

Proyecto Bootcamp Ciencia de Datos- Código Facilito

Jordi Trigo Peinado

November 8, 2023

Contents

1	Introducción	2
2	Estudio y validación de los datos	2
3	Análisis Exploratorio	9
4	Desarrollo del modelo	15
4.1	Modificando y transformando los datos: Preparación	15
4.2	Aplicamos el modelo de Logistic Regression	17
4.3	Evaluando el modelo y sus resultados	24
4.4	Mostramos gráficos con las variables categóricas	24
4.5	Aplicamos el modelo SVM	29
5	Comparación de los dos modelos, Regresión Logística vs SVC y conclusiones	35

1 Introducción

Mi motivación para este proyecto era el interés personal en investigar datos relacionados con recetas de cocina y su popularidad. Me proporcionaron un conjunto de datos (dataset) que contenía recetas y también el tráfico web que genera cada una de ellas. Mi propósito es estudiar estos datos para generar un modelo de clasificación binaria que permita predecir si una receta generará un tráfico alto o no. Cuanto más tráfico más popular será la receta en cuestión. Para ello analizaré los datos, procederé a su limpieza si es necesario y los dejaré preparados para poder ser utilizados por los modelos de machine learning de Logistic Regression y de Support Vector Machines (SVM). Finalmente compararé los dos modelos.

2 Estudio y validación de los datos

Este conjunto de datos consta de 947 filas y 8 columnas (sería una matriz de 947x8). De las columnas existentes en el dataset y, antes de proceder con su limpieza y transformación, 6 son numéricas y dos son de tipo string. Tras un estudio pormenorizado, pasamos a indicar el nombre de las columnas y la limpieza y/o transformación que aplicaremos sobre cada una de ellas:

1. **recipe:** Es un identificador único, una primary key del dataset. Contiene 947 valores únicos, y como el dataset tiene 947 filas esto quiere decir que no es necesario limpiar esta columna ya que no contiene duplicados. El valor mínimo es 1 y el valor máximo es 947. Es de tipo integer. Dado que el índice del dataframe que construimos a partir de los datos, tiene el mismo propósito, he decidido eliminar esta columna.
2. **calories, carbohydrate, sugar y protein:** Contienen 895 valores no nulos ergo, hay 52 valores nulos. Como veremos más adelante al crear la matriz `missingno` para evaluar la distribución de los valores nulos del dataset, estos valores nulos están en las mismas filas, por lo que aplicaremos la media de cada columna en función de la categoría (`category`) de alimentos a la que pertenece, ya que esto evitará eliminar filas que pueden ser relevantes y, por otra parte, enriquecerá los datos nulos convirtiéndolos en datos informados tomando la media del resultado de agrupar por categoría como valor. Todas estas variables son de tipo float y ninguna de ellas tiene valores negativos, tal y como debería ser (lo contrario no tendría sentido).
3. **category:** Todas las filas de esta columna contienen valores no nulos. Ahora bien si observamos sus valores únicos, podemos ver que hay diferentes categorías para meat, chicken, chicken breast y pork. He decido transformar los tres últimos en una misma categoría: meat (carne), ya que creo que esta sería su categoría lógica. Hice lo mismo con vegetable y potato. Transformé el tipo de datos en categórico (categorical type).
4. **servings:** He supuesto que debería ser de tipo numérico pero aparece como objeto en su lugar. Observé que hay dos valores que contienen un sufijo con la cadena " as a snack". He decido eliminar esa cadena final ya que no aporta información relevante y, al eliminarlo, simplificamos los valores en la columna y hacemos que los datos sean más limpios y fáciles de trabajar. También transformaremos la columna a un tipo categórico ('category') ya que se convierte en un conjunto finito de categorías únicas, y esto facilita enormemente el análisis y la visualización de los datos.
5. **high_traffic:** Su valor es o bien 'High' o un valor null (nulo). He decido transformarlos a 1 (valor 'High') y 0 (valor null) para comprobar de manera más clara su distribución y poder

preparar la variable para los modelos de Machine Learning que aplicaremos más adelante. También lo he transformado un a tipo categórico (category).

Después de la transformación, obtendremos un dataframe de 947x7 con 4 columnas de tipo float y 3 columnas de tipo categórico (categorical) sin valores nulos.

```
[1]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.style as style
import seaborn as sns
import missingno as msno
from sklearn.preprocessing import PowerTransformer, StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
from sklearn.feature_selection import SelectKBest, f_classif
from sklearn.impute import SimpleImputer

# Configuramos el estilo de las gráficas de Matplotlib.
plt.style.use('ggplot')

# Se suprimen los FutureWarnings para mejorar la legibilidad del código.
# import warnings filter
from warnings import simplefilter
# ignore all future warnings
simplefilter(action='ignore', category=FutureWarning)
```

```
[2]: # Cargamos el conjunto de datos desde un archivo CSV en un DataFrame llamado 'df'.
df = pd.read_csv('data.csv')

# Mostramos las primeras filas del DataFrame para inspeccionar los datos iniciales.
df.head()
```

```
[2]:
```

	recipe	calories	carbohydrate	sugar	protein	category	servings	\
0	1	NaN	NaN	NaN	NaN	Pork	6	
1	2	35.48	38.56	0.66	0.92	Potato	4	
2	3	914.28	42.68	3.09	2.88	Breakfast	1	
3	4	97.03	30.56	38.63	0.02	Beverages	4	
4	5	27.05	1.85	0.80	0.53	Beverages	4	

	high_traffic
0	High
1	High
2	NaN

```
3      High
4      NaN
```

```
[3]: # Obtenemos el número de filas y columnas del DataFrame.
df.shape
```

```
[3]: (947, 8)
```

```
[4]: # Información general del Dataframe. Se muestra información general sobre las
      ↪ columnas,
      # incluyendo los tipos de datos y la presencia de valores nulos.
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 947 entries, 0 to 946
Data columns (total 8 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   recipe           947 non-null   int64
1   calories         895 non-null   float64
2   carbohydrate     895 non-null   float64
3   sugar            895 non-null   float64
4   protein          895 non-null   float64
5   category         947 non-null   object
6   servings         947 non-null   object
7   high_traffic     574 non-null   object
dtypes: float64(4), int64(1), object(3)
memory usage: 59.3+ KB
```

```
[5]: # Comprobamos el número de valores únicos que contiene la columna 'recipe'.
      # Verificamos que la columna 'recipe' contiene 947 valores únicos.
df['recipe'].nunique()
```

```
[5]: 947
```

```
[6]: # Eliminamos la columna 'recipe' ya que podemos utilizar el índice del Dataframe.
df.drop(['recipe'],axis=1, inplace=True)
```

```
[7]: # La columna 'servings' debería ser numérica, pero nos retorna que es de tipo
      ↪ object (dtype=object)
      # Investigamos el porqué.
df['servings'].unique()
```

```
[7]: array(['6', '4', '1', '2', '4 as a snack', '6 as a snack'], dtype=object)
```

```
[8]: # Comprobamos que contiene el sufijo ' as a snack'. Eliminamos el sufijo ' as a
      ↪ snack' ya que no aporta nada
      # y transformamos la columna via astype en un tipo categórico (category).
```

```
df['servings'] = df['servings'].str.replace(' as a snack', '').astype('category')
```

```
[9]: # Comprobamos cuáles son los valores únicos para la columna 'category'
df['category'].unique()
```

```
[9]: array(['Pork', 'Potato', 'Breakfast', 'Beverages', 'One Dish Meal',
        'Chicken Breast', 'Lunch/Snacks', 'Chicken', 'Vegetable', 'Meat',
        'Dessert'], dtype=object)
```

```
[10]: # Agrupamos las categorías que representan carne (meat) y las que representan
        ↪ vegetales.
# Se observan varias categorías relacionadas con alimentos. Decidimos agrupar
        ↪ 'Pork',
# 'Chicken Breast', y 'Chicken' bajo la categoría 'Meat'.
# Agrupamos 'Potato' bajo la categoría 'Vegetable'.
df['category'] = df['category'].replace(['Pork', 'Chicken',
        ↪ 'Breast', 'Chicken'], 'Meat')
df['category'] = df['category'].replace('Potato', 'Vegetable')

# Convertimos la columna 'high_traffic' en una columna categórica (categorical
        ↪ column).
df['category'] = df['category'].astype('category')
```

```
[11]: # Utilizamos el método describe() para comprobar las variables numéricas y
        ↪ observamos que no contienen
# valores negativos.
df.describe()
```

```
[11]:
```

	calories	carbohydrate	sugar	protein
count	895.000000	895.000000	895.000000	895.000000
mean	435.939196	35.069676	9.046547	24.149296
std	453.020997	43.949032	14.679176	36.369739
min	0.140000	0.030000	0.010000	0.000000
25%	110.430000	8.375000	1.690000	3.195000
50%	288.550000	21.480000	4.550000	10.800000
75%	597.650000	44.965000	9.800000	30.200000
max	3633.160000	530.420000	148.750000	363.360000

```
[12]: # Comprobamos los valores únicos que contiene la columna 'high_traffic'.
# Se observa que esta columna contiene el valor 'High' y valores nulos (NaN).
df['high_traffic'].unique()
```

```
[12]: array(['High', nan], dtype=object)
```

```
[13]: # Modificamos los valores de la columna 'high_traffic' de manera que los valores
        ↪ con el literal 'High' los
# transformamos al valor 1, y los valores nulos al valor 0.
```

```
# Finalmente modificamos la columna 'high_traffic' a un tipo categórico.
reps = {'High':1, np.nan:0}
df['high_traffic'] = df['high_traffic'].replace(reps).astype('category')
```

```
[14]: # Visualizamos la distribution de los valores de la columna 'high_traffic'.
df['high_traffic'].value_counts()
```

```
[14]: 1.0    574
      0.0    373
      Name: high_traffic, dtype: int64
```

```
[15]: # Comprobamos si los valores nulos en las columnas 'calories', 'carbohydrate',
      ↪ 'sugar' y 'protein'
      # se encuentran en las mismas filas y, vemos que se verifica que los valores
      ↪ nulos de estas columnas
      # están en las mismas filas.
df[df['calories'].isna()].head()
```

```
[15]:   calories  carbohydrate  sugar  protein  category  servings  high_traffic
0        NaN             NaN     NaN     NaN      Meat         6           1.0
23       NaN             NaN     NaN     NaN      Meat         2           0.0
48       NaN             NaN     NaN     NaN      Meat         4           0.0
82       NaN             NaN     NaN     NaN      Meat         4           1.0
89       NaN             NaN     NaN     NaN      Meat         6           1.0
```

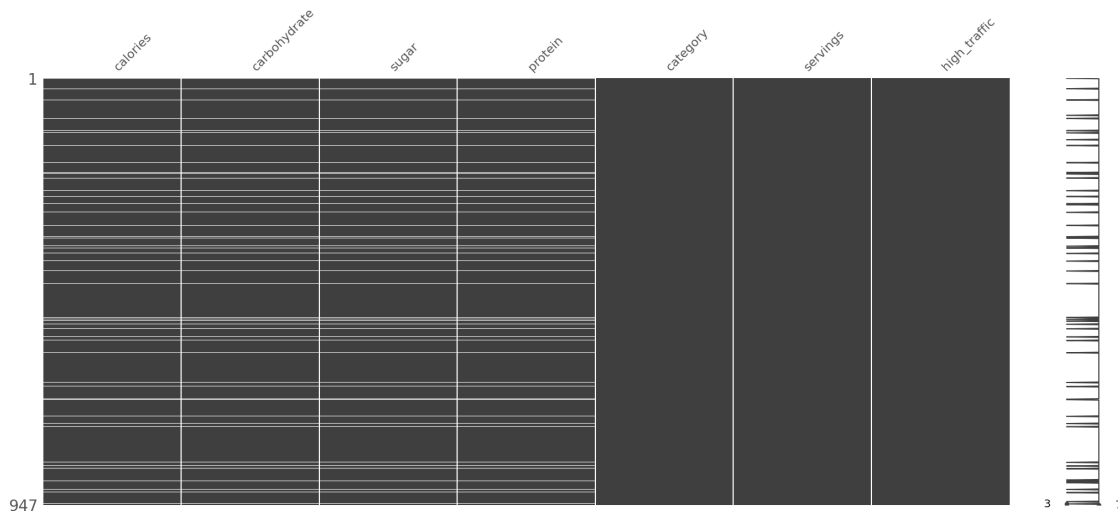
Utilizamos la librería **missingno** para visualizar los valores nulos en el DataFrame. Nos ayudará a comprender la distribución de estos valores ‘especiales’ en un DataFrame proporcionando una vista general de la ubicación de los valores nulos. Así podemos identificar patrones visuales, es decir podemos ver qué filas o columnas contienen valores nulos.

El método `msno.matrix(df)` muestra una gráfica con los colores blanco (valores nulos) y negro (valores no nulos) para representar los valores según sean nulos o no en cada fila y columna. Así podemos buscar patrones y detectar, por ejemplo, si la presencia o ausencia de datos en una columna está relacionada con otra columna.

Dependiendo de la cantidad y de los patrones que podemos indentificar respecto a los valores nulos, podemos decidir qué estrategia utilizar, por ejemplo, si debemos eliminar ciertas filas o columnas, o imputar los valores faltantes con algún estimador como la media.

```
[16]: # Utilizamos la libreria 'missingno' para visualizar los valores nulos en el
      ↪ DataFrame.
msno.matrix(df)
```

```
[16]: <Axes: >
```



Los datos nulos se encuentran en las columnas 'calories', 'carbohydrate', 'sugar' y 'protein', y siempre en las mismas filas por lo tanto podemos sugerir la estrategia de imputar los valores nulos con la media.

Enumeramos las razones para ello:

1. **Inspección de los datos nulos:** Dado que los datos nulos están situados en las mismas filas en el caso de las columnas mencionadas, es razonable asumir que estos valores están relacionados y siguen un patrón común. Esto sugiere que no se trata de valores nulos aleatorios.
2. **Preservación de datos:** Al imputar con la media, informaremos los valores nulos con estimaciones basadas en las observaciones disponibles. Esto nos permitirá conservar todas las filas y no perderemos datos valiosos que podremos usar en posteriores análisis y en los modelos de Machine Learning.
3. **Agrupación por 'category':** Agruparemos los datos por la columna `category` antes de imputar con la media. Los valores nulos se dan en un conjunto específico de filas y están relacionados con recetas específicas. Dado que las recetas se agrupan en diferentes categorías usaremos esta información para realizar la imputación. Al agrupar los datos en función de la columna `category`, significa que las recetas se dividen en grupos según su categoría, lo que crea subconjuntos de datos separados para cada una de ellas. Por ejemplo, todas las recetas de carne (meat) se agrupan en un conjunto, todas las recetas de verduras (vegetables) en otro, y así sucesivamente. Dentro de cada grupo, calculamos la media de las columnas `calories`, `carbohydrate`, `sugar` y `protein` y cada valor nulo (por columna) se informa con la media obtenida respecto al grupo al que pertenece la receta.

```
[17]: # Como hemos observado, los valores nulos se encuentran ubicados en las columnas
# 'calories', 'carbohydrate', 'sugar' y 'protein'.
cols_na = ['calories', 'carbohydrate', 'sugar', 'protein']

# Para enriquecer el Dataframe y no perder filas, imputamos los valores nulos
→ que encontramos en las
```

```
# columnas 'calories', 'carbohydrate', 'sugar' y 'protein' por la media de las
↳ columnas resultante de
# agrupar por la columna 'category'.
for col in cols_na:
    df[col] = df.groupby('category', observed=True)[col].transform(lambda x: x.
↳ fillna(x.mean()))
```

```
[18]: # Observamos el Dataframe resultante después de aplicar estas modificaciones.
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 947 entries, 0 to 946
Data columns (total 7 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   calories        947 non-null   float64
1   carbohydrate    947 non-null   float64
2   sugar           947 non-null   float64
3   protein         947 non-null   float64
4   category        947 non-null   category
5   servings        947 non-null   category
6   high_traffic    947 non-null   category
dtypes: category(3), float64(4)
memory usage: 33.2 KB
```

```
[19]: # Estos pasos nos han permitido limpiar y preparar nuestro DataFrame para su
↳ posterior análisis y modelado.
# Miramos las primeras 5 filas del DataFrame.
df.head()
```

```
[19]:
```

	calories	carbohydrate	sugar	protein	category	servings \
0	577.808129	25.366226	6.091032	45.082355	Meat	6
1	35.480000	38.560000	0.660000	0.920000	Vegetable	4
2	914.280000	42.680000	3.090000	2.880000	Breakfast	1
3	97.030000	30.560000	38.630000	0.020000	Beverages	4
4	27.050000	1.850000	0.800000	0.530000	Beverages	4

	high_traffic
0	1.0
1	1.0
2	0.0
3	1.0
4	0.0

Hasta ahora hemos realizado una serie de pasos esenciales para conseguir unos datos preparados para poder aplicarles modelos de clasificación, como la eliminación de columnas innecesarias, la corrección de tipos de datos, la agrupación de categorías relacionadas y la imputación de valores nulos.

Ahora bien, como ya sabemos el análisis de datos y la construcción de modelos de machine learning es un proceso iterativo, continuamos pues explorando y refinando los datos disponibles para lograr unos mejores resultados.

3 Análisis Exploratorio

En esta parte del proyecto, realizaré un análisis exploratorio del dataset y aplicaré una transformación a las variables numéricas utilizando `PowerTransformer` de `scikit-learn` para poder ajustar sus distribuciones.

Algunas observaciones clave:

1. **Gráfico Pair Plot:** El gráfico pair plot es una herramienta útil para explorar la distribución de datos y observar cómo se relacionan entre sí. Lo usaré para visualizar la distribución de las variables numéricas y cómo se relacionan con la variable objetivo `high_traffic`. Esto puede ayudarnos a identificar patrones visuales en los datos.
2. **Scatter Plots:** La creación de scatter plots me permitirá analizar la relación entre la variable `calories` y las otras variables numéricas (`protein`, `sugar` y `carbohydrate`). Estos gráficos proporcionan una representación visual de cómo estas variables se relacionan entre sí.
3. **Matriz de Correlación:** Usaré un heatmap para visualizar la correlación entre las variables numéricas. Esto es útil para identificar relaciones entre las variables.
4. **Transformación PowerTransformer:** Aplicaré `PowerTransformer` a las variables numéricas para ajustar sus distribuciones. Esto es importante ya que muchos algoritmos de machine learning funcionan mejor con datos que siguen una distribución gaussiana o normal.

Vamos a realizar unas gráficas de dispersión para observar la posible relación entre las distintas variables numéricas. Podemos observar que las variables numéricas (sin considerar la variable `servings`) tienen una distribución significativa hacia la derecha, tal y como podemos apreciar en los siguientes gráficos, especialmente la columna `protein`.

```
[20]: # El gráfico pair plot de la librería Seaborn nos proporciona información sobre la
      ↪ distribución de los datos y
      # mejora su visualización al incorporar el color para representar la
      ↪ distribución de cada característica.
      # Al incluir el color, podemos observar de manera efectiva dimensiones
      ↪ adicionales y patrones dentro del gráfico.

      sns.pairplot(df.loc[:, ['calories', 'carbohydrate', 'sugar', 'protein',
      ↪ 'high_traffic']], hue='high_traffic');
```



```
[21]: # Utilizamos los scatter plots de Seaborn para comprobar la distribución de la
      ↪ columna 'calories' vs. las otras
      # columnas numéricas ie, 'protein', 'sugar' y 'carbohydrate'.

fig, axes = plt.subplots(1,3,figsize=(15,5))
sns.scatterplot(y=df['protein'],x=df['calories'],ax=axes[0]).set(title='Calories_
      ↪vs Protein')
sns.scatterplot(y=df['sugar'],x=df['calories'],ax=axes[1]).set(title='Calories_
      ↪vs Sugar')
sns.scatterplot(y=df['carbohydrate'],x=df['calories'],ax=axes[2]).
      ↪set(title='Calories vs Carbohydrate');
```



Aunque en los diagramas de dispersión anteriores ya puedo constatar que no existe correlación entre las variables, voy a crear, mediante el uso de la librería **Seaborn**, un gráfico de tipo Heatmap con las correlaciones entre las variables numéricas. Inicialmente no podemos afirmar que exista una correlación positiva o negativa entre las variables numéricas. En general, existen correlaciones extremadamente débiles, siendo la más relevante, por decir algo, la correlación entre las proteínas y las calorías (0.178).

```
[22]: # Usamos un gráfico de tipo Heatmap de la librería Seaborn para comprobar la
      ↪ correlación entre
      # las columnas numéricas.

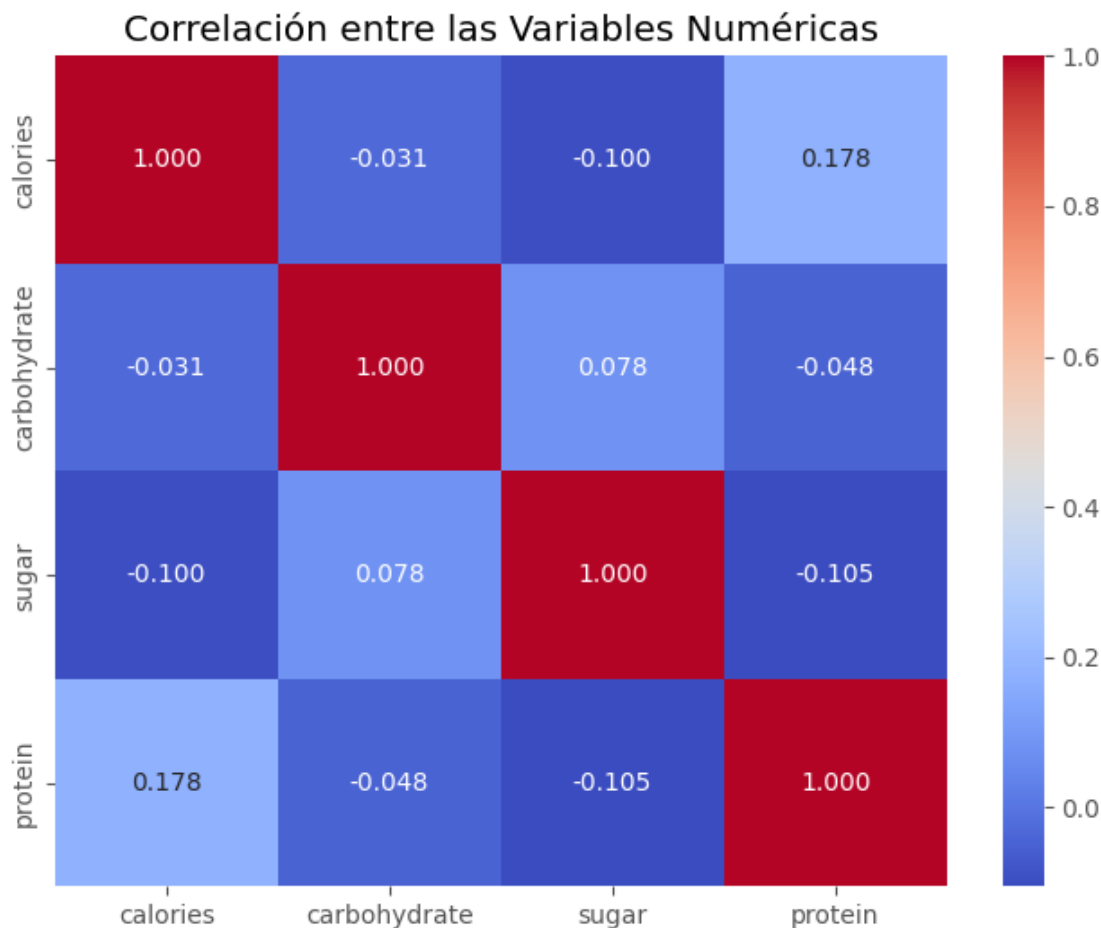
      # Aumentamos el tamaño del gráfico para mostrar los valores de correlación de
      ↪ manera más clara
      plt.figure(figsize=(8, 6))

      # Calculamos la matriz de correlación
      numeric = df[['calories', 'carbohydrate', 'sugar', 'protein']]
      correlation_matrix = numeric.corr()

      # Creamos el mapa de calor con anotaciones de valores
      sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, fmt=".3f", cmap="coolwarm",
      ↪ cbar=True)

      # Establece el título
      plt.title("Correlación entre las Variables Numéricas")

      # Muestra el gráfico
      plt.show()
```



Muchos algoritmos de Machine Learning necesitan que las variables numéricas tengan una distribución que se acerque lo máximo posible a una distribución gaussiana/normal. Esta es la razón por la que hemos hecho una transformación usando **PowerTransformer** de la librería **scikit-learn**. Una vez realizada la transformación, los histogramas muestran el antes y el después de esta transformación (a la izquierda el antes y a la derecha el después).

El uso de **PowerTransformer** y la normalización de valores de las variables numéricas (**calories**, **sugar**, **protein** y **carbohydrate**), es importante de caras a la preparación de los datos para poder aplicarlos en modelos de Machine Learning.

Las variables numéricas a menudo siguen una distribución que se aleja de una distribución normal o gaussiana pero resulta que los modelos de Machine Learning que queremos aplicar funcionan mejor cuando las variables numéricas tienen una distribución más cercana a una distribución normal. Entonces, mediante un proceso de escalado usando **PowerTransformer** transformaremos los datos de manera que la distribución de la variable resultante se acerque más a una distribución normal.

A continuación usaremos **PowerTransformer** para transformar las variables **calories**, **sugar**, **protein** y **carbohydrate** y mostraremos el antes y el después de la transformación de manera que podremos observar cómo se ve la distribución original de cada variable y cómo se ve después de transformarla aplicando **PowerTransformer**. Los histogramas antes y después de la transformación

mostrarán cómo `PowerTransformer` puede ayudar a normalizar las distribuciones de las variables.

```
[23]: # Ahora realizamos la transformacion de las variables aplicando PowerTransformer
      ↪y 'normalizando'
      # así su distribución.

cols = ['calories', 'sugar', 'protein', 'carbohydrate']

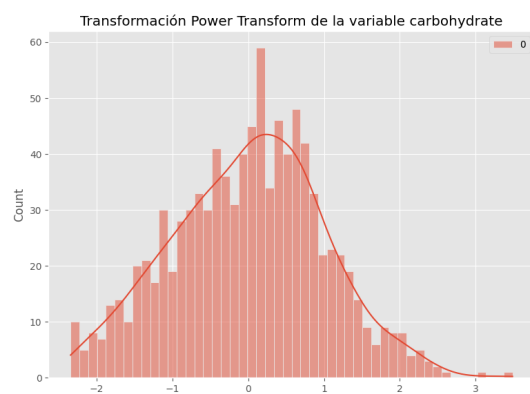
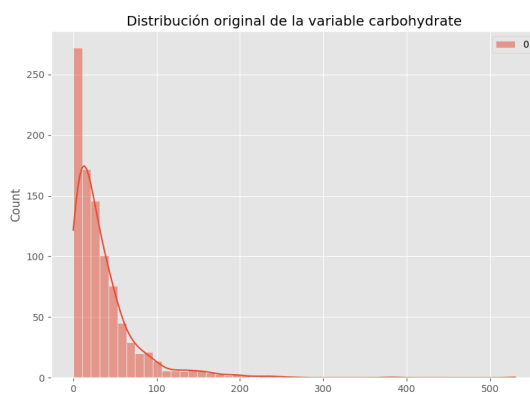
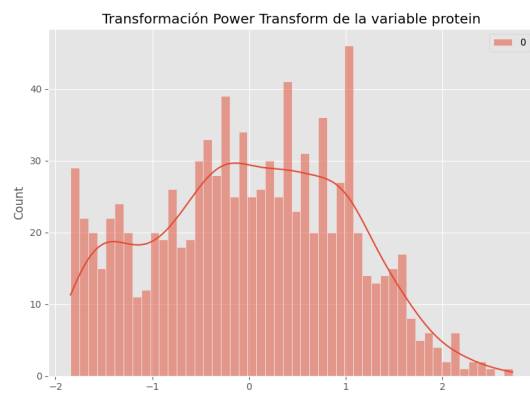
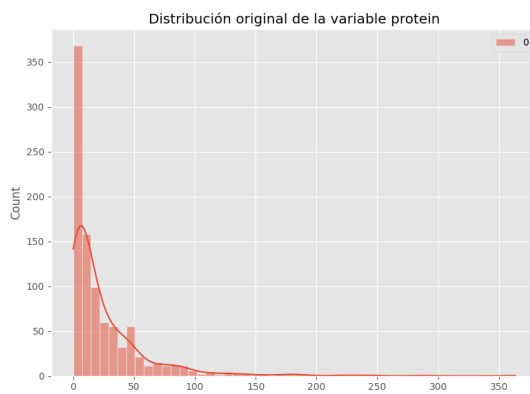
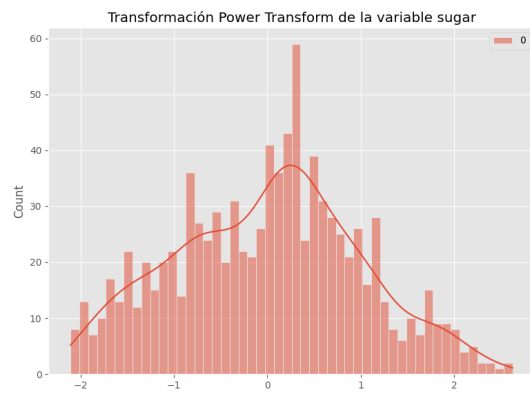
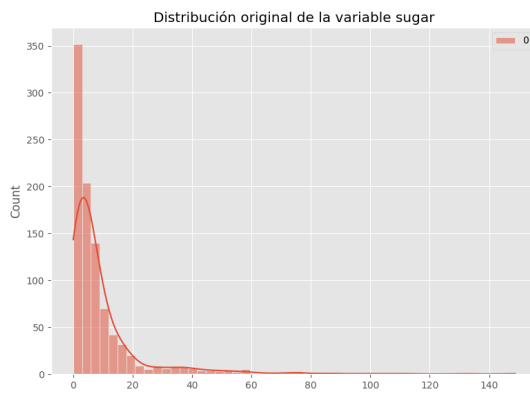
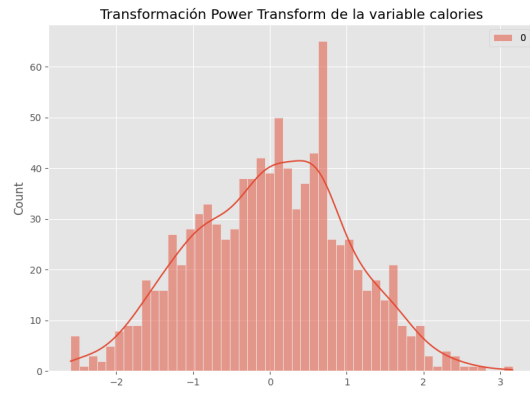
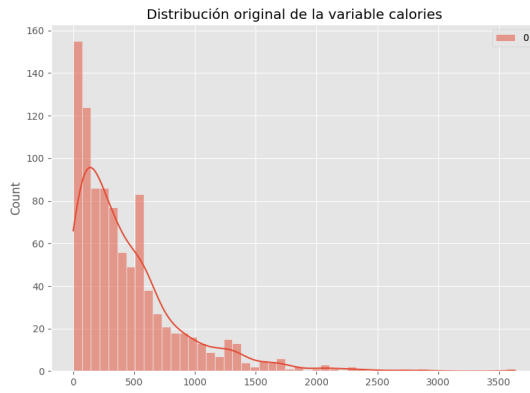
def pt_transform(columns):

    my_pt = PowerTransformer()
    fig = plt.figure(figsize=(20,30))
    j = 1
    for i in columns:
        array = np.array(df[i]).reshape(-1, 1)
        y = my_pt.fit_transform(array)

        plt.subplot(4,2,j)
        sns.histplot(array, bins = 50, kde = True)
        plt.title(f"Distribución original de la variable {i}")

        plt.subplot(4,2,j+1)
        sns.histplot(y, bins = 50, kde = True)
        plt.title(f"Transformación Power Transform de la variable {i}")
        j += 2

    # Mostramos las distribuciones antes y después de aplicar el Power Transform
    pt_transform(cols)
```



Tras el análisis de los datos he visto que las correlaciones son extremadamente débiles, lo que indica que no hay una dependencia lineal entre estas variables. He constatado que la mayor correlación se da entre las variables `calories` y `protein`.

La comparación de las distribuciones antes y después de la transformación via `PowerTransform` muestra claramente cómo esta técnica puede mejorar la simetría de los datos y así normalizar los datos para un posterior uso de ellos por parte de los modelos de machine learning.

En general, este análisis exploratorio es esencial para comprender los datos y cómo se distribuyen. La transformación de las variables numéricas es un paso importante para preparar los datos para la construcción de modelos de machine learning.

4 Desarrollo del modelo

Mi objetivo es comprobar si podemos clasificar o no una receta en función del tráfico (`high_traffic`) que recibe (alto: 1 o bajo: 0), es decir lo que quiero es construir modelos de machine learning para predecir si una receta generará un tráfico alto o no. Por lo tanto, estamos ante un caso de **clasificación** (tráfico alto o bajo) y algunos modelos usados para la clasificación binaria son la **Logistic Regression**, **Support Vector Machines (SVM)**, **Bosques Aleatorios**, y otros. Utilizaré para ello como modelo base la **Logistic Regression** y después el modelo **SVM** y, finalmente los compararé.

Para evaluar el modelo, he decidido utilizar las siguientes métricas: **accuracy**, **F1**, **precision** y **recall**. En las siguientes líneas, veremos cómo he preparado los datos para poder aplicar los modelos de Machine Learning, el ajuste del modelo y los resultados obtenidos.

He utilizado un flujo de trabajo (pipeline en el argot) que contiene una transformación a nivel de escala, una instancia del modelo y un selector para obtener las características más relevantes. He escogido también una lista de parámetros adaptados para la Logistic Regression.

Luego obtuve las métricas (F1, recall, precision, accuracy), grafiqué el peso de todas las características utilizadas y, finalmente, filtré los valores de predicción asociados a un tráfico alto con el fin de mostrar qué tipo de recetas tienen más popularidad y éxito, usando para ello un gráfico de barras que muestra las categorías más comunes.

4.1 Modificando y transformando los datos: Preparación

Aplicaremos diferentes métodos de preparación y transformación al constatar que tenemos diferentes tipos de variables, por un lado tenemos variables numéricas y por otro categóricas.

Para las variables categóricas, utilizaremos la codificación **one-hot**, ya que proporciona una mayor precisión al aplicar los modelos.

En el caso de las variables numéricas y después de los resultados que hemos observado anteriormente, utilizaremos `PowerTransformer`.

```
[24]: from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder

# Las columnas categóricas son
```

```

categoric_cols = ['category', 'servings']

# Instanciamos un objeto de la clase OneHotEncoder
ohe = OneHotEncoder()

# Transformación de las columnas categóricas
encoded_cols = ohe.fit_transform(df[categoric_cols])
encoded_df = pd.DataFrame(encoded_cols.toarray(),
                           columns=ohe.get_feature_names_out(categoric_cols))

df = pd.concat([df, encoded_df], axis=1)

# Eliminamos las columnas categóricas iniciales
df_enc = df.drop(categoric_cols, axis=1)

# Mostramos el Dataframe después de las transformaciones aplicadas sobre él
df_enc.head()

```

```

[24]:
   calories  carbohydrate    sugar  protein  high_traffic  \
0  577.808129    25.366226   6.091032  45.082355          1.0
1   35.480000    38.560000   0.660000   0.920000          1.0
2  914.280000    42.680000   3.090000   2.880000          0.0
3   97.030000    30.560000  38.630000   0.020000          1.0
4   27.050000     1.850000   0.800000   0.530000          0.0

   category_Beverages  category_Breakfast  category_Dessert  \
0                   0.0                  0.0                0.0
1                   0.0                  0.0                0.0
2                   0.0                  1.0                0.0
3                   1.0                  0.0                0.0
4                   1.0                  0.0                0.0

   category_Lunch/Snacks  category_Meat  category_One Dish Meal  \
0                   0.0                1.0                    0.0
1                   0.0                0.0                    0.0
2                   0.0                0.0                    0.0
3                   0.0                0.0                    0.0
4                   0.0                0.0                    0.0

   category_Vegetable  servings_1  servings_2  servings_4  servings_6
0                   0.0          0.0          0.0          0.0          1.0
1                   1.0          0.0          0.0          1.0          0.0
2                   0.0          1.0          0.0          0.0          0.0
3                   0.0          0.0          0.0          1.0          0.0
4                   0.0          0.0          0.0          1.0          0.0

```



```
[25]: # Ahora vamos a aplicar la transformación PowerTransformer
my_pt = PowerTransformer()
df_enc[['calories', 'protein', 'carbohydrate', 'sugar']] = my_pt.
    ↳fit_transform(df_enc[['calories', 'protein', 'carbohydrate', 'sugar']])

# Creamos las variables correspondientes. En el axis=1 eliminamos la que hace
    ↳referencia a
# 'high_traffic' y añadimos la 'y' que contiene a 'high_traffic'.
X = df_enc.drop('high_traffic', axis=1)
y = df_enc['high_traffic']
```

Hasta ahora mi objetivo ha sido intentar realizar una preparación lo más adecuada posible de los datos disponibles antes de aplicar modelos de machine learning para la clasificación binaria de recetas en función de su tráfico.

La codificación **one-hot** de las variables categóricas permite a los modelos trabajar con estas variables de manera más efectiva. Además, he aplicado la transformación **PowerTransformer** a las variables numéricas. Esto es importante para asegurar que sigan una distribución lo más cercana posible a una distribución normal, y así poder optimizar el rendimiento de algunos algoritmos de machine learning.

4.2 Aplicamos el modelo de Logistic Regression

Consideraciones a tener en cuenta.

GridSearchCV **GridSearchCV** es una técnica que utilizamos para buscar los mejores hiperparámetros asociados a un modelo de machine learning. Los hiperparámetros son configuraciones que pueden ser modificadas tales como la elección del kernel, la tasa de aprendizaje en redes neuronales o la profundidad del árbol en árboles de decisión.

El papel de **GridSearchCV** es vital para ayudar a encontrar la combinación óptima de hiperparámetros que maximice el rendimiento del modelo. Funciona de la siguiente manera:

1. Definimos un conjunto de hiperparámetros y sus valores posibles. Por ejemplo, los hiperparámetros podrían incluir el tipo de kernel, el valor de C (regularización), y otros parámetros específicos del modelo.
2. **GridSearchCV** realiza una búsqueda exhaustiva a través de todas las combinaciones posibles de valores de hiperparámetros. Puedes especificar qué métrica de evaluación deseas optimizar, como 'precision', 'recall', 'accuracy', etc.
3. Se entrena y evalúa el modelo con cada combinación de hiperparámetros utilizando una validación cruzada.
4. Al final, **GridSearchCV** devuelve la mejor combinación de hiperparámetros que maximice la métrica de evaluación especificada.

Utilizaré **GridSearchCV** para encontrar la mejor combinación de hiperparámetros para el modelo de Regresión Logística.

Matriz de confusión La matriz de confusión es una herramienta fundamental para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación. Muestra la relación entre las predicciones del modelo y el valor real en el conjunto de datos de prueba.

La matriz de confusión se divide en cuatro partes:

1. **Verdaderos positivos (True Positives - TP)**: Representa los casos en los cuáles el modelo predijo correctamente el valor como positivo ($\text{high_traffic} = 1$) cuando el verdadero valor era positivo.
2. **Falsos positivos (False Positives - FP)**: Representa los casos en los que el modelo predijo incorrectamente el valor como positivo ($\text{high_traffic} = 1$) cuando el valor real era negativo ($\text{high_traffic} = 0$).
3. **Verdaderos negativos (True Negatives - TN)**: Representa los casos en los que el modelo predijo correctamente el valor como negativo ($\text{high_traffic} = 0$) cuando el valor real era negativo.
4. **Falsos negativos (False Negatives - FN)**: Representa los casos en los que el modelo predijo incorrectamente el valor como negativo ($\text{high_traffic} = 0$) cuando el valor real era positivo ($\text{high_traffic} = 1$).

La matriz de confusión nos permite evaluar aspectos como la exactitud (accuracy), la precisión (precision) y el recall (también llamado sensibilidad). Estas métricas se calculan a partir de los valores obtenidos en la matriz de confusión y ayudan a entender el rendimiento del modelo en tareas de clasificación.

- **Precisión (Precision)**: Mide la proporción de casos positivos predichos **correctamente** en comparación con todos los casos positivos predichos. Se calcula como $\text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$.
- **Recall (Sensibilidad)**: Mide la proporción de casos positivos predichos **correctamente** en comparación con todos los casos positivos reales en el conjunto de datos. Se calcula como $\text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$.
- **Exactitud (Accuracy)**: Mide la proporción de predicciones **correctas** en comparación con todas las predicciones. Se calcula como $(\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})$.

La matriz de confusión y estas métricas son esenciales para identificar si el modelo tiende a cometer errores de falsos positivos o falsos negativos y ajustarlo en consecuencia.

Utilizaré la matriz de confusión para visualizar cómo se distribuyen las predicciones del modelo de Regresión Logística en comparación con los valores reales en los datos de prueba. Esto me permitirá evaluar y comprender mejor el rendimiento del modelo según verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos.

```
[26]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression

# Separacion de los datos en train y test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
→random_state=17)

# Definimos el flujo o pipeline que usamos para aplicar el modelo
my_pipeline = Pipeline([
```

```

        ('scaler', StandardScaler()),
        ('selector', SelectKBest(f_classif)),
        ('classifier', LogisticRegression())
    ])

# Definición de los hiperparámetros para GridSearchCV
parameters = {
    'selector__k': ['all'],
    'classifier__C': [0.001, 0.1, 1, 10, 100, 1000],
    'classifier__penalty': ['l1', 'l2'],
    'classifier__solver': ['liblinear', 'saga']
}

# Instanciamos GridSearchCV con 5-fold cross-validation con un scoring de
↳ 'precision'
my_grid_search = GridSearchCV(
    my_pipeline,
    parameters,
    cv=5,
    scoring='precision'
)

# Con los datos de train realizamos un fit de GridSearchCV
my_grid_search.fit(X_train, y_train)

# Obtenemos el mejor estimador
my_best_estimator = my_grid_search.best_estimator_

# Mostramos los parámetros del estimador obtenido
print("Parámetros del mejor estimador:", my_best_estimator.get_params())

# Ahora vamos a evaluar el estimador usando los datos de test
y_prediccion_proba = my_best_estimator.predict_proba(X_test)
my_threshold = 0.6
y_prediccion = (y_prediccion_proba[:,1] > my_threshold).astype(int)

accuracy = accuracy_score(y_test, y_prediccion)
f1 = f1_score(y_test, y_prediccion)
precision = precision_score(y_test, y_prediccion)
recall = recall_score(y_test, y_prediccion)

# Mostramos los resultados de la Regresión Logística
print('Resultados de la Regresión Logística:')
print("Accuracy:", accuracy)
print("F1:", f1)
print("Precision:", precision)
print("Recall:", recall)

```

```

# Obtenemos los indices de las recetas con 'high_traffic' respecto a los datos
↳ de test
my_high_traffic_indexs = np.where(y_prediccion == 1)[0]

# Conseguimos las recetas (recipes) que tienen un 'high_traffic' alto
my_high_traffic_recipes = X_test.iloc[my_high_traffic_indexs]

# Vamos a graficar las puntuaciones respecto a las características seleccionadas
selector = my_best_estimator.named_steps['selector']
selected_indices = selector.get_support(indices=True)

# 'selected_scores': Contiene las puntuaciones (scores) de las características
↳ (features) seleccionadas por el
# modelo de Regresión Logística. Estas puntuaciones indican el peso de las
↳ características para predecir
# si una receta generará tráfico alto o bajo.
selected_scores = selector.scores_[selected_indices]

# 'selected_features': Aquí tenemos las características (features) seleccionadas
↳ que se corresponden con
# las columnas del dataset original que se utilizaron como características para
↳ entrenar el modelo.
# Cada característica se asocia con su respectiva puntuación.
selected_features = X.columns[selected_indices]

# Mostramos un gráfico de tipo bar plot con las puntuaciones respecto a las
↳ características estudiadas
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.barplot(x=selected_scores, y=selected_features)
plt.title('Puntuaciones de las características via el modelo de Regresión
↳ Logística')
plt.xlabel('Puntuación')
plt.ylabel('Característica')
plt.show()

from sklearn.metrics import confusion_matrix

# Matriz de confusión del modelo de Regresión Logística
lr_confusion = confusion_matrix(y_test, y_prediccion)

# Visualización de la matriz de confusión
plt.figure(figsize=(8, 6))

sns.heatmap(

```

```

    lr_confusion,
    annot=True,
    fmt="d",
    cmap="Blues",
    xticklabels=['High Traffic', 'Low Traffic'],
    yticklabels=['High Traffic', 'Low Traffic']
)

plt.title("Matriz de Confusión - Regresión Logística")
plt.xlabel("Predicción")
plt.ylabel("Valor Real")
plt.show()

```

Parámetros del mejor estimador: {'memory': None, 'steps': [('scaler', StandardScaler()), ('selector', SelectKBest(k='all')), ('classifier', LogisticRegression(C=10, penalty='l1', solver='liblinear'))], 'verbose': False, 'scaler': StandardScaler(), 'selector': SelectKBest(k='all'), 'classifier': LogisticRegression(C=10, penalty='l1', solver='liblinear'), 'scaler__copy': True, 'scaler__with_mean': True, 'scaler__with_std': True, 'selector__k': 'all', 'selector__score_func': <function f_classif at 0x7d32e2a6f400>, 'classifier__C': 10, 'classifier__class_weight': None, 'classifier__dual': False, 'classifier__fit_intercept': True, 'classifier__intercept_scaling': 1, 'classifier__l1_ratio': None, 'classifier__max_iter': 100, 'classifier__multi_class': 'auto', 'classifier__n_jobs': None, 'classifier__penalty': 'l1', 'classifier__random_state': None, 'classifier__solver': 'liblinear', 'classifier__tol': 0.0001, 'classifier__verbose': 0, 'classifier__warm_start': False}

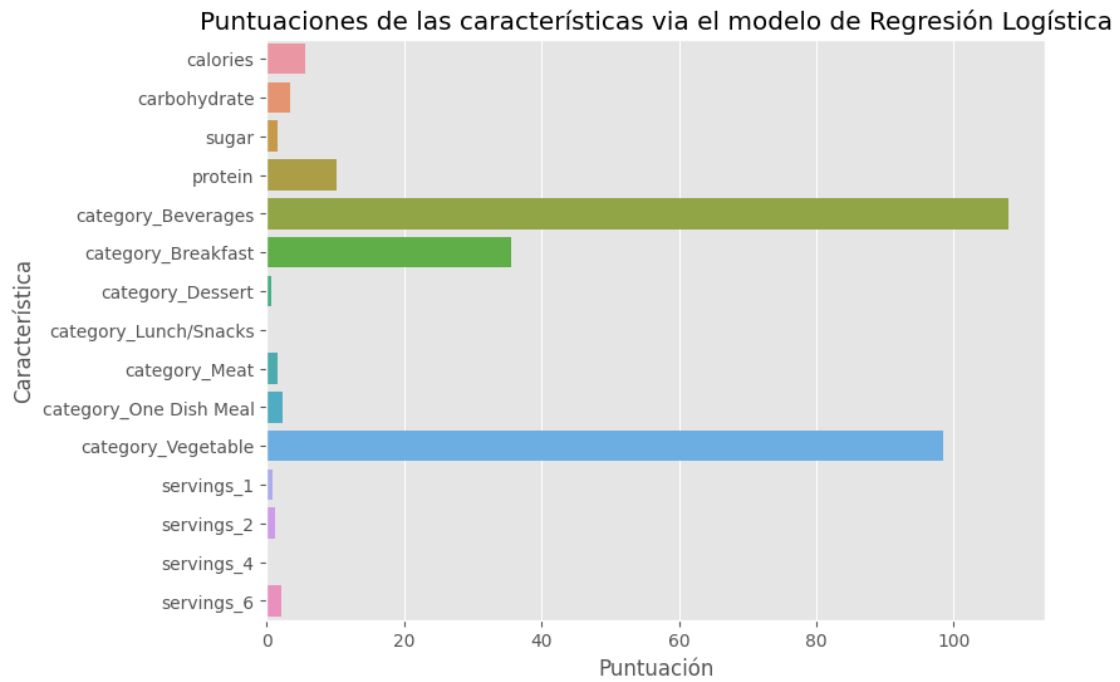
Resultados de la Regresión Logística:

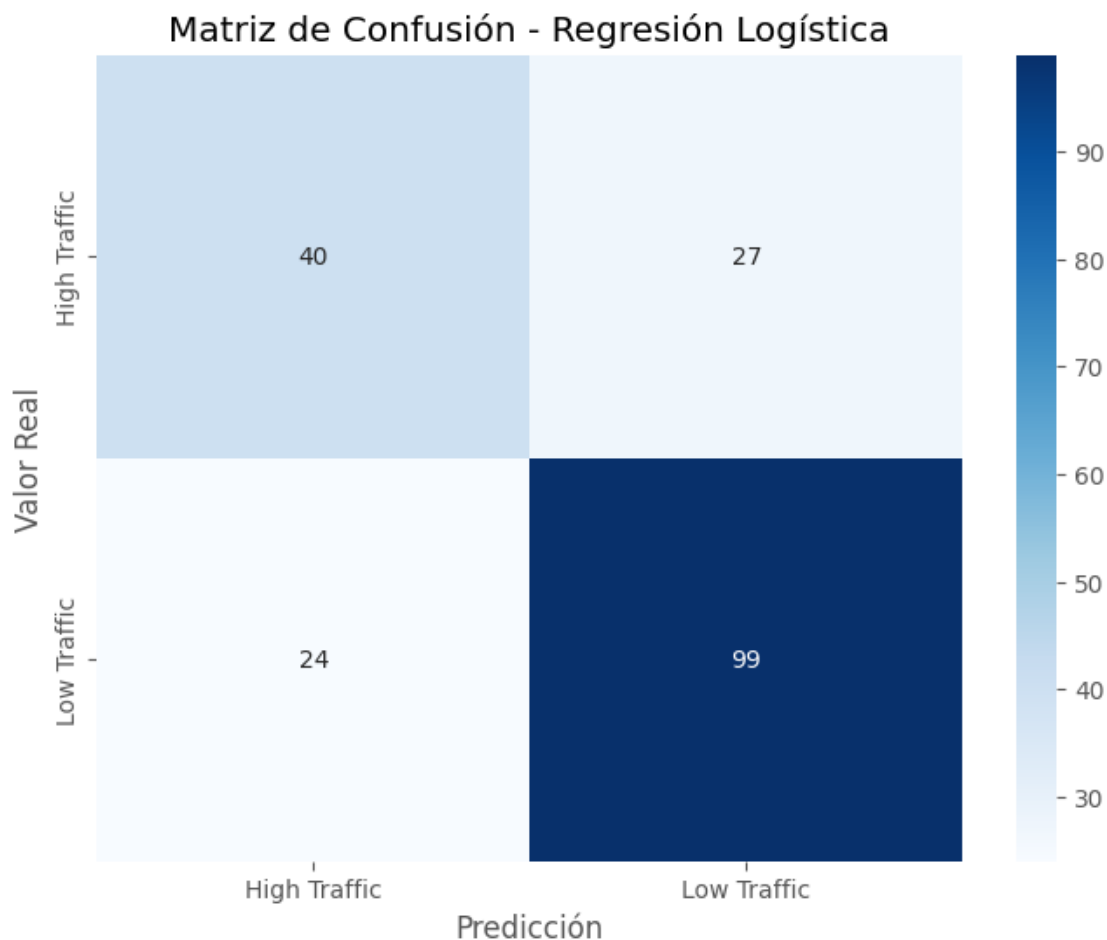
Accuracy: 0.7315789473684211

F1: 0.7951807228915663

Precision: 0.7857142857142857

Recall: 0.8048780487804879





El gráfico de barras anterior representa las puntuaciones (scores en el argot) de las características (features en el argot) utilizadas en el modelo de Regresión Logística. Cuanto mayor sea la puntuación (Eje Y) de una característica (Eje X) en el gráfico, más influencia tiene en las predicciones del modelo y, por lo tanto, es más relevante para determinar si una receta generará tráfico alto o bajo. Esta visualización ayuda a comprender qué características son las más determinantes en la clasificación de las recetas según su popularidad.

Al entrenar un modelo de machine learning, como en el caso que nos ocupa de la Regresión Logística, es fundamental entender cuál es el peso de cada característica o variable en la probabilidad del modelo para realizar predicciones correctas y precisas.

En nuestro contexto, nuestro objetivo es predecir si una receta generará un tráfico alto o bajo (en una web) y, para ello, se han tenido en cuenta diversas características o variables relacionadas con las recetas que las definen, como las calorías, las proteínas, el azúcar, etc.

Cuando entrenamos el modelo, se acaban obteniendo puntuaciones (scores) para cada característica (feature), y esto nos permite obtener cuánto contribuye cada característica a las predicciones del modelo. Las características con puntuaciones (scores) más altas son más importantes puesto que tienen un mayor impacto en las predicciones del modelo.

El modelo busca identificar patrones en las características de las recetas que estén asociados con un tráfico alto, es decir, lo que buscamos es cuantificar qué recetas son populares en función de la cantidad de visitantes que la consultan en la web, y que características componen esta receta. Por otro lado, también buscamos que recetas tienen un tráfico bajo o nulo, que evidentemente, serán recetas que consideraremos que no son populares ya que atraen menos visitantes.

Vamos a explicar que es lo que nos indican los valores obtenidos en la matriz de confusión:

- **40 Verdaderos Positivos (True Positives - TP):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho correctamente un valor positivo (`high_traffic = 1`) y su valor real era también positivo. En otras palabras, el modelo identificó correctamente 40 casos.
- **99 Verdaderos Negativos (True Negatives - TN):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho correctamente el valor negativo (`high_traffic = 0`) y el valor real era negativo (`high_traffic = 0`). El modelo identificó correctamente 99 casos.
- **27 Falsos Positivos (False Positives - FP):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho incorrectamente un valor positivo (`high_traffic = 1`) cuando el valor real era negativo (`high_traffic = 0`). El modelo cometió 27 errores al clasificar estos casos.
- **24 Falsos Negativos (False Negatives - FN):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho incorrectamente un valor negativo (`high_traffic = 0`) cuando el valor real era positivo (`high_traffic = 1`). El modelo cometió 24 errores al clasificar estos casos.

En resumen, estos valores indican cómo se ha comportado el modelo de regresión logística que hemos implementado para realizar una clasificación binaria. El modelo identificó correctamente 40 casos como positivos, 99 casos como negativos, cometió 27 errores al clasificar negativos como positivos y cometió 24 errores al clasificar positivos como negativos. Estos valores son esenciales para calcular métricas como precisión, recall, exactitud y F1-score, que proporcionan una visión más completa del rendimiento del modelo.

4.3 Evaluando el modelo y sus resultados

Vemos que modelo de Regresión Logística ha tenido buenos resultados.

Vemos algo más a fondo estos resultados:

- **Accuracy:** el modelo de Regresión Logística ha obtenido alrededor de un 73% de precisión (accuracy). Debemos tener en cuenta que estamos priorizando la precisión sobre la exactitud.
- **Precision:** el modelo de Regresión Logística obtuvo cerca del 79%.
- **Recall:** el modelo de Regresión Logística ha obtenido alrededor del 80%.
- **F1:** al ser la media entre las métricas precision y recall obtiene un valor un poco superior al 80%.

4.4 Mostramos gráficos con las variables categóricas

Ahora analizo las categorías de las recetas con tráfico alto (`'high_traffic'`) y visualizo con la ayuda de un barplot/gráfico de barras la cantidad de recetas que pertenecen a cada categoría (`'category_'`) y después a cada `'servings_'`.

Para ello creamos un nuevo DataFrame: `df_categoricas`. Este contiene la información sobre las diferentes variables de tipo `'category_'`. Asignamos a este DataFrame los datos de las recetas que

tenemos con tráfico alto (`my_high_traffic_recipes`) y se filtra por `'category'` para poder crear una gráfica con sólo las variables categóricas que referencian a `'category_'`.

A continuación, aplicamos el método `.sum()` a este DataFrame filtrado que nos permite obtener el total de la suma del número de recetas con tráfico alto por cada categoría.

El resultado anterior es un objeto Serie de Pandas que ordenamos de manera descendente (de mayor a menor) según el número de recetas para cada categoría así veremos en orden de mayor a menor las categorías, primero la que tiene la suma total más alta de recetas hasta la última que tiene la suma menor de recetas por esa categoría.

Renombramos la serie a `'Count'` para que el eje Y sea más descriptivo. Utilizamos el parámetro `inplace=True` para actualizar el DataFrame `df_categoricas` directamente.

Finalmente, utilizamos Seaborn (`sns`) para crear el gráfico de barras. En el eje X (`x`), constan las categorías (los índices del DataFrame `df_categoricas`), y en el eje Y (`y`), tenemos el total de recetas para cada categoría.

El resultado es un gráfico de barras que muestra las categorías en el eje X y el número de recetas en cada categoría en el eje Y. Esto permite visualizar cuáles son las categorías más comunes entre las recetas con tráfico alto.

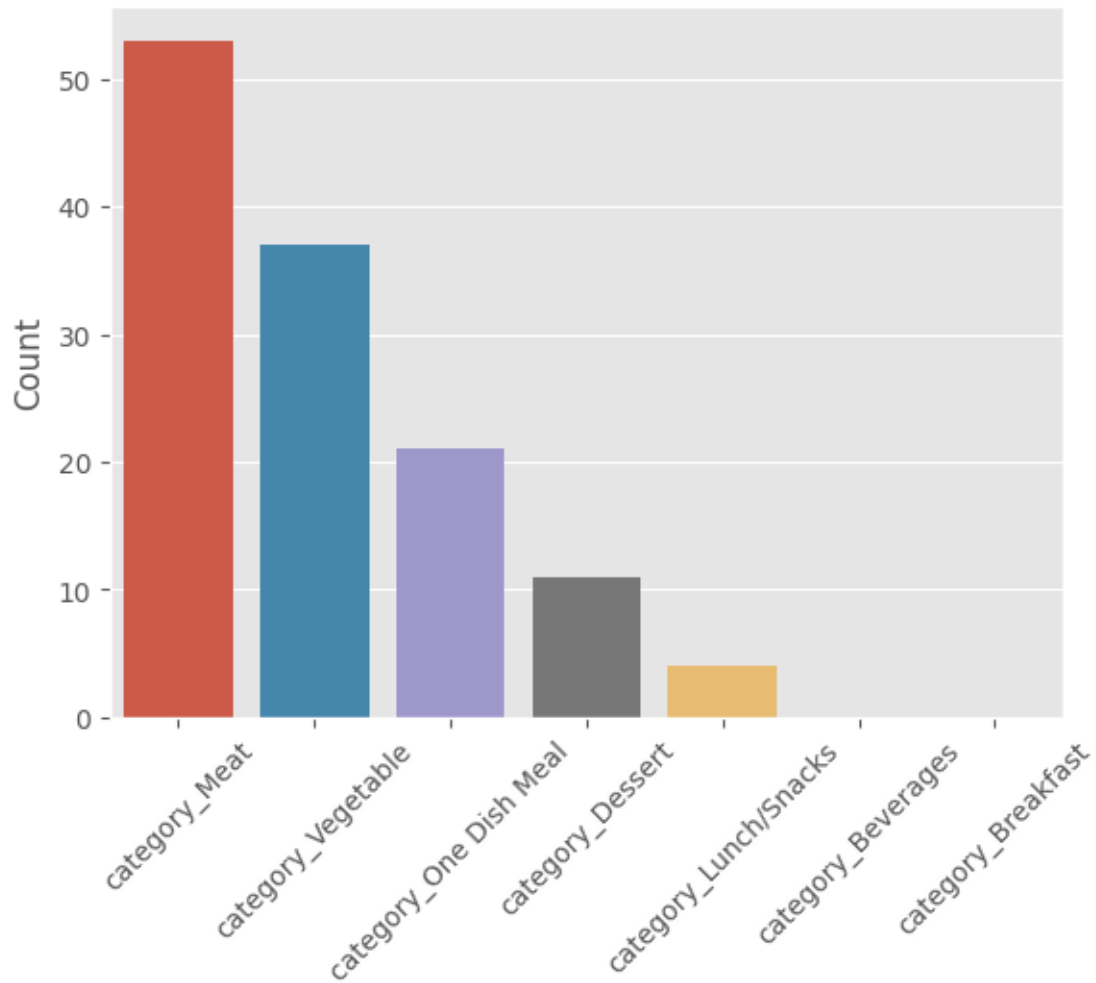
Usamos el mismo procedimiento para poder mostrar una gráfica de barras para el caso de las variables categóricas `'servings_'`.

```
[27]: # Columna/Variable categóricas: 'category_'
df_categoricas = pd.DataFrame(
    my_high_traffic_recipes.filter(like='category')
                                .sum()
                                .sort_values(ascending=False)
)

df_categoricas.rename(columns={0: 'Count'}, inplace=True)

sns.barplot(x=df_categoricas.index, y='Count', data=df_categoricas)
plt.xticks(rotation=45)
```

```
[27]: (array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6]),
      [Text(0, 0, 'category_Meat'),
       Text(1, 0, 'category_Vegetable'),
       Text(2, 0, 'category_One Dish Meal'),
       Text(3, 0, 'category_Dessert'),
       Text(4, 0, 'category_Lunch/Snacks'),
       Text(5, 0, 'category_Beverages'),
       Text(6, 0, 'category_Breakfast')])
```



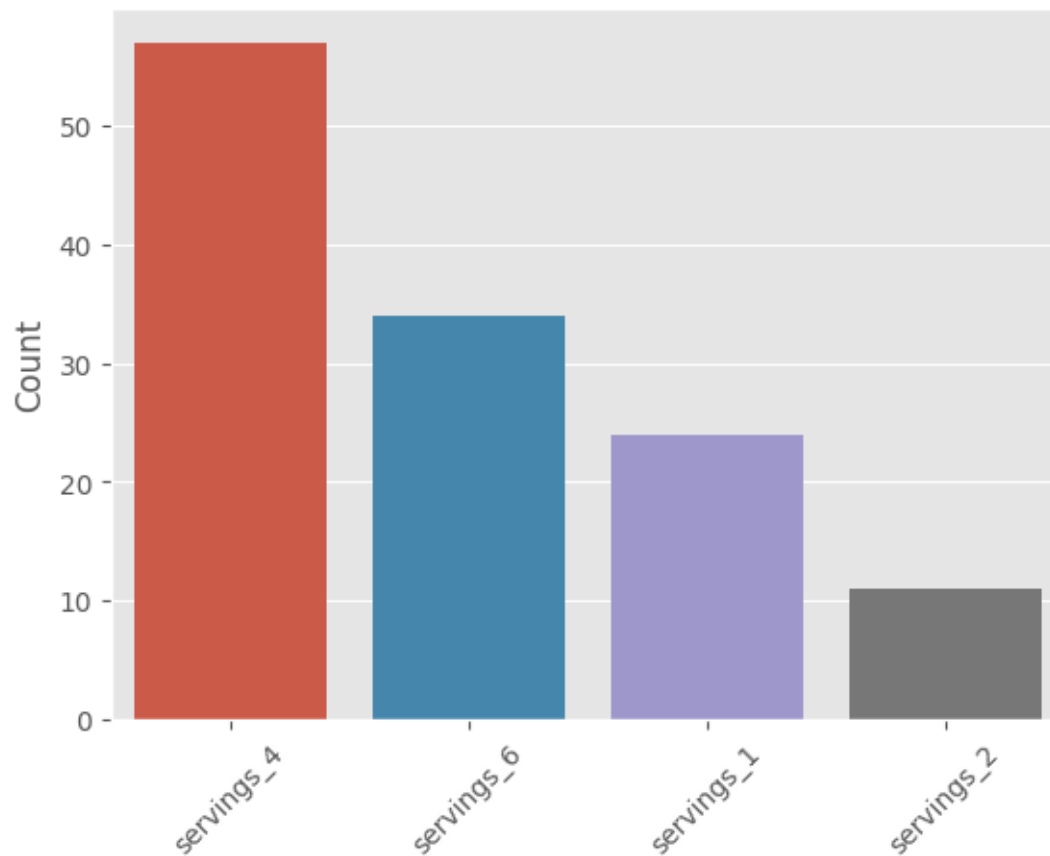
```
[28]: # Columna/Variable categórica: 'servings_'
df_categoricas = pd.DataFrame(
    my_high_traffic_recipes.filter(like='servings')
                               .sum()
                               .sort_values(ascending=False)
)

df_categoricas.rename(columns={0: 'Count'}, inplace=True)

sns.barplot(x=df_categoricas.index, y='Count', data=df_categoricas)
plt.xticks(rotation=45)
```

```
[28]: (array([0, 1, 2, 3]),
      [Text(0, 0, 'servings_4'),
        Text(1, 0, 'servings_6'),
        Text(2, 0, 'servings_1'),
```

```
Text(3, 0, 'servings_2']])
```



```
[29]: # Mostramos las primeras 15 filas que contienen recetas con un alto
      ↪ 'high_traffic'
      my_high_traffic_recipes.head(15)
```

```
[29]:
```

	calories	carbohydrate	sugar	protein	category_Beverages	\
191	0.763438	0.026470	1.786144	0.293981	0.0	
142	-0.878671	0.169324	1.415928	-1.183086	0.0	
702	0.535543	-1.125059	0.846604	0.800821	0.0	
242	1.839798	1.162527	-0.886894	0.955123	0.0	
710	-0.306516	-1.750015	0.016751	0.217193	0.0	
428	1.923837	1.507962	-0.392515	0.208507	0.0	
779	-1.890301	-0.536137	0.462115	0.646005	0.0	
762	0.209599	-1.342623	1.201602	0.602817	0.0	
582	0.390667	-0.075501	-0.043824	-0.485952	0.0	
753	1.620401	0.114213	1.493760	1.547120	0.0	
369	-0.338156	-0.691949	0.542787	-0.065480	0.0	
671	0.754111	-0.758064	-0.644094	1.176514	0.0	

123	-1.390774	-0.422936	0.819712	1.380399	0.0
293	0.297706	0.067859	-1.138896	0.400248	0.0
69	1.002609	0.066721	-0.236052	0.415723	0.0

	category_Breakfast	category_Dessert	category_Lunch/Snacks	\
191	0.0	1.0	0.0	
142	0.0	1.0	0.0	
702	0.0	0.0	0.0	
242	0.0	0.0	0.0	
710	0.0	0.0	0.0	
428	0.0	0.0	0.0	
779	0.0	0.0	0.0	
762	0.0	0.0	0.0	
582	0.0	0.0	0.0	
753	0.0	0.0	0.0	
369	0.0	0.0	0.0	
671	0.0	0.0	0.0	
123	0.0	0.0	0.0	
293	0.0	0.0	0.0	
69	0.0	0.0	0.0	

	category_Meat	category_One Dish Meal	category_Vegetable	servings_1	\
191	0.0	0.0	0.0	0.0	
142	0.0	0.0	0.0	0.0	
702	1.0	0.0	0.0	0.0	
242	1.0	0.0	0.0	0.0	
710	0.0	1.0	0.0	0.0	
428	1.0	0.0	0.0	1.0	
779	1.0	0.0	0.0	0.0	
762	0.0	1.0	0.0	1.0	
582	0.0	0.0	1.0	0.0	
753	1.0	0.0	0.0	0.0	
369	1.0	0.0	0.0	0.0	
671	1.0	0.0	0.0	0.0	
123	1.0	0.0	0.0	1.0	
293	1.0	0.0	0.0	0.0	
69	0.0	1.0	0.0	1.0	

	servings_2	servings_4	servings_6
191	0.0	0.0	1.0
142	0.0	1.0	0.0
702	0.0	0.0	1.0
242	0.0	1.0	0.0
710	0.0	0.0	1.0
428	0.0	0.0	0.0
779	0.0	0.0	1.0
762	0.0	0.0	0.0

582	0.0	0.0	1.0
753	0.0	1.0	0.0
369	0.0	0.0	1.0
671	0.0	1.0	0.0
123	0.0	0.0	0.0
293	0.0	0.0	1.0
69	0.0	0.0	0.0

4.5 Aplicamos el modelo SVM

El Support Vector Machine (SVM) es un algoritmo de Machine Learning utilizado para tareas de clasificación y regresión. En el contexto de clasificación, SVM se utiliza para separar dos clases distintas de datos, lo que lo convierte en una herramienta eficaz para la clasificación binaria. Además, SVM ofrece un alto grado de precisión y es una excelente opción cuando la precisión es una prioridad.

Utilizaré SVM para clasificar recetas en función de su tráfico, es decir, para predecir si una receta generará un tráfico alto o bajo.

```
[30]: from sklearn.svm import SVC

# Definir un flujo de trabajo para SVM
svm_pipeline = Pipeline([
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('selector', SelectKBest(f_classif)),
    ('classifier', SVC(probability=True))
])

# Definir parámetros
svm_parameters = {
    'selector__k': ['all'],
    'classifier__C': [0.1, 1, 10],
    'classifier__kernel': ['linear', 'rbf'],
}

# Instanciar GridSearchCV
svm_grid_search = GridSearchCV(svm_pipeline, svm_parameters, cv=5,
    ↪scoring='precision')

# Entrenar el modelo SVM
svm_grid_search.fit(X_train, y_train)

# Evaluar el modelo SVM en el conjunto de prueba
svm_best_estimator = svm_grid_search.best_estimator_
svm_y_pred_prob = svm_best_estimator.predict_proba(X_test)[: , 1]
my_threshold = 0.55
svm_y_pred = (svm_y_pred_prob >= my_threshold).astype(int)

# Calcular métricas para el modelo SVM
```

```

svm_accuracy = accuracy_score(y_test, svm_y_pred)
svm_f1 = f1_score(y_test, svm_y_pred)
svm_precision = precision_score(y_test, svm_y_pred)
svm_recall = recall_score(y_test, svm_y_pred)

# Mostrar resultados del modelo SVM
print('Resultados del modelo SVM:')
print("Accuracy:", svm_accuracy)
print("F1:", svm_f1)
print("Precision:", svm_precision)
print("Recall:", svm_recall)

# Índices de las recetas con tráfico alto respecto el conjunto de test
high_traffic_inds = np.where(svm_y_pred == 1)[0]

# Recetas con un tráfico alto
high_traffic_recs = X_test.iloc[high_traffic_inds]

# Vamos a graficar las puntuaciones respecto a las características seleccionadas
selector_s = svm_best_estimator.named_steps['selector']
selected_inds = selector_s.get_support(indices=True)
selected_scores_s = selector_s.scores_[selected_inds]
selected_features_s = X.columns[selected_inds]

# Mostramos un gráfico de tipo bar plot con las puntuaciones respecto a las
↳ características estudiadas
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.barplot(x=selected_scores_s, y=selected_features_s)
plt.title('Puntuaciones de las características via el modelo de SVM')
plt.xlabel('Puntuación')
plt.ylabel('Característica')
plt.show()

# Matriz de confusión del modelo SVM
svm_confusion = confusion_matrix(y_test, svm_y_pred)

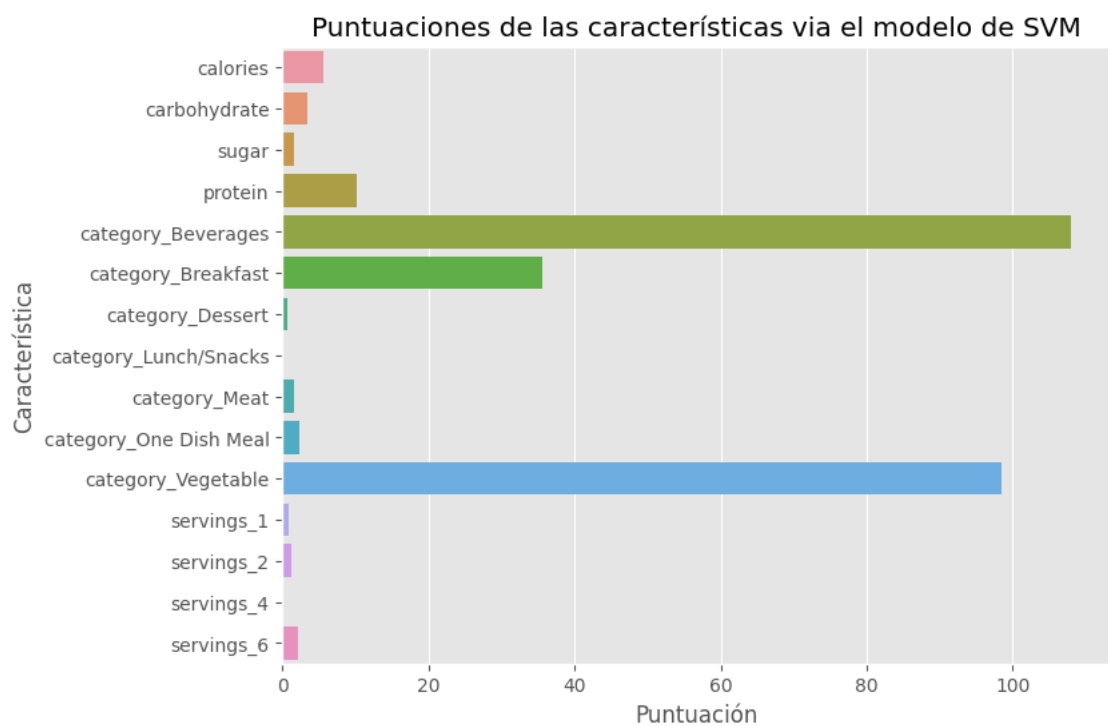
# Visualización de la matriz de confusión
plt.figure(figsize=(8, 6))

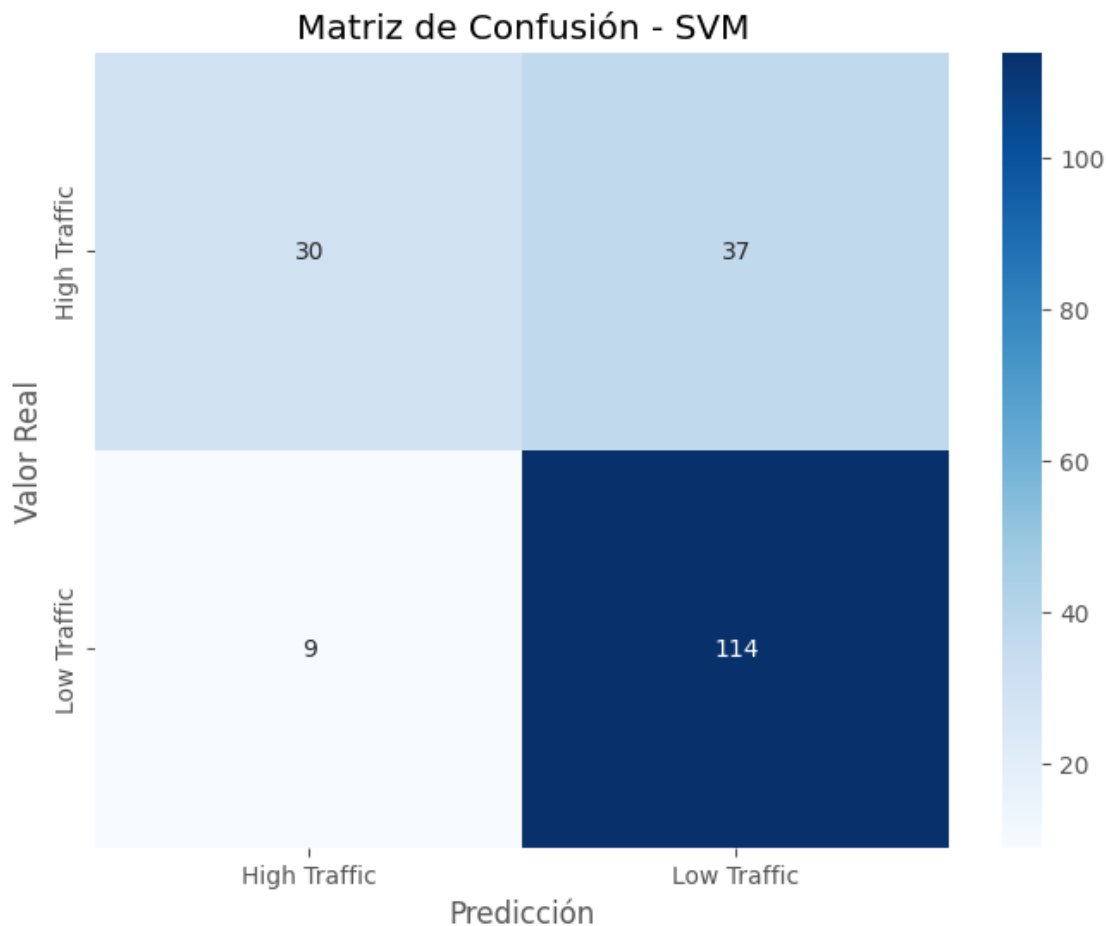
sns.heatmap(
    svm_confusion,
    annot=True,
    fmt="d",
    cmap="Blues",
    xticklabels=['High Traffic', 'Low Traffic'],
    yticklabels=['High Traffic', 'Low Traffic']
)

```

```
plt.title("Matriz de Confusión - SVM")
plt.xlabel("Predicción")
plt.ylabel("Valor Real")
plt.show()
```

Resultados del modelo SVM:
 Accuracy: 0.7578947368421053
 F1: 0.8321167883211679
 Precision: 0.7549668874172185
 Recall: 0.926829268292683





Vamos a explicar que es lo que nos indican los valores obtenidos en la matriz de confusión:

- **30 Verdaderos Positivos (True Positives - TP):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho correctamente un valor positivo ($\text{high_traffic} = 1$) y su valor real era también positivo. En otras palabras, el modelo identificó correctamente 30 casos.
- **114 Verdaderos Negativos (True Negatives - TN):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho correctamente el valor negativo ($\text{high_traffic} = 0$) y el valor real era negativo ($\text{high_traffic} = 0$). El modelo identificó correctamente 114 casos.
- **37 Falsos Positivos (False Positives - FP):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho incorrectamente un valor positivo ($\text{high_traffic} = 1$) cuando el valor real era negativo ($\text{high_traffic} = 0$). El modelo cometió 37 errores al clasificar estos casos.
- **9 Falsos Negativos (False Negatives - FN):** Estos son casos en los que el modelo ha predicho incorrectamente un valor negativo ($\text{high_traffic} = 0$) cuando el valor real era positivo ($\text{high_traffic} = 1$). El modelo cometió 9 errores al clasificar estos casos.

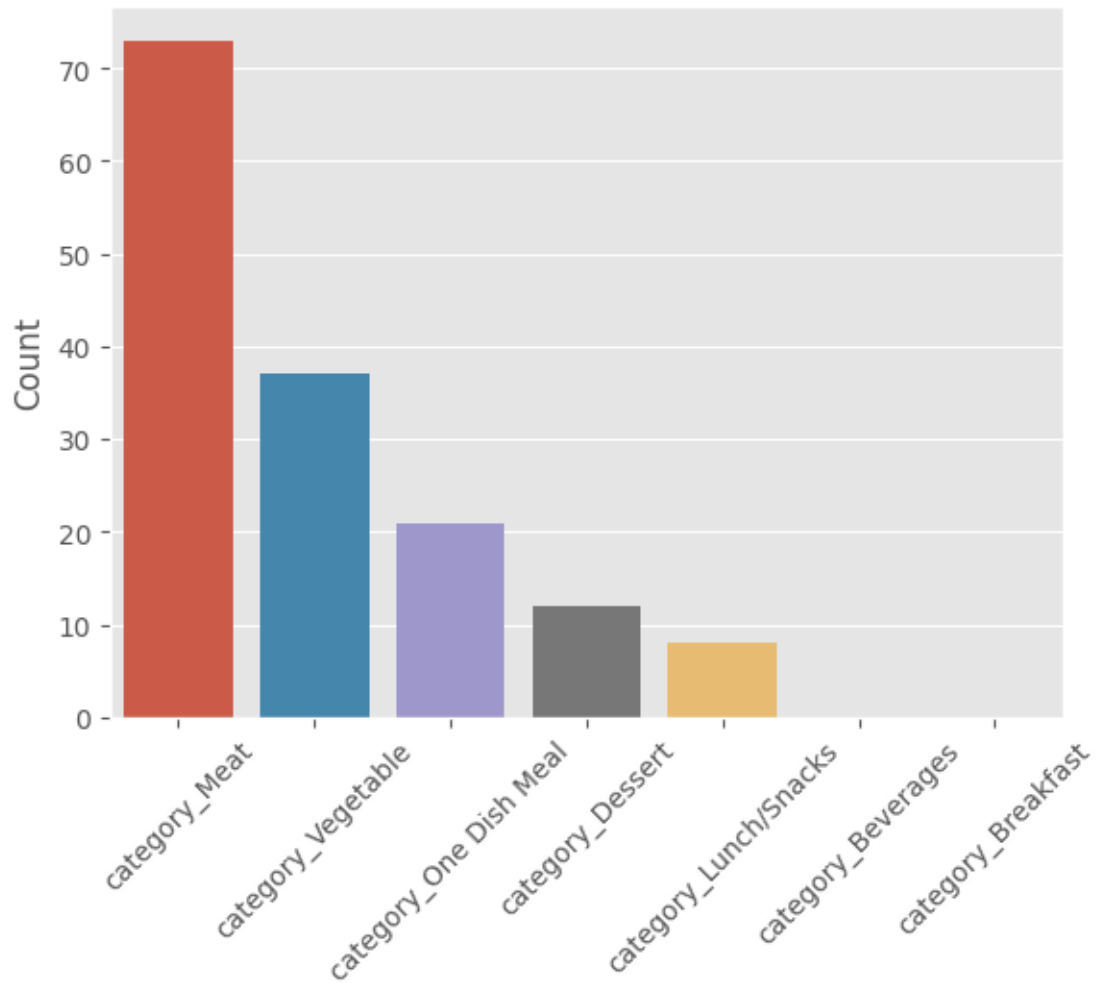
En resumen, estos valores indican cómo se ha comportado el modelo de SVM que hemos implementado para realizar una clasificación binaria. El modelo identificó correctamente 30 casos como positivos, 114 casos como negativos, cometió 37 errores al clasificar negativos como positivos y

cometió 9 errores al clasificar positivos como negativos. Estos valores son esenciales para calcular métricas como precisión, recall, exactitud y F1-score, que proporcionan una visión más completa del rendimiento del modelo.

```
[31]: # Columna categórica de 'category_'
df_category = pd.DataFrame(high_traffic_recs.filter(like='category').sum().
    ↳sort_values(ascending=False))
df_category.rename(columns={0:'Count'}, inplace=True)

sns.barplot(x=df_category.index, y='Count', data=df_category)
plt.xticks(rotation=45)
```

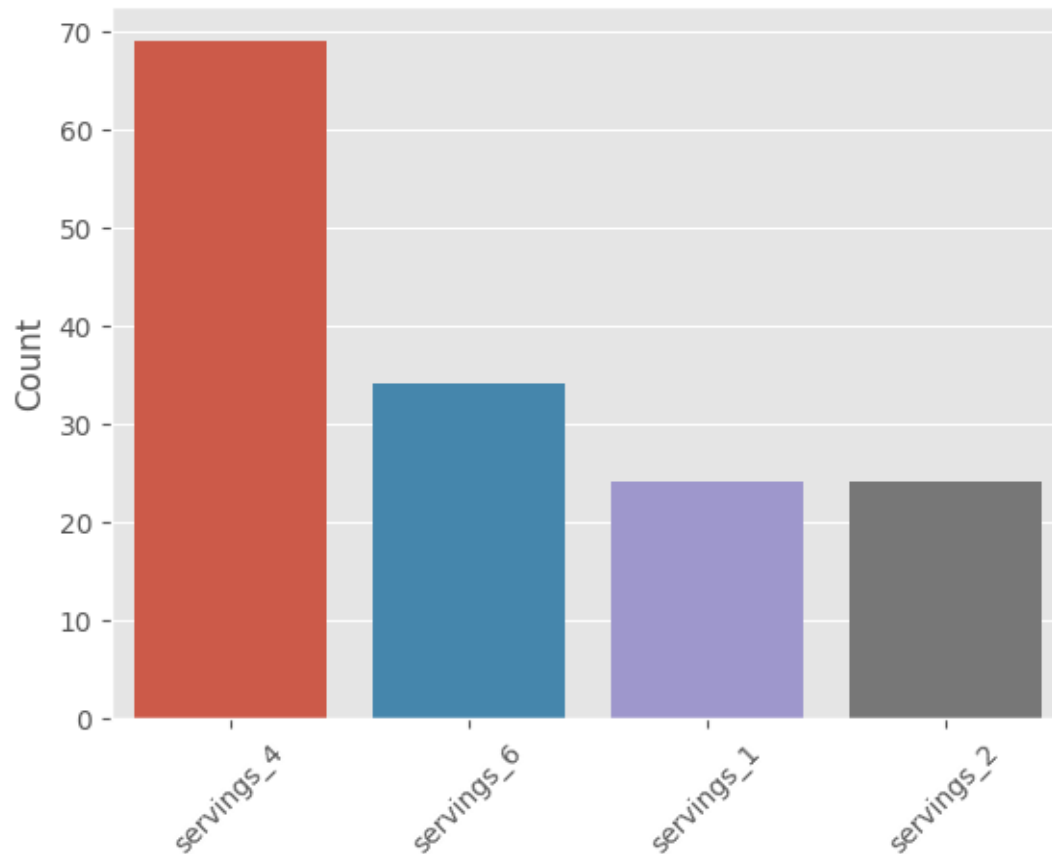
```
[31]: (array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6]),
      [Text(0, 0, 'category_Meat'),
       Text(1, 0, 'category_Vegetable'),
       Text(2, 0, 'category_One Dish Meal'),
       Text(3, 0, 'category_Dessert'),
       Text(4, 0, 'category_Lunch/Snacks'),
       Text(5, 0, 'category_Beverages'),
       Text(6, 0, 'category_Breakfast')])
```



```
[32]: # Columna categórica de 'servings_'
df_category = pd.DataFrame(high_traffic_recs.filter(like='servings').sum().
    ↪sort_values(ascending=False))
df_category.rename(columns={0: 'Count'}, inplace=True)

sns.barplot(x=df_category.index, y='Count', data=df_category)
plt.xticks(rotation=45)
```

```
[32]: (array([0, 1, 2, 3]),
      [Text(0, 0, 'servings_4'),
       Text(1, 0, 'servings_6'),
       Text(2, 0, 'servings_1'),
       Text(3, 0, 'servings_2')])
```



5 Comparación de los dos modelos, Regresión Logística vs SVC y conclusiones

```
[33]: # Mostramos los resultados de la Regresión Logística
print('Resultados de la Regresión Logística:')
print("Accuracy:", accuracy)
print("F1:", f1)
print("Precision:", precision)
print("Recall:", recall)
```

Resultados de la Regresión Logística:
Accuracy: 0.7315789473684211
F1: 0.7951807228915663
Precision: 0.7857142857142857
Recall: 0.8048780487804879

```
[34]: # Mostrar resultados del modelo SVM
print('Resultados del modelo SVM:')
print("Accuracy:", svm_accuracy)
```

```
print("F1:", svm_f1)
print("Precision:", svm_precision)
print("Recall:", svm_recall)
```

Resultados del modelo SVM:

Accuracy: 0.7578947368421053

F1: 0.8321167883211679

Precision: 0.7549668874172185

Recall: 0.926829268292683

Resultados de la Regresión Logística:

- Accuracy: 0.7316
- F1: 0.7952
- Precision: 0.7857
- Recall: 0.8049

Resultados del modelo SVM:

- Accuracy: 0.7579
- F1: 0.8321
- Precision: 0.7550
- Recall: 0.9268

Veamos una comparativa de las diferentes métricas obtenidas según el modelo empleado:

1. **Accuracy (Exactitud):** El modelo SVM tiene una accuracy ligeramente superior (0.7579) en comparación con la Regresión Logística (0.7316). Esto significa que el modelo SVM clasifica correctamente una mayor proporción de ejemplos en el conjunto de test.
2. **F1-Score:** El F1-score combina precisión y recall en una sola métrica. El modelo SVM tiene un F1-score más alto (0.8321) en comparación con la Regresión Logística (0.7952), lo que indica un mejor equilibrio entre precisión y recall para este modelo.
3. **Precision (Precisión):** El modelo de Regresión Logística tiene una precisión ligeramente superior (0.7857) en comparación con el SVM (0.7550). Esto significa que cuando el modelo de Regresión Logística predice la clase positiva, tiende a ser más preciso.
4. **Recall (Sensibilidad):** El modelo SVM tiene un recall significativamente más alto (0.9268) en comparación con la Regresión Logística (0.8049). Esto significa que el SVM es más efectivo en identificar correctamente todos los ejemplos del valor real positivo en comparación con la Regresión Logística.

En general, los resultados sugieren que el modelo SVM supera al modelo de Regresión Logística en términos de F1-score y recall, lo que indica que es mejor para identificar casos con valor positivo. Sin embargo, la Regresión Logística tiene una precisión ligeramente superior, lo que significa que cuando predice un valor positivo, tiende a ser más precisa que el modelo SVM. La elección entre estos dos modelos depende de si damos más peso a la métrica precisión respecto a la métrica recall, así como a la importancia relativa de los falsos positivos y falsos negativos en el contexto específico de nuestro caso de estudio.