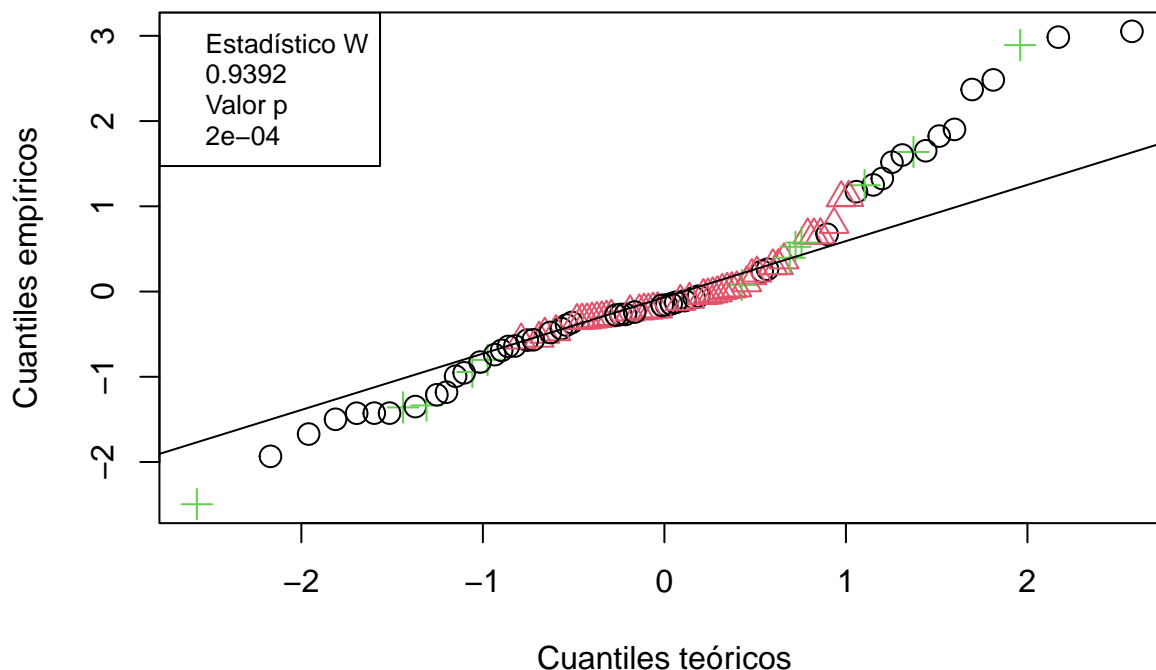


Figura 5.

Y como se puede observar, existe una amplia concentración de valores alrededor de los cuantiles teóricos cuando se está cerca a la media, es decir, a cero, pero este no es el caso en las colas, ya que los cuantiles empíricos se alejan de los teóricos, sobre todo con la cola superior, y esto sucede fundamentalmente con los vehículos tipo **Otro** y con algunos tipo **sedan**, por lo que es razonable pensar que los vehículos **hatchback**, cuyo modelo ajustado está dado por la ecuación $\hat{3}$ sí cumplen con el supuesto de normalidad, mientras que los demás presentan dificultades al tener distribuciones con colas más pesadas. Además, se realizó un test de Shapiro-Wilk para comprar la normalidad para las cien observaciones, con las siguientes hipótesis:

- H_0 : Los errores aleatorios tienen una distribución normal.
- H_1 : Los errores aleatorios **no** tienen una distribución normal.

Y sus resultados se pueden ver en el margen superior izquierdo de la gráfica, donde se ve que el valor p es $V_p = 2 \times 10^{-4}$, lo cual es menor que cualquier α , y en particular, que un $\alpha = 0.05 > V_p$, de manera que se rechaza la hipótesis nula y se concluye que no hay evidencia muestral suficiente para sugerir que los errores tienen una distribución normal.

Punto cinco. ¿Existe diferencia entre las ordenadas en el origen de las rectas correspondientes a los diferentes niveles de bodyStyle?.

Para saber si existen diferencias entre las ordenadas en el origen para cada recta regresora por nivel de **bodyStyle** planteamos los siguientes modelos:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + E_i \quad \text{Para "Otro" } (I_1 \wedge I_2 = 0)$$

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_{1,1})X_{i1} + E_i \quad \text{Para "hatchback" } (I_1 = 1 \wedge I_2 = 0)$$

Linear hypothesis test

Hypothesis:

bodyStylehatchback = 0

bodyStylesedan = 0

Model 1: Modelo reducido

Model 2: price ~ cityMpg * bodyStyle

	Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
Model 1	96	4280394376				
Model 2	94	3098866721	2	1181527655	17.92	2.552e-07 ***

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_3) + (\beta_1 + \beta_{1,2})X_{i1} + E_i \text{ Para "sedan" } (I_1 = 0 \wedge I_2 = 1)$$

Sabiendo que $E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$

También vale la pena recordar que nuestro modelo completo (MF), como se había planteado anteriormente, es el siguiente:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 I_{i1} + \beta_3 I_{i2} + \beta_{1,1} X_{i1} I_{i1} + \beta_{1,2} X_{i1} I_{i2} + E_i$$

con $E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$

De esta forma, para que no existan diferencias entre las ordenadas de estas rectas se debe cumplir que $\beta_0 = (\beta_0 + \beta_2) = (\beta_0 + \beta_3)$, lo que que es equivalente a que simplemente $\beta_2 = \beta_3 = 0$.

Derivándonos de esto, planteamos las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = 0$$

$$H_1 : \text{algún } \beta_j \neq 0, j = 1, 2$$

Así, el modelo reducido (MR) bajo H_0 es el siguiente:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_{1,1} X_{i1} I_{i1} + \beta_{1,2} X_{i1} I_{i2} + E_i$$

con $E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$

Por lo que nuestro estadístico de prueba es:

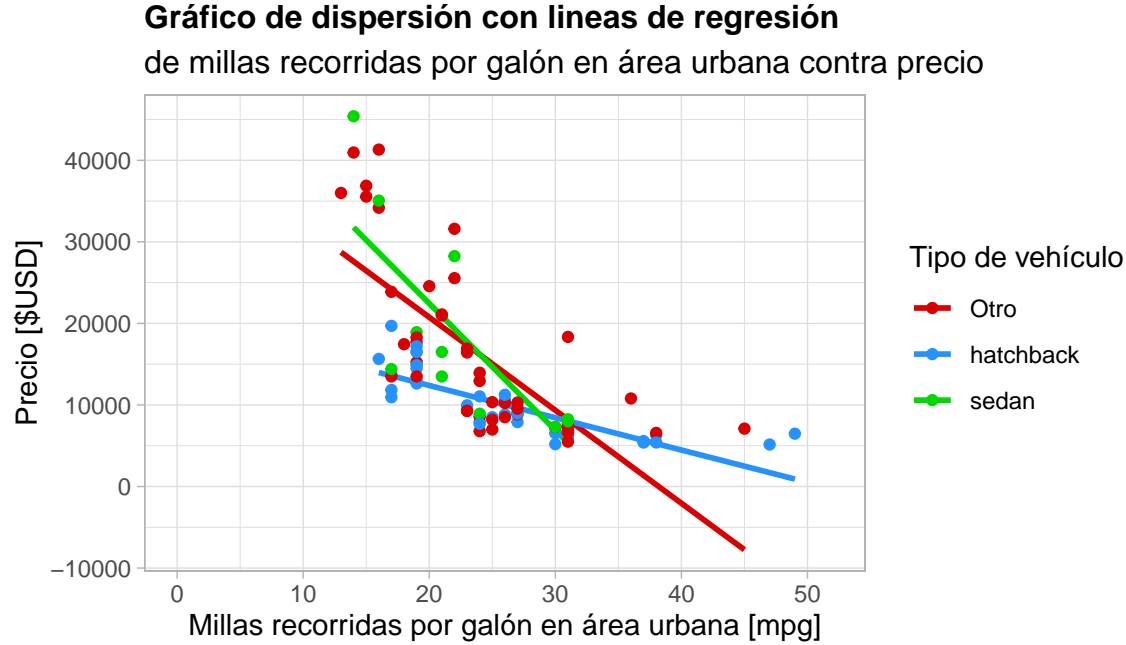
$$\begin{aligned} F_0 &= \frac{[\text{SSE}_{(\text{MR})} - \text{SSE}_{(\text{MF})}]/v}{\text{MSE}_{(\text{MF})}} \\ &= \frac{\text{SSR}(I_1, I_2 | X_1, X_1 * I_1, X_1 * I_2)/(c-1)}{\text{MSE}(X_1, I_1, I_2, X_1 * I_1, X_1 * I_2)} \\ &= \frac{(4280394376 - 3098866721)/(3-1)}{32966667} = 17.92 \end{aligned}$$

Nuestro *p-value* se deriva de $P(f_{3-1, 100-3*2} > F_0) = P(f_{2, 94} > 17.92) = 2.55 \times 10^{-7}$, lo cual validamos con la librería *linearHypothesis* y obtenemos los resultados anteriores.

Ya realizado el test, obtuvimos un $p\text{-value}$ de 2.552×10^{-7} , el cual es un valor extremadamente pequeño, por lo que podemos fijar nuestro nivel de significancia en $\alpha = 0.05$ y claramente se rechaza la hipótesis nula; concluimos que los interceptos con la ordenada para cada recta de regresión son diferentes.

Con lo anterior podemos afirmar, de una forma mas intuitiva que para valores de *millas por galón* cercanos a 0 el precio por tipo de vehículo es diferentes a los demás, por lo que podemos decir que hay precios que difieren inicialmente, en el siguiente punto (6) veremos si no solo difieren inicialmente sino también a lo largo del dominio de los datos, osea, si las tres rectas de regresión tienen pendientes diferentes.

Lo anterior lo podemos validar gráficamente en la siguiente gráfica; si tratamos de visualizar la proyección de cada una de las rectas, podemos ver que cada uno de las ordenadas en el origen son diferente de las demás, destacándose el tipo de vehículo hatchback de los otros dos tipos (Otros y Sedan).



Punto seis. ¿Existe diferencia entre las pendientes de las rectas correspondientes a los diferentes niveles de bodyStyle?.

En este caso evaluaremos si existen diferencias entre las pendientes de las rectas regresoras, vale la pena recordar nuevamente que nuestro modelo completo (MF) es el siguiente:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 I_{i1} + \beta_3 I_{i2} + \beta_{1,1} X_{i1} I_{i1} + \beta_{1,2} X_{i1} I_{i2} + E_i$$

con $E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$

Ahora, de las formulas planteadas para cada modelo en el punto cinco podemos ver que para que no existan diferencias entre las pendientes de las rectas regresoras se debe cumplir que:

$$\beta_1 = (\beta_1 + \beta_{1,1}) = (\beta_1 + \beta_{1,2})$$

que equivale a $\beta_{1,1} = \beta_{1,2} = 0$

con $E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$

Linear hypothesis test

Hypothesis:

cityMpg:bodyStylehatchback = 0

cityMpg:bodyStylesedan = 0

Model 1: Modelo reducido

Model 2: price ~ cityMpg * bodyStyle

	Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
Model 1	96	3999435253				
Model 2	94	3098866721	2	900568531	13.659	6.203e-06 ***

Por lo que podemos plantear nuestras hipótesis como las siguientes:

$$H_0 : \beta_{1,1} = \beta_{1,2} = 0$$

vs.

$$H_1 : \text{algun } \beta_{1,k} \neq 0, k = 1, 2$$

Así, el modelo reducido (MR) para este caso queda definido como:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 I_{i1} + \beta_3 I_{i2} + E_i$$

con $E_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, 100$

Con esto podemos definir nuestro estadístico de prueba F_0 como:

$$\begin{aligned} F_0 &= \frac{[\text{SSE}_{(\text{MR})} - \text{SSE}_{(\text{MF})}]/v}{\text{MSE}_{(\text{MF})}} \\ &= \frac{\text{SSR}(X_1 * I_1, X_1 * I_2 | X_1, I_1, I_2)/(c-1)}{\text{MSE}(X_1, I_1, I_2, X_1 * I_1, X_1 * I_2)} \\ &= \frac{(3999435253 - 3098866721)/(3-1)}{32966667} = 13.65877 \end{aligned}$$

Nuestro *p-value* se deriva de $P(f_{3-1, 100-3*2} > F_0) = P(f_{2, 94} > 13.65877) = 6.203 \times 10^{-6}$, lo cual validamos con la librería *linearHypothesis* y obtenemos los resultados anteriores, podemos decir que para cualquier valor de α se rechaza la hipótesis nula, ya que este es un valor demasiado pequeño.

Así, hemos rechazado la hipótesis nula y concluimos que las pendientes de nuestras líneas regresoras son diferentes entre sí, esto significa que para cada tipo de vehículo existen diferentes inclinaciones a aumentos de precio dependiendo de las millas que alcanza a viajar por galón de gasolina.

Punto siete.

Teniendo en cuenta los resultados anteriores realice una prueba de suma de cuadrados extra con test lineal general. Justifique la hipótesis que desea probar en este numeral.

Como se vio anteriormente, las ecuaciones de las rectas ajustadas para “otro” y para “sedán” dieron valores similares en sus interceptos y pendientes, por lo que, se hará una prueba para ver si estos son estadísticamente iguales, esto es:

$$\beta_0 = \beta_0 + \beta_3 \iff \beta_3 = 0$$

y

$$\beta_1 = \beta_1 + \beta_{1,2} \iff \beta_{1,2} = 0$$

Por lo tanto, la hipótesis nula y alterna es:

$$H_0 : \beta_3 = \beta_{1,2} = 0$$

vs H_a : al menos uno de estos parámetros es no nulo: $\beta_3, \beta_{1,2}$

El estadístico de prueba es:

$$F_0 = \frac{(SSE(MR) - SSE(MF))/\nu}{MSE(MF)}$$

Haciendo test lineal general:

```
## Linear hypothesis test
##
## Hypothesis:
## bodyStyle:price = 0
## cityMpg:bodyStyle:price = 0
##
## Model 1: restricted model
## Model 2: price ~ cityMpg * bodyStyle
##
##      Res.Df      RSS Df Sum of Sq      F Pr(>F)
## 1         96 3161587142
## 2         94 3098866721  2  62720421 0.9513 0.3899
```

Por lo tanto, según la tabla anterior, el estadístico de prueba está dado por:

$$F_0 = \frac{62720421/2}{32966667} = 0.9513$$

Luego, se tiene que el valor p es $0.3899 < \alpha = 0.05$, por lo que no se rechaza la hipótesis nula, es decir, las rectas para “otro” y para “sedán” son estadísticamente iguales.

Punto ocho

Si se quiere probar que la recta de price vs X_1 es diferente para cada niveles de bodyStyle, plantee la hipótesis a probar, el estadístico de prueba y región crítica al nivel de 0.05, realice la prueba y concluya.

Las rectas serán iguales si coinciden sus interceptos y sus pendientes, por lo tanto se requiere que:

$$\beta_0 + \beta_2 = \beta_0 + \beta_3 = \beta_0 \iff \beta_2 = \beta_3 = 0$$

, y

$$\beta_1 + \beta_{1,1} = \beta_1 + \beta_{1,2} = \beta_1 \iff \beta_{1,1} = \beta_{1,2} = 0$$

Luego, se debe probar:

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_{1,1} = \beta_{1,2} = 0$$

vs H_a : al menos uno de estos parámetros es no nulo: $\beta_2, \beta_3, \beta_{1,1}, \beta_{1,2}$

El estadístico de prueba es:

$$F_0 = \frac{(SSE(MR) - SSE(MF))/\nu}{MSE(MF)}$$

Con la función `linearHypothesis` se puede hallar estos valores:

```
## Linear hypothesis test
##
## Hypothesis:
## bodyStylehatchback = 0
## bodyStylesedan = 0
## cityMpg:bodyStylehatchback = 0
## cityMpg:bodyStylesedan = 0
##
## Model 1: restricted model
## Model 2: price ~ cityMpg * bodyStyle
##
##   Res.Df      RSS Df Sum of Sq    F    Pr(>F)
## 1      98 4404641771
## 2      94 3098866721   4 1305775049 9.9022 9.929e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Por lo tanto, según la tabla anterior, el estadístico de prueba está dado por:

$$F_0 = \frac{1305775049/4}{32966667} = 9.9022$$

, y calculando su valor p se tiene que es $9.929e-07 < \alpha = 0.05$, por lo que se rechaza la hipótesis nula $H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_{1,1} = \beta_{1,2} = 0$, es decir, la recta de price vs X_1 es diferente para cada niveles de bodyStyle.