memoria

December 17, 2024

#

Fast food EDA - Aitor Pérez

0.0.1 # Descripción del proyecto

Este análisis exploratorio de datos (EDA) tiene como objetivo explorar un dataset de comida rápida para analizar y comparar aspectos nutricionales, como calorías, grasas, sodio y su relación con otras variables. El análisis busca identificar patrones, comparar cadenas de comida rápida en términos de salud nutricional, y resaltar productos extremos (altos o bajos en nutrientes). Los resultados ofrecerán insights prácticos para los consumidores.

0.0.2 Objetivo del Proyecto

- 1. Analizar las calorías promedio por cadena y destacar qué cadenas ofrecen productos más o menos calóricos.
- 2. Analizar correlaciones entre calorías, sodio y azúcares para identificar patrones nutricionales.
- 3. Evaluar cómo las grasas saturadas y otros nutrientes impactan en los niveles de colesterol.
- 4. Identificar productos con el mejor balance nutricional (bajas calorías, grasas y sodio) y destacar opciones saludables.
- 5. Utilizar los puntos de Weight Watchers Points para evaluar la salud percibida de los productos y su alineación con dietas saludables.

0.0.3 Importación de librerías

```
[1]: # Cargar librerias necesarias
import sys
sys.path.append('./src/utils') # Añadir el path de la carpeta al sistema

from funciones import * # Importar la función específica
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.decomposition import PCA

# Definir configuraciones generales y colores
sns.set_theme(style='white', palette='colorblind')
```

```
pd.set_option('display.max_columns', None)
    pd.set_option('display.max_rows', None)
    gcolors = {'oscuro': '#1e35a1', 'medio': '#0c79f3', 'claro': '#59a7ff'}
    # Ignorar mensajes de advertencia
    import warnings
    warnings.filterwarnings('ignore')
[2]: # Cargar datos y mostrar las primeras filas
    df = pd.read_csv('./src/data/fastfood.csv')
    df.head(10)
[2]:
           Company
                                                   Item Calories \
    0 McDonald's
                                              Hamburger
                                                             250
    1 McDonald's
                                           Cheeseburger
                                                             300
    2 McDonald's
                                    Double Cheeseburger
                                                             440
    3 McDonald's
                                               McDouble
                                                             390
    4 McDonald's
                           Quarter Pounder® with Cheese
                                                             510
    5 McDonald's Double Quarter Pounder® with Cheese
                                                             740
    6 McDonald's
                                               Big Mac®
                                                             540
    7 McDonald's
                                         Big N' Tasty®
                                                             460
    8 McDonald's
                             Big N' Tasty® with Cheese
                                                             510
    9 McDonald's
                                   Angus Bacon & Cheese
                                                             790
      Calories from\nFat Total Fat\n(g) Saturated Fat\n(g) Trans Fat\n(g) \
    0
                      80
                                       9
                                                        3.5
                                                                       0.5
    1
                      110
                                      12
                                                          6
                                                                       0.5
    2
                      210
                                      23
                                                         11
                                                                       1.5
    3
                      170
                                      19
                                                          8
                                                                         1
    4
                      230
                                      26
                                                         12
                                                                       1.5
    5
                      380
                                      42
                                                         19
                                                                       2.5
    6
                      260
                                      29
                                                         10
                                                                       1.5
    7
                      220
                                      24
                                                          8
                                                                       1.5
    8
                      250
                                      28
                                                                       1.5
                                                         11
    9
                      350
                                      39
                                                         17
                                                                         2
      0
                      25
                                   520
                                               31
                      40
                                   750
                                               33
                                                           2
                                                                       6
    1
                                                                       7
    2
                      80
                                  1150
                                               34
                                                           2
    3
                      65
                                  920
                                               33
                                                           2
                                                                       7
    4
                                                           3
                                                                       9
                     90
                                  1190
                                               40
    5
                     155
                                  1380
                                               40
                                                           3
                                                                       9
    6
                     75
                                               45
                                                           3
                                                                       9
                                  1040
    7
                     70
                                  720
                                               37
                                                           3
                                                                       8
    8
                     85
                                  960
                                               38
                                                           3
                                                                       8
    9
                     145
                                  2070
                                               63
                                                           4
                                                                      13
```

```
Protein\n(g) Weight Watchers\nPnts
0
             12
                                  247.5
             15
                                    297
1
2
             25
                                    433
3
             22
                                    383
4
             29
                                    502
5
                                    720
             48
6
             25
                                    534
7
             24
                                    452
8
             27
                                    502
9
             45
                                    775
```

[3]: # Información general del dataset df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1147 entries, 0 to 1146
Data columns (total 14 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Company	1147 non-null	object
1	Item	1147 non-null	object
2	Calories	1147 non-null	object
_	a		

- 3 Calories from
- Fat 642 non-null object
- 4 Total Fat
- (g) 1091 non-null object
- 5 Saturated Fat
- (g) 1091 non-null object
- 6 Trans Fat
- (g) 1091 non-null object
- 7 Cholesterol
- (mg) 1147 non-null object
- 8 Sodium
- (mg) 1147 non-null object
- 9 Carbs
- (g) 1091 non-null object
- 10 Fiber
- (g) 1091 non-null object
- 11 Sugars
- (g) 1147 non-null object
- 12 Protein
- (g) 1091 non-null object
- 13 Weight Watchers

Pnts 887 non-null object

dtypes: object(14)
memory usage: 125.6+ KB

0.0.4 Limpieza de datos

Viendo la estructura de las columnas, voy limpiarlas y aprovechar para pasarlas a castellano.

```
[4]: # Diccionario con los nombres en inglés y su equivalente "limpio" en castellano
     columnas = {
         'Company': 'cadena',
         'Item': 'producto',
         'Calories': 'calorias',
         'Calories from\nFat': 'calorias_grasa',
         'Total Fat\n(g)': 'grasa',
         'Saturated Fat\n(g)': 'grasa_saturada',
         'Trans Fat\n(g)': 'grasa_trans',
         'Cholesterol\n(mg)': 'colesterol',
         'Sodium \n(mg)': 'sodio',
         'Carbs\n(g)': 'carbohidratos',
         'Fiber\n(g)': 'fibra',
         'Sugars\n(g)': 'azucares',
         'Protein\n(g)': 'proteina',
         'Weight Watchers\nPnts': 'puntos_ww'
     }
     # Renombrar las columnas usando el diccionario
     df = df.rename(columns=columnas)
     # Verificar los cambios
     df.head()
```

[4]:		cadena			prod	ducto	calorias	calori	ias grasa	grasa	\
	0	McDonald's			Hambu		250		-80	•	·
	1	McDonald's			Cheesebu	ırger	300		110	12	
	2	McDonald's		Doubl	e Cheesebu	ırger	440		210	23	
	3	McDonald's			McDo	ouble	390		170	19	
	4	McDonald's	Quarter	Pounde	r® with Ch	neese	510		230	26	
		grasa_satura	da grasa_	trans c	olesterol	sodio	carbohio	dratos	fibra az	ucares	\
	0	3	.5	0.5	25	520	1	31	2	6	
	1		6	0.5	40	750	1	33	2	6	
	2		11	1.5	80	1150	1	34	2	7	
	3		8	1	65	920	1	33	2	7	
	4		12	1.5	90	1190	1	40	3	9	

```
proteina puntos_ww
0
        12
                247.5
1
        15
                  297
2
        25
                  433
3
        22
                  383
4
        29
                  502
```

[5]: # Información general del dataset df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1147 entries, 0 to 1146
Data columns (total 14 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	cadena	1147 non-null	object
1	producto	1147 non-null	object
2	calorias	1147 non-null	object
3	calorias_grasa	642 non-null	object
4	grasa	1091 non-null	object
5	grasa_saturada	1091 non-null	object
6	grasa_trans	1091 non-null	object
7	colesterol	1147 non-null	object
8	sodio	1147 non-null	object
9	carbohidratos	1091 non-null	object
10	fibra	1091 non-null	object
11	azucares	1147 non-null	object
12	proteina	1091 non-null	object
13	puntos_ww	887 non-null	object
٠.			

dtypes: object(14)
memory usage: 125.6+ KB

Viendo la cantidad de Dtype = object que hay cuando deberían ser floats, decido cambiarles el tipo para que el análisis sea más preciso.

```
[6]: # Reemplazar valores no numéricos por NaN, hacer strip y luego convertir au numérico en el mismo loop

for col in df.columns[2:]: # Empieza desde la tercera columna

# Convertir la columna a numérico, en caso de no poder, será nulo, lo que me permite hacer el fillna posterior

df[col] = pd.to_numeric(df[col], errors='coerce')
```

```
[7]: # Revisar valores nulos
df.isnull().sum()
```

```
[7]: cadena
                          0
     producto
                          0
     calorias
                         14
     calorias_grasa
                        517
                         68
     grasa
     grasa_saturada
                         68
     grasa_trans
                         68
     colesterol
                         28
     sodio
                         15
     carbohidratos
                         69
```

```
fibra 83
azucares 29
proteina 68
puntos_ww 271
dtype: int64
```

Antes de limpiar, voy a borrar duplicados y quitar espacios que puedan causar conflictos

```
[8]: # Eliminar duplicados
df.drop_duplicates(inplace=True)

# Limpiar espacios en los nombres de las columnas
df.columns = df.columns.str.strip()
```

Después de revisar los valores nulos, decido calcular calorias_grasa, eliminar los productos sin calorías (ya que no tienen contenido en las demás filas), rellenar los valores nulos restantes con 0 y luego calcular los Weight Watchers points utilizando su fórmula. Ambas columnas se pueden calcular si las filas tienen los datos necesarios.

```
[9]: # Calcular calorías_grasa solo si la columna 'grasa' no tiene valores nulos
    df['calorias_grasa'] = df['grasa'].apply(lambda x: x * 9 if pd.notnull(x) else__
     ⇔0)
    # Borramos las filas que no tengan valores en la columna 'calorias'
    df = df.dropna(subset=['calorias'])
    # Rellenamos los valores nulos de las columnas restantes con 0, suponiendo que l
     →las demás columnas son O si no se especifica
    df = df.fillna(0)
    # Intentar identificar bebidas y complementos
    palabras_bebidas = ['coffee', 'tea', 'latte', 'ketchup', 'dressing', | 
     _{\,\hookrightarrow\,}'cappuccino', 'soda', 'cola', 'juice', 'water', 'cream', 'shake', 'milk', _{\sqcup}
     filtro_palabras_bebidas = df['producto'].str.lower().str.contains('|'.
     ⇔join(palabras_bebidas))
    filtro_nutricional_bebidas = (
        (df['calorias'] < 100) &
                                      # Calorías bajas
        (df['grasa'] == 0) &
                                      # Sin grasas
        (df['proteina'] <= 2) &
                                      # Baja proteína
        (df['carbohidratos'] >= 10) # Carbohidratos significativos
    df['complemento'] = (filtro_nutricional_bebidas | filtro_palabras_bebidas).
     ⇔astype(int)
    # Ahora calculamos los puntos www usando la fórmula
```

```
→ 50
[10]: # Revisar nuevamente valores nulos para asegurarnos que el dataset está limpio
      df.isnull().sum()
[10]: cadena
                         0
                         0
      producto
      calorias
                         0
      calorias_grasa
                         0
                         0
      grasa
      grasa_saturada
                         0
                         0
      grasa_trans
      colesterol
                         0
      sodio
                         0
      carbohidratos
                         0
      fibra
                         0
      azucares
                         0
                         0
      proteina
      puntos ww
                         0
      complemento
                         0
      dtype: int64
[11]: # Ordenar el DataFrame por la columna 'calorias' en orden descendente y mostrar
       →un resumen de las columnas numéricas
      df = df.sort_values(by='calorias', ascending=False)
      df.select_dtypes(include=['number']).describe()
Γ11]:
                calorias
                           calorias_grasa
                                                  grasa grasa_saturada grasa_trans \
            1126.000000
                              1126.000000
                                           1126.000000
                                                            1126.000000
                                                                          1126.000000
      count
      mean
              287.908526
                               100.298845
                                              11.144316
                                                               3.882327
                                                                             0.134103
      std
              222.662374
                               124.923919
                                              13.880435
                                                               4.992319
                                                                             0.480047
      min
                0.000000
                                 0.000000
                                               0.000000
                                                               0.000000
                                                                             0.000000
      25%
              140.000000
                                 0.000000
                                               0.000000
                                                               0.000000
                                                                             0.000000
      50%
              240.000000
                                63.000000
                                               7.000000
                                                               2.500000
                                                                             0.000000
      75%
              390.000000
                               153.000000
                                              17.000000
                                                               6.000000
                                                                             0.000000
      max
             1220.000000
                               882.000000
                                              98.000000
                                                              33.000000
                                                                             4.500000
              colesterol
                                 sodio
                                        carbohidratos
                                                              fibra
                                                                         azucares
                                                        1126.000000
             1126.000000
                           1126.000000
                                          1126.000000
                                                                     1126.000000
      count
      mean
               40.235346
                            428.096803
                                             37.151865
                                                           1.371226
                                                                        23.831261
      std
               67.979164
                            497.936655
                                             32.062093
                                                           2.347732
                                                                        32.346265
      min
                0.000000
                              0.000000
                                             0.000000
                                                           0.000000
                                                                         0.000000
      25%
                0.000000
                             70.000000
                                             14.000000
                                                           0.000000
                                                                         2.000000
      50%
               20.000000
                            190.000000
                                             33.000000
                                                           0.000000
                                                                         8.000000
      75%
               50.000000
                            680.000000
                                             51.000000
                                                           2.000000
                                                                        39.750000
      max
              575.000000
                           2890.000000
                                            270.000000
                                                          31.000000
                                                                       264.000000
```

 $df['puntos_ww'] = (df['calorias'] + (0.3 * df['grasa']) - (0.2 * df['fibra'])) /$

	proteina	${\tt puntos_ww}$	complemento
count	1126.000000	1126.000000	1126.000000
mean	8.978686	5.819552	0.489343
std	10.999858	4.518637	0.500109
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	2.807250	0.000000
50%	6.000000	4.864000	0.000000
75%	13.000000	7.975000	1.000000
max	71.000000	24.884000	1.000000

[12]: df.to_csv('./src/data/clean.csv', index=False)

0.0.5 Tabla de variables

Variable	Definición	Tipo	Prioridad	Nota
cadena	Nombre de la cadena de comida rápida	Categórica	0	Diferencias entre cade- nas.
producto	Nombre del producto	Categórica	2	Identifica pro- ductos especí- ficos.
calorias	Cantidad total de calorías del producto	Numérica	0	Densidad calórica.
calorias_grasa	Calorías que provienen de las grasas	Numérica	2	Proporción de calorías grasas.
grasa	Grasa total en gramos	Numérica	0	Impacto en la salud.
grasa_saturada	Grasa saturada en gramos	Numérica	0	Asociada a colesterol.
grasa_trans	Grasa trans en gramos	Numérica	1	Baja fre- cuen- cia, alto riesgo.

Variable	Definición	Tipo	Prioridad	Nota
colesterol	Colesterol en miligramos	Numérica	0	Relación con salud cardio- vascu- lar.
sodio	Sodio en miligramos	Numérica	0	Indicador clave en salin- idad.
carbohidratos	Carbohidratos en gramos	Numérica	1	Aporte en- ergético.
fibra	Fibra dietética en gramos	Numérica	1	Mejora calidad nutri- cional.
azucares	Azúcares en gramos	Numérica	0	Importan para dietas bajas en azúcar.
proteina	Proteína en gramos	Numérica	1	Nutrición posi- tiva.
puntos_ww	Puntos Weight Watchers del producto	Numérica	0	Percepció de salud.

0.0.6 Visualización de los datos

Conclusión: Distribución de calorías por cadena

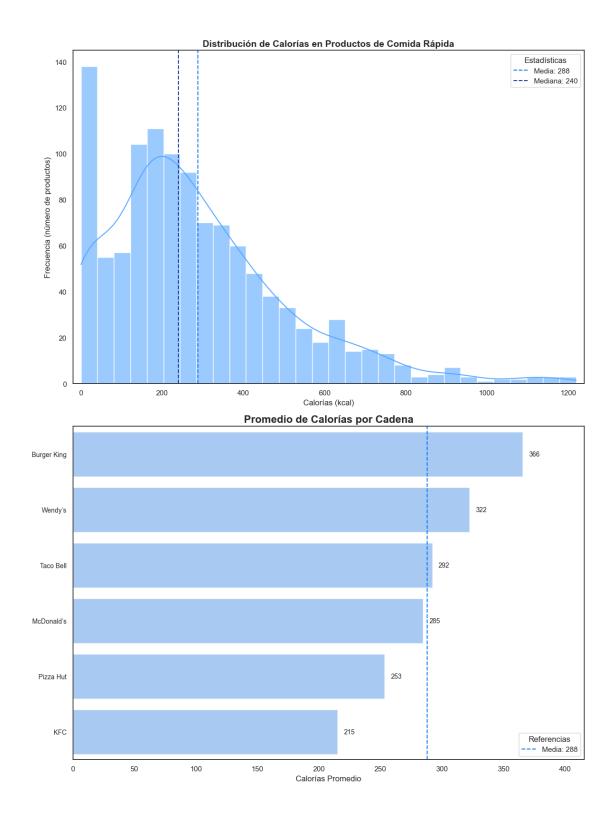
- Gráfico Superior Distribución de Calorías:
 - La mayoría de los productos están entre 100 y 400 kcal, con un pico cercano a las 200 kcal.
 - La media global es de 288 kcal (línea verde), mientras que la mediana es de 240 kcal (línea roja).
 - La distribución es asimétrica hacia la derecha, con productos que llegan hasta 1200 kcal, influyendo en el promedio.
- Gráfico Inferior Promedio de Calorías por Cadena:
 - Burger King (366 kcal) y Wendy's (322 kcal) superan notablemente la media global.
 - KFC tiene el promedio más bajo con 215 kcal, seguido de Pizza Hut (253 kcal).
 - La línea azul representa la media global de 288 kcal como referencia para comparar

cadenas.

```
[13]: # Resumen Visual de las Calorías (Con Mejoras)
     fig, axs = plt.subplots(2, 1, figsize=(12, 16))
      # Histograma con KDE
     sns.histplot(
         df['calorias'],
         bins=30,
         kde=True,
         color=gcolors['claro'],
         alpha=0.6,
         ax=axs[0]
     )
     # Agregar líneas de referencia para la media y la mediana
     axs[0].axvline(df['calorias'].mean(), color=gcolors['medio'], linestyle='--', __
       olinewidth=1.5, label=f'Media: {round(df["calorias"].mean())}')
     axs[0].axvline(df['calorias'].median(), color=gcolors['oscuro'],
       ⇔linestyle='--', linewidth=1.5, label=f'Mediana: {round(df["calorias"].
       →median())}')
     axs[0].set_xlim(-20, df['calorias'].max() + 20)
     # Títulos y etiquetas
     axs[0].set_title('Distribución de Calorías en Productos de Comida Rápida', u
      axs[0].set_xlabel('Calorías (kcal)', fontsize=12)
     axs[0].set_ylabel('Frecuencia (número de productos)', fontsize=12)
      # Leyenda
     axs[0].legend(title='Estadísticas', loc='upper right')
      # Calcular promedio global de calorías
     calorias_media_global = df['calorias'].mean()
      # Promedio de calorías por cadena
     calorias_por_cadena = df.groupby('cadena')['calorias'].mean().
       ⇒sort_values(ascending=False)
      # Crear el gráfico de barras en el segundo eje
     sns.barplot(
             x=calorias_por_cadena.values,
             y=calorias_por_cadena.index,
             color=gcolors['claro'],
             alpha=0.6,
             ax=axs[1],
```

```
orient='h'
# Añadir línea de referencia para la media global
axs[1].axvline(calorias_media_global, color=gcolors['medio'], linestyle='--', __
 ⇔linewidth=1.5, label=f'Media: {round(calorias_media_global)}')
# Etiquetas encima de las barras con margen ajustado
for i, valor in enumerate(calorias_por_cadena.values):
        axs[1].text(valor + 5, i, f'{round(valor)}', va='center', fontsize=10)
# Ajustar el rango del eje X para incluir margen
axs[1].set_xlim(0, calorias_por_cadena.max() + 50)
# Títulos y etiquetas
axs[1].set_title('Promedio de Calorías por Cadena', fontsize=16, __

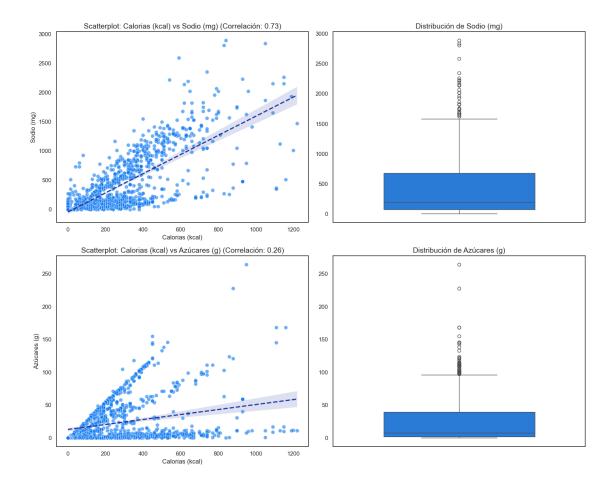
¬fontweight='bold')
axs[1].set_xlabel('Calorías Promedio', fontsize=12)
axs[1].set_ylabel('', fontsize=12)
axs[1].tick_params(axis='y', labelsize=10)
axs[1].legend(loc='lower right', title='Referencias')
# Ajustar diseño y mostrar el gráfico y guardar imagen
plt.tight_layout()
plt.savefig("./src/img/distribucion_calorias.png", dpi=300, bbox_inches="tight")
plt.show()
```



Conclusión: Calorías vs Sodio & Azucares

1. Relación entre calorías y sodio:

- Existe una correlación fuerte y positiva de 0.73 entre las calorías y el contenido de sodio.
- A medida que aumentan las calorías, el contenido de sodio también tiende a incrementarse de forma considerable.
- La distribución del sodio muestra una gran variabilidad, con varios valores atípicos que superan los 2,500 mg, lo cual puede representar un riesgo para la salud, especialmente en dietas con alto contenido calórico.
- 2. Relación entre calorías y azúcares:
 - La correlación entre calorías y azúcares es más débil (0.26) en comparación con el sodio.
 - Aunque existe una ligera tendencia al aumento de azúcares con el incremento de calorías, la variabilidad es menor y los datos muestran menos dependencia lineal.
 - La distribución de azúcares es asimétrica, con algunos valores extremos que superan los 250 g, pero la mayoría de los productos contienen niveles moderados.



Conclusiones: Heatmap - Relación entre Colesterol y Otros Nutrientes

1. Grasas Saturadas & Colesterol

- Relación Positiva Moderada: Existe una correlación positiva moderada (0.63) entre grasas saturadas y colesterol, lo que sugiere que un mayor contenido de grasas saturadas está asociado con niveles más altos de colesterol.
- Implicación: Alimentos con mayor grasa saturada suelen ser más propensos a tener niveles elevados de colesterol, lo cual refuerza su impacto significativo en la dieta.

2. Grasa Total & Colesterol

• Relación Positiva Moderada: La grasa total muestra una correlación positiva de 0.61 con el colesterol, lo que implica que la cantidad total de grasa también tiene un impacto relevante, aunque ligeramente menor que las grasas saturadas.

3. Sodio & Colesterol

• Relación Moderada: Existe una correlación moderada de 0.58 entre el sodio y el colesterol. Esto sugiere que alimentos con alto contenido de sodio podrían también contener niveles elevados de colesterol, aunque esta relación es menos directa.

4. Grasas Trans & Colesterol

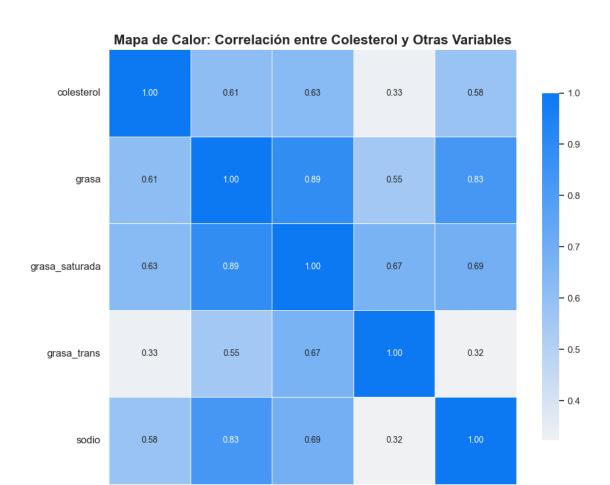
• Relación Débil: La correlación entre grasas trans y colesterol es baja (0.33), indicando que su impacto es menos significativo en comparación con las grasas saturadas y

totales.

```
[15]: # Calcular la matriz de correlación
      variables_interes = ['colesterol', 'grasa', 'grasa_saturada', 'grasa_trans', |

¬'sodio']

      correlation_matrix = df[variables_interes].corr()
      custom_cmap = sns.light_palette(gcolors['medio'], as_cmap=True) # Naranja claro
      # Crear el heatmap
      plt.figure(figsize=(10, 8))
      sns.heatmap(
          correlation_matrix,
          annot=True,
          cmap=custom_cmap, # Usar la paleta naranja personalizada
          fmt=".2f",
          linewidths=0.5,
          cbar_kws={'shrink': 0.8},
          annot kws={'fontsize': 10}
      # Títulos y etiquetas
      plt.title('Mapa de Calor: Correlación entre Colesterol y Otras Variables', u
       ⇔fontsize=16, fontweight='bold')
      plt.xticks(fontsize=12, rotation=0)
      plt.yticks(fontsize=12, rotation=0)
      plt.tight_layout()
     plt.savefig("./src/img/correlacion_colesterol.png", dpi=300,_
       ⇔bbox_inches="tight")
      # Mostrar el gráfico
      plt.show()
```



grasa_saturada

grasa_trans

sodio

∞lesterol

grasa

```
# Aplicar PCA
pca = PCA(n_components=len(variables_salud))
pca.fit(df_salud_scaled)

# Obtener la varianza explicada (importancia de cada variable)
pca_importance = pca.components_[0] # Primera componente principal (la más_\)
\[ \times relevante)
pesos = abs(pca_importance) / abs(pca_importance).sum() # Normalizar pesos
df_comida['puntuacion'] = df_salud_scaled.dot(pesos)

# Crear una nueva columna combinando 'cadena' y 'producto'
df_comida['titulo'] = df_comida['cadena'] + '\n' + df_comida['producto']
```

Conclusiones: Puntuación Balanceada

1. Identificación del Balance Nutricional

- La Puntuación Balanceada combina criterios clave como bajas calorías, grasas y sodio, priorizando también alimentos con mayor proteína y fibra.
- Destacan productos como el KENTUCKY GRILLED CHICKEN Breast, la House Side Salad y la Premium Caesar Salad with Grilled Chicken, que son opciones equilibradas con bajo contenido calórico y graso y buenas cantidades de proteína.
- La lista está dominada por carnes a la parrilla, ensaladas y opciones vegetales, mostrando que los alimentos con mejor balance nutricional son aquellos más naturales y menos procesados.

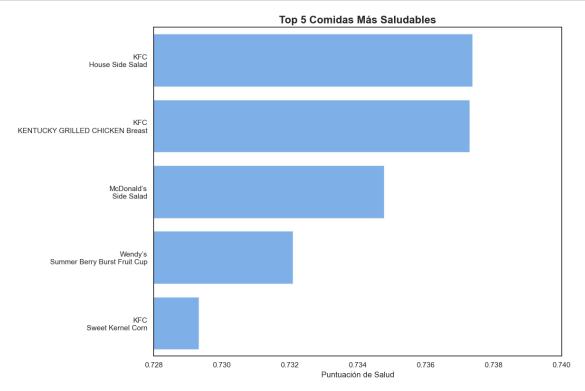
2. Implicación

• Estos resultados sugieren que para un balance óptimo, es ideal optar por **carnes magras** y **ensaladas**, que aportan proteínas, fibra y bajos niveles de calorías y grasas.

```
plt.title('Top 5 Comidas Más Saludables', fontsize=16, fontweight='bold')
plt.xlabel('Puntuación de Salud', fontsize=12)
plt.ylabel('')

# Ajustar el rango del eje x
plt.xlim(0.728, 0.74)

plt.tight_layout()
plt.savefig("./src/img/balance_comidas.png", dpi=300, bbox_inches="tight")
plt.show()
```



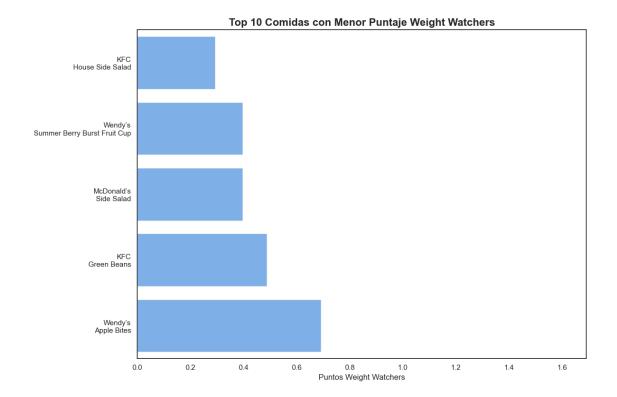
Conclusiones: Puntos Weight Watchers

- 1. Evaluación según Puntos WW
 - Los Puntos Weight Watchers priorizan alimentos bajos en calorías, grasas saturadas y sodio, con un enfoque más estricto en la reducción calórica.
 - Destacan opciones como la House Side Salad y aderezos ligeros como el Marzetti Light Italian Dressing, así como acompañamientos frutales como el Summer Berry Burst Fruit Cup.
 - Aquí predominan **ensaladas, salsas bajas en calorías** y **frutas**, con menor presencia de proteínas.

2. Implicación

• Los puntos WW sugieren que alimentos bajos en calorías y grasas saturadas, como ensaladas ligeras y aderezos, son ideales para quienes buscan opciones alineadas con dietas hipocalóricas.

```
[18]: # Ordenar por los puntos WW (de menor a mayor)
     df_top_ww = df_comida.sort_values(by='puntos_ww').head(5)
     # Gráfico de barras horizontal
     plt.figure(figsize=(12, 8))
     sns.barplot(
         x='puntos ww',
         y='titulo',
         data=df top ww,
         color=gcolors['medio'],
         alpha=0.6
     )
     # Configuración del estilo
     plt.title('Top 10 Comidas con Menor Puntaje Weight Watchers', fontsize=16, __
       plt.xlabel('Puntos Weight Watchers', fontsize=12)
     plt.ylabel('')
     # Ajustar el rango del eje x para mejor visualización
     plt.xlim(0, df_top_ww['puntos_ww'].max() + 1)
     plt.tight_layout()
     plt.savefig("./src/img/balance_comidas_ww.png", dpi=300, bbox_inches="tight")
     plt.show()
```



Conclusiones: Relación entre Puntos WW y Puntuación de Salud

1. Relación

• No existe una correlación directa entre los puntos WW y la puntuación de salud. Un alimento bajo en puntos WW no siempre tendrá una puntuación de salud alta y viceversa.

2. Implicación

• Ambas métricas deberían considerarse para una alimentación baja en calorías y nutritiva, aunque cada una tenga un "objetivo" distinto.

```
[19]: # Unir los datos: Top 5 Saludables y Top 5 WW (asegurando que no se dupliquen)
df_combinado = pd.concat(
        [df_top_saludables[['titulo', 'puntuacion', 'puntos_ww']],
        df_top_ww[['titulo', 'puntuacion', 'puntos_ww']]]
).drop_duplicates(subset=['titulo']).copy()

# Ordenar por puntos WW para claridad en el eje X
df_combinado = df_combinado.sort_values(by='puntos_ww')

# Crear el gráfico
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(14, 8))

# Gráfico de barras: Puntos WW
bars = ax1.bar(
```

```
df_combinado['titulo'],
   df_combinado['puntos_ww'],
    color=gcolors['claro'], # Azul suave
   edgecolor="black", # Borde negro para destacar
   linewidth=1,
   alpha=0.6,
   label='Puntos Weight Watchers'
)
# Configurar el eje principal (izquierdo)
ax1.set xlabel('')
ax1.set_ylabel('')
ax1.tick_params(axis='y')
ax1.tick_params(axis='x', labelrotation=30, labelsize=10)
# Crear un segundo eje Y para la puntuación de saludabilidad
ax2 = ax1.twinx()
ax2.plot(
   df_combinado['titulo'],
   df_combinado['puntuacion'],
   color=gcolors['oscuro'], # Naranja más suave
   marker='o',
   linestyle='-',
   linewidth=2,
   label='Puntuación de Salud'
)
# Configurar el eje secundario (derecho)
ax2.set_ylabel('')
ax2.tick_params(axis='y')
# Mejorar el fondo y el grid
ax1.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.5)
fig.patch.set_facecolor('white')
# Añadir leyenda combinada
fig.legend(loc='upper right', ncol=2, frameon=False)
# Configuración del título
plt.title('Puntos WW y Puntuación de Salud por Producto', fontsize=16, U
 # Ajustar diseño
plt.tight_layout()
plt.subplots_adjust(bottom=0.2) # Espacio adicional para las etiquetas
plt.show()
```

