Proyecto Aurelion: Análisis de Datos de Ventas

Este notebook implementa el flujo de trabajo para el análisis de datos de ventas de la Tienda Aurelion, siguiendo el pseudocódigo y la documentación previamente definidos. El objetivo es consolidar, limpiar, analizar y visualizar los datos para extraer información de valor.

```
## PASO 1: Configuración e Importación de Librerías

# Importamos las librerías necesarias para el análisis.

# pandas: para la manipulación y análisis de datos en tablas (DataFrames).

# matplotlib.pyplot y seaborn: para la creación de gráficos y visualizaciones.

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

print("Librerías importadas correctamente.")
```

Librerías importadas correctamente.

PASO 2: Carga de Datos

Se carga la data de archivos proporcionados, respetando la estructura definida.

```
import pandas as pd

df_clientes = pd.read_excel("clientes.xlsx")

df_productos = pd.read_excel("productos.xlsx")

df_ventas = pd.read_excel("ventas.xlsx")

df_detalle_ventas = pd.read_excel("detalle_ventas.xlsx")

print("DataFrames de BD cargados con éxito.")
```

```
#df_clientes.head(10)
#df_productos.head(2)
df_ventas.head(2)
#df_detalle_ventas.head(2)
```

DataFrames de BD cargados con éxito.

	id_venta	fecha	id_cliente	nombre_cliente	email	medio_pago
0	1	2024-06-19	62	Guadalupe Romero	guadalupe.romero@mail.com	tarjeta
1	2	2024-03-17	49	Olivia Gomez	olivia.gomez@mail.com	qr

PASO 3: Exploración y Limpieza de Datos

En esta fase, revisamos la estructura de cada tabla, verificamos tipos de datos, buscamos valores nulos o duplicados y corregimos cualquier inconsistencia.

```
# 1. Exploración inicial
datasets = {'Clientes': df_clientes, 'Productos': df_productos, 'Ventas': df_ventas, 'Detalle
for name, df in datasets.items():
    print(f"--- Información de la tabla: {name} ---")
    df.info()
    print("\n")
```

```
--- Información de la tabla: Clientes --- <class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 100 entries, 0 to 99 Data columns (total 5 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	id_cliente	100 non-null	int64
1	nombre_cliente	100 non-null	object
2	email	100 non-null	object
3	ciudad	100 non-null	object
4	fecha_alta	100 non-null	datetime64[ns]
dtyp	es: datetime64[n	s](1), int64(1),	object(3)

memory usage: 4.0+ KB

--- Información de la tabla: Productos --- <class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 100 entries, 0 to 99 Data columns (total 4 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	id_producto	100 non-null	int64
1	nombre_producto	100 non-null	object
2	categoria	100 non-null	object
3	precio_unitario	100 non-null	int64

 ${\tt dtypes: int64(2), object(2)}$

memory usage: 3.3+ KB

--- Información de la tabla: Ventas --- <class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 120 entries, 0 to 119 Data columns (total 6 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	id_venta	120 non-null	int64
1	fecha	120 non-null	datetime64[ns]
2	id_cliente	120 non-null	int64
3	nombre_cliente	120 non-null	object
4	email	120 non-null	object
5	medio_pago	120 non-null	object
dtype	es: datetime64[n:	s](1), int64(2),	object(3)

memory usage: 5.8+ KB

--- Información de la tabla: Detalle Venta --- <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 343 entries, 0 to 342

Data columns (total 6 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	id_venta	343 non-null	int64
1	id_producto	343 non-null	int64
2	nombre_producto	343 non-null	object
3	cantidad	343 non-null	int64
4	precio_unitario	343 non-null	int64
5	importe	343 non-null	int64

```
dtypes: int64(5), object(1)
memory usage: 16.2+ KB
```

```
print(df_ventas.columns)
Index(['id_venta', 'fecha', 'id_cliente', 'nombre_cliente', 'email',
       'medio_pago'],
      dtype='object')
# 2. Limpieza de columnas redundantes
# Las tablas VENTAS y DETALLE_VENTAS contienen nombres y emails que ya están en CLIENTES y Pi
# Es una buena práctica eliminarlas para evitar inconsistencias y trabajar solo con los IDs.
df_ventas.drop(columns=['nombre_cliente', 'email'], inplace=True)
df_detalle_ventas.drop(columns=['nombre_producto'], inplace=True)
print("Columnas redundantes eliminadas.")
df_ventas.info()
df_detalle_ventas.info()
Columnas redundantes eliminadas.
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 120 entries, 0 to 119
Data columns (total 4 columns):
                Non-Null Count Dtype
    Column
--- ----
                _____
 0
    id_venta 120 non-null int64
                120 non-null datetime64[ns]
 1
    fecha
 2
    id_cliente 120 non-null int64
 3
    medio_pago 120 non-null object
dtypes: datetime64[ns](1), int64(2), object(1)
memory usage: 3.9+ KB
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 343 entries, 0 to 342
```

		- · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	id_venta	343 non-null	int64
1	id_producto	343 non-null	int64
2	cantidad	343 non-null	int64

Data columns (total 5 columns):

```
3 precio_unitario 343 non-null int64
4 importe 343 non-null int64
dtypes: int64(5)
memory usage: 13.5 KB
```

```
# 3. Verificación de nulos y duplicados (en nuestros datos de ejemplo no habrá)
print("\nConteo de valores nulos por tabla:")
for name, df in datasets.items():
    print(f"{name}: {df.isnull().sum().sum()} nulos")
```

Conteo de valores nulos por tabla:

Clientes: O nulos Productos: O nulos Ventas: O nulos

Detalle Venta: 0 nulos

```
# 4. Conversión de tipos de datos
df_clientes['fecha_alta'] = pd.to_datetime(df_clientes['fecha_alta'])
df_ventas['fecha'] = pd.to_datetime(df_ventas['fecha'])
print("\nTipos de datos de las columnas de fecha verificados.")
```

Tipos de datos de las columnas de fecha verificados.

```
print("Columnas en df_ventas:", df_ventas.columns)
```

Columnas en df_ventas: Index(['id_venta', 'fecha', 'id_cliente', 'medio_pago'], dtype='objec

PASO 4: Unión de Tablas (Merge / Join)

Unificamos todas las tablas en un único DataFrame maestro para facilitar el análisis cruzado. La secuencia de unión es clave para construir la vista 360°.

```
# 1. Unir Detalle de Venta con Productos para obtener la categoría y el precio maestro
df_ventas_detalle_prod = pd.merge(df_detalle_ventas, df_productos, left_on='id_producto', rig
# 2. Unir el resultado con la tabla de Ventas para obtener la fecha y el cliente de cada íter
df_completo = pd.merge(df_ventas, df_ventas_detalle_prod, on='id_venta')
```

```
# 3. Finalmente, unir con la tabla de Clientes para obtener los datos demográficos del compre
# 0jo: los nombres de las columnas ID son distintos ('id_cliente' vs 'id_Cli')
df_master = pd.merge(df_completo, df_clientes, left_on='id_cliente', right_on='id_cliente')
print("Tabla maestra creada. Contiene toda la información consolidada.")
df_master.info()
df_master.head()
```

Tabla maestra creada. Contiene toda la información consolidada.

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 343 entries, 0 to 342

Data columns (total 15 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	id_venta	343 non-null	int64
1	fecha	343 non-null	datetime64[ns]
2	id_cliente	343 non-null	int64
3	medio_pago	343 non-null	object
4	id_producto	343 non-null	int64
5	cantidad	343 non-null	int64
6	<pre>precio_unitario_x</pre>	343 non-null	int64
7	importe	343 non-null	int64
8	nombre_producto	343 non-null	object
9	categoria	343 non-null	object
10	<pre>precio_unitario_y</pre>	343 non-null	int64
11	nombre_cliente	343 non-null	object
12	email	343 non-null	object
13	ciudad	343 non-null	object
14	fecha_alta	343 non-null	datetime64[ns]
	1	0) 1 .04(7) 1	(0)

dtypes: datetime64[ns](2), int64(7), object(6)

memory usage: 40.3+ KB

	id_venta	fecha	id_cliente	medio_pago	id_producto	cantidad	precio_unitario_x	importe
0	1	2024-06-19	62	tarjeta	90	1	2902	2902
1	2	2024-03-17	49	qr	82	5	2394	11970
2	2	2024-03-17	49	qr	39	5	469	2345
3	2	2024-03-17	49	qr	70	2	4061	8122
4	2	2024-03-17	49	qr	22	1	2069	2069

PASO 5: Ingeniería de Características (Feature Engineering)

Creamos nuevas columnas a partir de las existentes para enriquecer el análisis. En este caso, extraeremos componentes de la fecha de venta.

```
# Extraer año, mes y día de la semana de la fecha de la venta
df_master['AnioVenta'] = df_master['fecha'].dt.year
df_master['MesVenta'] = df_master['fecha'].dt.month
df_master['DiaSemanaVenta'] = df_master['fecha'].dt.day_name()

print("Nuevas columnas de fecha creadas.")
df_master[['fecha', 'AnioVenta', 'MesVenta', 'DiaSemanaVenta']].head()
```

Nuevas columnas de fecha creadas.

	fecha	AnioVenta	MesVenta	DiaSemanaVenta
0	2024-06-19	2024	6	Wednesday
1	2024 - 03 - 17	2024	3	Sunday
2	2024 - 03 - 17	2024	3	Sunday
3	2024 - 03 - 17	2024	3	Sunday
4	2024-03-17	2024	3	Sunday

PASO 6: Análisis de Datos (Responder Preguntas de Negocio)

Con la tabla maestra lista, procedemos a realizar los cálculos y agregaciones para responder a las preguntas clave.

```
### Pregunta 1: ¿Cuáles son los 5 productos más vendidos en cantidad?
top_productos_cantidad = df_master.groupby('nombre_producto')['cantidad'].sum().sort_values()
print("--- Top 5 Productos por Cantidad Vendida ---")
print(top_productos_cantidad)
print("\n")

### Pregunta 2: ¿Cuáles son las 5 categorías que generan más ingresos?
ventas_por_categoria = df_master.groupby('categoria')['importe'].sum().sort_values(ascending:
print("--- Top 5 Categorías por Ingresos Totales ---")
print(ventas_por_categoria)
print("\n")

### Pregunta 3: ¿Quiénes son los 5 clientes que más han gastado?
```

```
top_clientes_gasto = df_master.groupby('nombre_cliente')['importe'].sum().sort_values(ascend
print("--- Top 5 Clientes por Gasto Total ---")
print(top_clientes_gasto)
print("\n")
### Pregunta 4: ¿Cómo se distribuyen las ventas por ciudad?
ventas_por_ciudad = df_master.groupby('ciudad')['importe'].sum().sort_values(ascending=False
print("--- Ventas Totales por Ciudad ---")
print(ventas_por_ciudad)
--- Top 5 Productos por Cantidad Vendida ---
nombre_producto
Salsa de Tomate 500g
                              27
Queso Rallado 150g
                              26
Hamburguesas Congeladas x4
                              24
Vino Blanco 750ml
                              22
Aceitunas Verdes 200g
                              22
Name: cantidad, dtype: int64
--- Top 5 Categorías por Ingresos Totales ---
categoria
Limpieza
             1436281
Alimentos
             1215136
Name: importe, dtype: int64
--- Top 5 Clientes por Gasto Total ---
nombre_cliente
Agustina Flores
                   132158
Bruno Castro
                   118790
Bruno Diaz
                    90701
Diego Diaz
                    90522
Karina Castro
                    81830
Name: importe, dtype: int64
--- Ventas Totales por Ciudad ---
ciudad
Rio Cuarto
               792203
Alta Gracia
               481504
Cordoba
```

481482

Carlos Paz 353852 Villa Maria 313350 Mendiolaza 229026 Name: importe, dtype: int64

PASO 7: Visualización de Resultados

Un gráfico comunica los hallazgos de manera mucho más efectiva. Creamos visualizaciones para los resultados obtenidos en el paso anterior.(posterior en P BI)

```
# Configuración general para los gráficos
sns.set(style="whitegrid")
plt.figure(figsize=(12, 8))
# Gráfico 1: Top 5 Categorías por Ingresos
plt.subplot(2, 2, 1) # (filas, columnas, indice)
sns.barplot(x=ventas_por_categoria.index, y=ventas_por_categoria.values, palette='viridis')
plt.title('Top 5 Categorías por Ingresos')
plt.xlabel('Categoría')
plt.ylabel('Ingresos Totales')
plt.xticks(rotation=45)
# Gráfico 2: Top 5 Clientes por Gasto
plt.subplot(2, 2, 2)
sns.barplot(x=top_clientes_gasto.index, y=top_clientes_gasto.values, palette='plasma')
plt.title('Top 5 Clientes por Gasto Total')
plt.xlabel('Cliente')
plt.ylabel('Gasto Total')
plt.xticks(rotation=45)
# Gráfico 3: Ventas por Ciudad
plt.subplot(2, 2, 3)
sns.barplot(x=ventas_por_ciudad.index, y=ventas_por_ciudad.values, palette='magma')
plt.title('Distribución de Ventas por Ciudad')
plt.xlabel('Ciudad')
plt.ylabel('Ingresos Totales')
# Ajustar el layout para que no se superpongan los títulos
plt.tight_layout()
plt.show()
```

C:\Users\KEILY\AppData\Local\Temp\ipykernel_12124\3553987225.py:7: FutureWarning:

sns.barplot(x=ventas_por_categoria.index, y=ventas_por_categoria.values, palette='viridis')
C:\Users\KEILY\AppData\Local\Temp\ipykernel_12124\3553987225.py:15: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assigning `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0.

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assigns.barplot(x=top_clientes_gasto.index, y=top_clientes_gasto.values, palette='plasma')
C:\Users\KEILY\AppData\Local\Temp\ipykernel_12124\3553987225.py:23: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assigns.barplot(x=ventas_por_ciudad.index, y=ventas_por_ciudad.values, palette='magma')

