Análisis Cafetería

EXPLICACIÓN DEL PROYECTO:

Utilizaremos un conjunto de datos *coffe_sales.csv*. El cual nos servirá para responder distintas preguntas que nos ayudarán a guiar nuestro análisis.

Este conjunto de datos cuenta con las siguientes columnas:

hour_of_day = Hora del día en número cerrado.

cash_type = Tipo de pago realizado.

money = Costo total del consumo.

coffee_name = Nombre de la bebida.

Time_of_Day= Momento del día.

Weekday = Abreviatura del día de la semana.

Month name = Abreviatura del mes.

Weekdaysort = Número del día correspondiente en el orden de la semana.

Monthsort = Número del mes correspondiente en el orden del año.

Date = Fecha

Time = Hora exacta.

Usaremos este conjunto de datos para responder a los objetivos del proyecto:

- 1. ¿Cuál es el café más vendido por número de transacciones?
- 2. ¿Qué cafés generan más ingresos (y cuál tiene mayor ticket promedio)?
- 3. ¿Cuáles son las horas pico por día de la semana? (heatmap hora × día)
- 4. ¿Cómo evolucionan ventas/ingresos por día, semana y mes? ¿Hay estacionalidad?
- 5. ¿Cuál es el reparto de ingresos por tipo de pago? (tarjeta vs efectivo)

Análisis: Carga, limpieza y lectura de datos.

	oort pandas as oort numpy as										
	fe = pd.read_ fe.head(10)	_csv('/cont	ent/dri	ve/MyDrive/Datos C	csv')						
	hour_of_day	cash_type	money	coffee_name	Time_of_Day	Weekday	Month_name	Weekdaysort	Monthsort	Date	Time
0	10	card	38.7	Latte	Morning	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	10:15:50.520000
1	12	card	38.7	Hot Chocolate	Afternoon	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	12:19:22.539000
2	12	card	38.7	Hot Chocolate	Afternoon	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	12:20:18.089000
3	13	card	28.9	Americano	Afternoon	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	13:46:33.006000
4	13	card	38.7	Latte	Afternoon	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	13:48:14.626000
5	15	card	33.8	Americano with Milk	Afternoon	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	15:39:47.726000
6	16	card	38.7	Hot Chocolate	Afternoon	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	16:19:02.756000
7	18	card	33.8	Americano with Milk	Night	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	18:39:03.580000
8	19	card	38.7	Cocoa	Night	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	19:22:01.762000
9	19	card	33.8	Americano with Milk	Night	Fri	Mar	5	3	2024-03-01	19:23:15.887000

Se realizó una limpieza del dataset, eliminando columnas redundantes (*'Time', 'Weekdaysort', 'Monthsort'*).

```
# Eliminar columnas redundantes
coffe = coffe.drop(columns=['Time', 'Weekdaysort', 'Monthsort'])
```

#Impresión sin las columnas redundantes coffe.head(10) hour_of_day cash_type money coffee_name Time_of_Day Weekday Month_name Date 0 10 card 38.7 Latte Morning Fri Mar 2024-03-01 12 Mar 2024-03-01 1 38.7 **Hot Chocolate** Afternoon Fri card 2 12 **Hot Chocolate** Mar 2024-03-01 38.7 Afternoon Fri card 3 13 28.9 Fri Mar 2024-03-01 card Americano Afternoon Mar 2024-03-01 4 38.7 Fri card Latte Afternoon 5 33.8 Americano with Milk Mar 2024-03-01 15 card Afternoon Fri 6 Mar 2024-03-01 16 38.7 Hot Chocolate Fri Afternoon Mar 2024-03-01 7 Night 18 card 33.8 Americano with Milk Fri 8 19 38.7 Cocoa Night Fri Mar 2024-03-01 Mar 2024-03-01 19 Night card 33.8 Americano with Milk Fri

1. ¿Cuál es el café más vendido por número de transacciones?

De acuerdo con el análisis, el café más vendido es el Americano with milk con un total de 671 transacciones.

```
#1. ¿Cuál es el café más vendido por número de transacciones?

top_coffe = coffe['coffee_name'].value_counts().idxmax()
top_count = coffe['coffee_name'].value_counts().max()

print(f"El café más vendido es {top_coffe} con {top_count} transacciones.")
#
print(top_coffe)
#

El café más vendido es Americano with Milk con 671 transacciones.
Americano with Milk
```

2. ¿Qué cafés generan más ingresos?

- El café que genera más ingresos total es Latte \$22,316.16,seguido de Americano with milk y Capuccino.
- La bebida con el ticket promedio más alto es Hot Chocolate \$36.03
- Se observa que algunos cafés, aunque no son los más vendidos, tienen un ticket promedio más alto.

```
# 2. ¿Qué cafés generan más ingresos (y cuál tiene mayor ticket promedio)?
ingresos_por_cafe = coffe.groupby('coffee_name')['money'].sum().sort_values(ascending=False)
print("Cafés con más ingresos:")
print(ingresos_por_cafe)

#Ticket promedio

ticket_promedio = coffe.groupby('coffee_name')['money'].mean().sort_values(ascending=False)
print("\nCafés con mayor ticket promedio:")
print(ticket_promedio)

cafe_mayor_ticket = ticket_promedio.idxmax()
mayor_ticket_valor = ticket_promedio.max()
print("\nEl café con el mayor ticket promedio es:", cafe_mayor_ticket, "con un valor de", mayor_ticket_valor)
#
```

```
Cafés con más ingresos:
coffee name
Latte
                     22316.16
Americano with Milk 20562.02
Cappuccino
                     14730.68
Americano
                     11420.44
Hot Chocolate
                      8106.76
Cocoa
                      6962.42
Cortado
                      6334.72
Espresso
                       2484.58
Name: money, dtype: float64
Cafés con mayor ticket promedio:
coffee name
Hot Chocolate
                     36.030044
                     35.841071
Cappuccino
                     35.704718
Cocoa
Latte 35.535287
Americano with Milk 30.643845
Americano
                      25.955545
Cortado
                     25.856000
                      20.878824
Espresso
Name: money, dtype: float64
El café con el mayor ticket promedio es: Hot Chocolate con un valor de 36.030044444444444
```

```
resultados = pd.DataFrame({
    'Ingresos totales': ingresos por cafe,
    'Ticket promedio': ticket promedio
})
print(resultados)
                     Ingresos totales Ticket promedio
coffee name
Americano
                             11420.44
                                             25.955545
Americano with Milk
                             20562.02
                                             30.643845
Cappuccino
                             14730.68
                                             35.841071
Cocoa
                              6962.42
                                             35.704718
Cortado
                              6334.72
                                             25.856000
                                             20.878824
Espresso
                              2484.58
Hot Chocolate
                              8106.76
                                             36.030044
Latte
                             22316.16
                                             35.535287
```

3. ¿Cuáles son las horas pico por día de la semana?

```
# 3. ¿Cuáles son las horas pico por día de la semana? (heatmap hora x día)

coffe['date'] = pd.to_datetime(coffe['date'])

coffe['hour'] = coffe['date'].dt.hour

coffe['day_of_week'] = coffe['date'].dt.day_name()

tabla_pico = coffe.groupby(['day_of_week', 'hour_of_day']).size().unstack(fill_value=0)

dias_orden = ['Monday', 'Tuesday', 'Wednesday', 'Thursday', 'Friday', 'Saturday', 'Sunday']

tabla_pico = tabla_pico.reindex(dias_orden)

import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

plt.figure(figsize=(15,6))

sns.heatmap(tabla_pico, cmap="YlOrBr", linewidths=.5, annot=True, fmt="d")

plt.title('Transacciones por hora y día de la semana')

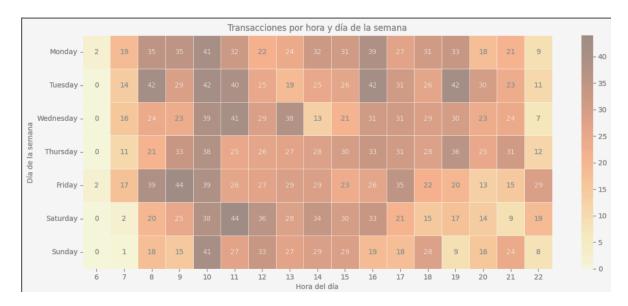
plt.ylabel('Día de la semana')

plt.xlabel('Hora del día')

plt.show()
```

Se generó un heatmap de transacciones por hora y día de la semana:

- Las horas picos varían: Entre semana destacan las horas de la tarde a partir de las 14hrs a las 18:00hrs. Y noches de Viernes.
- Sábados y Domingos muestran picos ligeramente diferentes, sugerentes de mayor actividad en horarios verpertinos y nocturnos.



4. ¿Cómo evolucionan ventas/ingresos por día, semana y mes? ¿Hay estacionalidad?

```
#4. ¿Cómo evolucionan ventas/ingresos por día, semana y mes? ¿Hay estacionalidad?
coffe['date'] = pd.to_datetime(coffe['date'])
coffe['day'] = coffe['date'].dt.date
coffe['week'] = coffe['date'].dt.isocalendar().week
coffe['month'] = coffe['date'].dt.to_period('M')

#Ventas e ingresos por periodo

ventas_por_dia = coffe.groupby('day').size()
ingresos_por_dia = coffe.groupby('day')['money'].sum()

ventas_por_semana = coffe.groupby('week').size()
ingresos_por_semana = coffe.groupby('week')['money'].sum()

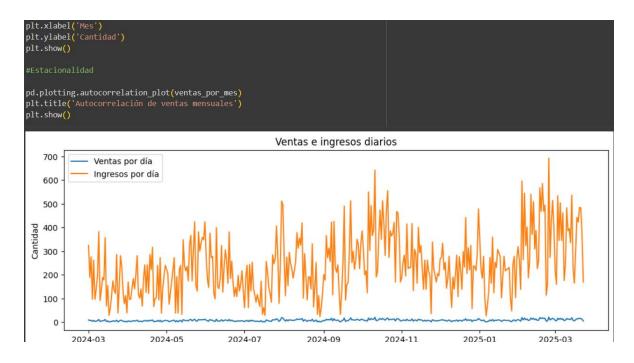
ventas_por_mes = coffe.groupby('month').size()
ingresos_por_mes = coffe.groupby('month')['money'].sum()

ventas_por_mes.index = ventas_por_mes.index.astype(str)
ingresos_por_mes.index = ingresos_por_mes.index.astype(str)
```

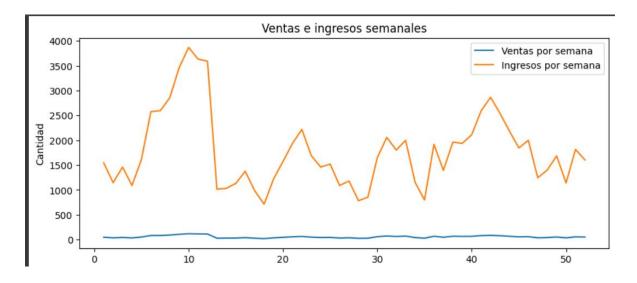
```
#Gráfica
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(figsize=(12,4))
plt.plot(ventas por dia, label='Ventas por día')
plt.plot(ingresos por dia, label='Ingresos por día')
plt.legend()
plt.title('Ventas e ingresos diarios')
plt.xlabel('Día')
plt.ylabel('Cantidad')
plt.show()
plt.figure(figsize=(10,4))
plt.plot(ventas por semana, label='Ventas por semana')
plt.plot(ingresos por semana, label='Ingresos por semana')
plt.legend()
plt.title('Ventas e ingresos semanales')
plt.xlabel('Semana')
plt.ylabel('Cantidad')
plt.show()
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.plot(ventas por mes, label='Ventas por mes')
plt.plot(ingresos por mes, label='Ingresos por mes')
plt.legend()
plt.title('Ventas e ingresos mensuales')
plt.xlabel('Mes')
plt.ylabel('Cantidad')
```

Se observa que hay cierta variabilidad diaria en la cantidad de ventas y el monto de ingresos. Existen días con picos notables, posiblemente relacionados con eventos, promociones o fines de semana. La tendencia general es relativamente estable, aunque con fluctuaciones que pueden asociarse a patrones de consumo diario.

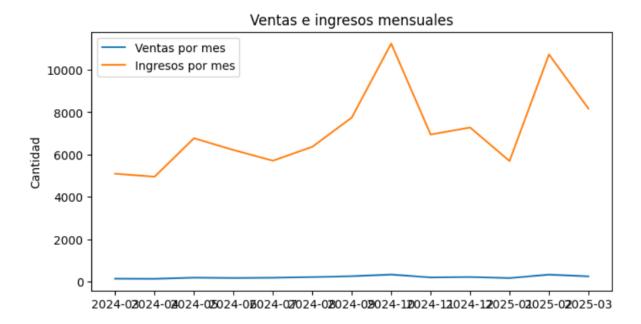
Los días con mayores ventas pueden aprovechar para promociones específicas. Los días bajos pueden tomarse como oportunidad para mejorar la oferta y atraer más clientes.



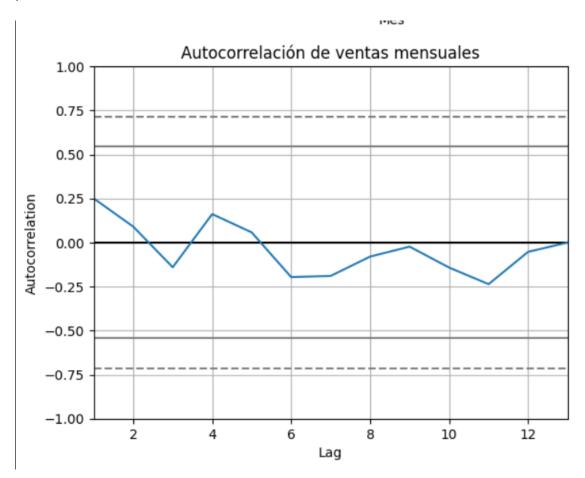
Al agrupar por semana, las curvas se suavizan mostrando la variación semanal. Se identifican semanas con mayor actividad, lo que puede coincidir con periodos de mayor afluencia como fechas especiales, quincenas, etc. Esto permite identificar semanas fuertes y débiles, útil parala planeación de compras y personal.



Se observa la evolución mes a mes. Hay meses donde las ventas e ingresos aumentan, lo que puede indicar estacionalidad, como por ejemplo meses fríos para cafés calientes; lo que nos ayuda a planear estrategias puntuales como menús de acuerdo a la temporada.



Se genera una gráfica de autocorrelación para las ventas mensuales. Si aparecen picos periódicos en la autocorrelación, esto indica que existe un patrón estacional, es decir, las ventas tienen a repetirse en ciertos meses del año. Detectar estacionalidad permite anticipar la demanda y ajustar inventarios, publicidad y promociones.



El análisis estadístico y visual de las transacciones de la cafetería permite tomar decisiones informadas para mejorar ventas, optimizar recursos y anticipar la demanda. Las gráficas muestran claramente los patrones diarios, semanales y mensuales, y la presencia de estacionalidad, lo que es clave para la gestión estratégica del negocio:

 Refuerzo en hora pico: Asignar más personal y optimizar inventarios en horas/días identificados como pico.

- Menús estacionales: Aprovechar la estacionalidad detectada para introducir productos de temporada.
- Segmentación: Analizar los gustos del cliente según ticket promedio para impulsar productos de mayor valor.