

## **Grupo 2:**

Alberico, Gabriela

Tunzi, Roberto

Lannes, Matias

Labrador Hernández, Alexis Nicolás

Silva Zuñiga, Jorge Ricardo

### **• PREGUNTA 1: ¿Qué columnas has eliminado y por qué?**

Se eliminó la columna “**Marca**” porque solo contenía valores de *BMW* y tenía un 20% de nulos, sin aportar información útil.

Después no se eliminaron más columnas completas; en su lugar, se depuraron únicamente las **observaciones con datos inconsistentes** (“km” y “potencia” negativos, 1 sola fila nula, “precio” menores a 1000€ y mayores a 100,000€), siguiendo un criterio conservador para mantener la mayor cantidad de información posible (2,38% del dataset).

Tras aplicar **OHE**, se descartaron varias variables (fechas, “modelo”, “tipo\_coche”, “color”, “tipo\_gasolina” y algunas características como “aire\_acondicionado”, “bluetooth”, “gps”, etc.).

### **• PREGUNTA 2: ¿Cómo has manejado los valores nulos?**

Como se ha indicado en la respuesta 1, se han eliminado las filas con nulos de las variables: modelo, km, potencia, tipo\_gasolina, precio, fecha\_venta, volante\_regulable, elevalunas\_electrico, camara\_trasera (menos del 3% de dataset).

**Variable “color”:** Se obtuvo la moda de la columna “color” por cada “modelo” y se reemplazó los nulos por estas.

**Variable “tipo\_coche”:** Se obtuvo la moda de la columna “tipo\_coche” por cada “modelo” y se reemplazó los nulos por estas. Para 43 observaciones nulas de “tipo\_coche” que no tenían “modelo” indicado se les rellenó con la etiqueta “no\_indicado”, ya que no tenían moda para reemplazar.

**Variables con etiquetas True/False** (“aire\_acondicionado”, “asientos\_traseros\_plegables”, “bluetooth”, “alerta\_lim\_velocidad”): Se transformaron las variables en numéricas (int) siendo True = 1 y False = 0. Luego, los nulos se rellenaron con -1.

Inicialmente se valoró la eliminación de “asientos\_traseros\_plegables” por tener 70% de nulos, pero luego se decidió ser conservador y no eliminar la variable. Luego del OHE, estas variables se eliminaron.

**Variable “fecha\_registro”:** se siguieron los siguientes pasos:

1. Conversión a formato *datetime* de la columna “fecha\_registro” y “fecha\_venta”.

2. Creación de una columna nueva, "*diff\_registro\_venta*", restando ambas fechas para calcular la antigüedad del coche.
3. Calculó la media de la columna "*diff\_registro\_venta*" según el "*modelo*".
4. Calculó "*fecha\_registro*" como ("*fecha\_venta*" - media("*diff\_registro\_venta*")) según el "*modelo*".
5. Actualizó los valores nulos para la columna "*fecha\_registro*" con el cálculo anterior.
6. Borrar las filas restantes de la columna "*fecha\_registro*" sin actualizar (20 filas).

### ● PREGUNTA 3: Análisis univariable de las variables

#### Target:

La variable "***precio***" presenta una distribución con **asimetría positiva**, concentrando la mayoría de los vehículos en rangos bajos y mostrando una **cola larga hacia valores altos**. Para corregir este sesgo y aproximar la normalidad, se aplicó una **transformación logarítmica**.

#### Variables numéricas:

**Kilometraje (km):** Distribución aproximadamente normal, centrada en 100,000 – 150,000 km, con pocos valores extremos. Se eliminó 1 fila con valores negativos.

**Potencia (CV):** Distribución sesgada a la derecha, mayoría entre 100 – 150 CV y pocos de alta potencia. Se eliminó 1 fila con potencia = 0.

#### Variables categóricas:

**Tipo\_gasolina:** Valores unificados en minúsculas. Categorías poco frecuentes (hybrid\_petrol, electro) agrupadas en "otros". Dataset muy desbalanceado (96% diesel).

**Color:** Categorías poco frecuentes (beige, orange, red, green) agrupadas en "otros" (2.12%).

**Tipo\_coche:** Categorías poco frecuentes (coupe, van, convertible, subcompact, no\_indicado) agrupadas en "otros" (5.57%).

**Modelo:** Se eliminaron "Active Tourer" y "ActiveHybrid 5" por no ser modelos específicos. Se estandarizó la variable, reduciendo de 63 a 43 modelos.

### ● PREGUNTA 4: ¿Existe correlación inicial entre las variables?

Entre todas las variables existen correlaciones variadas, pero enfocando con el target están las siguientes:

**potencia vs precio** (0.69): Un BMW con más CV vale significativamente más.

**tipo\_coche\_suv vs precio** (0.43): Los tipos de coche SUV tienen mayor precio que los demás.

***diff\_registro\_venta vs precio*** (-0.47): Coches más nuevos valen más.

***km vs precio*** (-0.42): A menos km recorrido, mayor será el precio.

Con respecto a otras variables que no sean el target:

***tipo\_gasolina\_otros vs modelo\_codigo\_i3*** (0.82): Los BMW i3 son eléctricos/híbridos.

***tipo\_coche\_suv vs modelo\_codigo\_X3*** (0.59): Los BMW X3 son SUV.

***tipo\_coche\_hatchback vs modelo\_codigo\_116*** (0.53): Los BMW 116 son hatchbacks.

- **PREGUNTA 5: Variables vs Target (Insights adicionales)**

***Precio vs km***: Tendencia negativa, a mayor kilometraje menor precio. Mayor dispersión en km bajos (corr = -0.42).

***Precio vs potencia***: Relación positiva, a mayor potencia mayor precio, con más variabilidad en potencias altas (corr = 0.69).

***Log\_precio vs fecha\_registro\_year***: Correlación positiva, coches más nuevos tienen mayor precio (corr = 0.46).

***Log\_precio vs diff\_registro\_venta***: Correlación negativa, mayor antigüedad implica menor precio (corr = -0.64).

En conclusión: **potencia y año de registro aumentan el precio**, mientras que **kilometraje y antigüedad lo reducen**.

- **PREGUNTA 6: ¿Cómo vas a realizar el encoding de las variables categóricas?**

Se aplicó **One Hot Encoding** a todas las variables categóricas. En el caso de la variable “**modelo**”, inicialmente se consideró usar **Frequency Encoding** (asignando la frecuencia de aparición, por ejemplo: *modelo 520* → *649 veces* → *modelo\_freq=649*). Sin embargo, tras la revisión en el notebook, se optó finalmente por mantener **OHE** como método de codificación.

- **PREGUNTA 7: Escalado y correlación final**

Se aplicó **MinMaxScaler** para escalar todas las variables numéricas al rango **[0, 1]**, ya que al finalizar el pre-procesamiento todas eran de tipo numérico. **0 = valor mínimo, 1 = valor máximo**. El método resulta **robusto frente a outliers en los extremos**. Tras la normalización, las **correlaciones mejoraron**, aportando mayor estabilidad al modelo

- **PREGUNTA 8: Pantallazo con el nombre de TODAS las columnas que tiene el DataFrame final**

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
Index: 4727 entries, 0 to 4842
```

```
Data columns (total 77 columns):
```

| #  | Column                             | Non-Null Count | Dtype   |
|----|------------------------------------|----------------|---------|
| 0  | km                                 | 4727 non-null  | float64 |
| 1  | potencia                           | 4727 non-null  | float64 |
| 2  | precio                             | 4727 non-null  | float64 |
| 3  | diff_registro_venta                | 2373 non-null  | float64 |
| 4  | aire_acondicionado_number          | 4727 non-null  | float64 |
| 5  | asientos_traseros_plegables_number | 4727 non-null  | float64 |
| 6  | bluetooth_number                   | 4727 non-null  | float64 |
| 7  | alerta_lim_velocidad_number        | 4727 non-null  | float64 |
| 8  | log_precio                         | 4727 non-null  | float64 |
| 9  | volante_regulable_number           | 4727 non-null  | int64   |
| 10 | camara_trasera_number              | 4727 non-null  | int64   |
| 11 | elevallunas_electrico_number       | 4727 non-null  | int64   |
| 12 | gps_number                         | 4727 non-null  | int64   |
| 13 | modelo_codigo_114                  | 4727 non-null  | int64   |
| 14 | modelo_codigo_116                  | 4727 non-null  | int64   |
| 15 | modelo_codigo_118                  | 4727 non-null  | int64   |
| 16 | modelo_codigo_120                  | 4727 non-null  | int64   |
| 17 | modelo_codigo_125                  | 4727 non-null  | int64   |
| 18 | modelo_codigo_135                  | 4727 non-null  | int64   |
| 19 | modelo_codigo_214                  | 4727 non-null  | int64   |
| 20 | modelo_codigo_216                  | 4727 non-null  | int64   |
| 21 | modelo_codigo_218                  | 4727 non-null  | int64   |
| 22 | modelo_codigo_220                  | 4727 non-null  | int64   |
| 23 | modelo_codigo_316                  | 4727 non-null  | int64   |
| 24 | modelo_codigo_318                  | 4727 non-null  | int64   |
| 25 | modelo_codigo_320                  | 4727 non-null  | int64   |
| 26 | modelo_codigo_325                  | 4727 non-null  | int64   |
| 27 | modelo_codigo_328                  | 4727 non-null  | int64   |
| 28 | modelo_codigo_330                  | 4727 non-null  | int64   |
| 29 | modelo_codigo_335                  | 4727 non-null  | int64   |
| 30 | modelo_codigo_418                  | 4727 non-null  | int64   |
| 31 | modelo_codigo_420                  | 4727 non-null  | int64   |
| 32 | modelo_codigo_430                  | 4727 non-null  | int64   |
| 33 | modelo_codigo_435                  | 4727 non-null  | int64   |
| 34 | modelo_codigo_518                  | 4727 non-null  | int64   |
| 35 | modelo_codigo_520                  | 4727 non-null  | int64   |
| 36 | modelo_codigo_525                  | 4727 non-null  | int64   |
| 37 | modelo_codigo_528                  | 4727 non-null  | int64   |
| 38 | modelo_codigo_530                  | 4727 non-null  | int64   |
| 39 | modelo_codigo_535                  | 4727 non-null  | int64   |
| 40 | modelo_codigo_635                  | 4727 non-null  | int64   |
| 41 | modelo_codigo_640                  | 4727 non-null  | int64   |
| 42 | modelo_codigo_730                  | 4727 non-null  | int64   |
| 43 | modelo_codigo_740                  | 4727 non-null  | int64   |
| 44 | modelo_codigo_750                  | 4727 non-null  | int64   |
| 45 | modelo_codigo_M13                  | 4727 non-null  | int64   |
| 46 | modelo_codigo_M3                   | 4727 non-null  | int64   |
| 47 | modelo_codigo_M4                   | 4727 non-null  | int64   |
| 48 | modelo_codigo_M55                  | 4727 non-null  | int64   |

|    |                        |      |          |       |
|----|------------------------|------|----------|-------|
| 49 | modelo_codigo_X1       | 4727 | non-null | int64 |
| 50 | modelo_codigo_X3       | 4727 | non-null | int64 |
| 51 | modelo_codigo_X4       | 4727 | non-null | int64 |
| 52 | modelo_codigo_X5       | 4727 | non-null | int64 |
| 53 | modelo_codigo_X6       | 4727 | non-null | int64 |
| 54 | modelo_codigo_Z4       | 4727 | non-null | int64 |
| 55 | modelo_codigo_i3       | 4727 | non-null | int64 |
| 56 | tipo_gasolina_diesel   | 4727 | non-null | int64 |
| 57 | tipo_gasolina_otros    | 4727 | non-null | int64 |
| 58 | tipo_gasolina_petrol   | 4727 | non-null | int64 |
| 59 | color_black            | 4727 | non-null | int64 |
| 60 | color_blue             | 4727 | non-null | int64 |
| 61 | color_brown            | 4727 | non-null | int64 |
| 62 | color_grey             | 4727 | non-null | int64 |
| 63 | color_otros            | 4727 | non-null | int64 |
| 64 | color_silver           | 4727 | non-null | int64 |
| 65 | color_white            | 4727 | non-null | int64 |
| 66 | tipo_coche_estate      | 4727 | non-null | int64 |
| 67 | tipo_coche_hatchback   | 4727 | non-null | int64 |
| 68 | tipo_coche_otros       | 4727 | non-null | int64 |
| 69 | tipo_coche_sedan       | 4727 | non-null | int64 |
| 70 | tipo_coche_suv         | 4727 | non-null | int64 |
| 71 | fecha_registro_Year    | 4727 | non-null | int32 |
| 72 | fecha_registro_Month   | 4727 | non-null | int32 |
| 73 | fecha_registro_Weekday | 4727 | non-null | int32 |
| 74 | fecha_venta_Year       | 4727 | non-null | int32 |
| 75 | fecha_venta_Month      | 4727 | non-null | int32 |
| 76 | fecha_venta_Weekday    | 4727 | non-null | int32 |

dtypes: float64(9), int32(6), int64(62)

memory usage: 2.7 MB