

EDA Completo y Reporte Ejecutivo - Día 5

Change Status

in-progress 40 min

Learning Objectives

- 1 Integrar todas las técnicas de EDA aprendidas en análisis comprensivo
- 2 Crear reportes ejecutivos que comuniquen insights de manera efectiva
- 3 Establecer fundamentos para análisis estadísticos más avanzados

Theory

Practice

Quiz

Evidence

<> **Ejercicio**: EDA completo y reporte ejecutivo para dataset de e-commerce

Ejercicio práctico para aplicar los conceptos aprendidos.

Configurar dataset completo y análisis EDA:

```
import pandas as pd
import numpy as np

# Crear dataset comprensivo de e-commerce
np.random.seed(42)
n_pedidos = 2500

# Generar fechas
fechas = pd.date_range('2023-01-01', periods=n_pedidos, freq='H')[n_pedidos]

# Crear datos base
df = pd.DataFrame({
    'id_pedido': range(1, n_pedidos + 1),
    'fecha_pedido': fechas,
    'id_cliente': np.random.randint(1, 501, n_pedidos),
    'categoria': np.random.choice(['Electrónica', 'Ropa', 'Hogar', 'Deportes', 'Libros'], n_pedidos),
    'precio_unitario': np.round(np.random.uniform(10, 1000, n_pedidos), 2),
    'cantidad': np.random.randint(1, 5, n_pedidos),
    'metodo_pago': np.random.choice(['Tarjeta', 'PayPal', 'Efectivo', 'Transferencia'], n_pedidos, p=[0.6, 0.2, 0.15, 0.05]),
    'region': np.random.choice(['Madrid', 'Barcelona', 'Valencia', 'Sevilla', 'Bilbao'], n_pedidos),
```

```
'tipo_cliente': np.random.choice(['Regular', 'Premium', 'VIP'], n_pedidos, p=[0.7, 0.2, 0.1])
})

# Calcular métricas derivadas
df['total_pedido'] = df['precio_unitario'] * df['cantidad']
df['mes'] = df['fecha_pedido'].dt.month
df['dia_semana'] = df['fecha_pedido'].dt.day_name()

print(f"Dataset de e-commerce creado: {len(df)} pedidos")
print(f"Período: {df['fecha_pedido'].min()} a {df['fecha_pedido'].max()}")
```

Realizar EDA completo sistemático:

```
# Análisis de calidad de datos
print("ANÁLISIS DE CALIDAD DE DATOS")
print("=" * 30)
print(f"Dimensiones: {df.shape}")
print(f"Tipos de datos:\n{df.dtypes}")
print(f"Valores faltantes: {df.isnull().sum().sum()}")

# Estadísticos descriptivos
print("\nESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS")
print("=" * 25)
print(df[['precio_unitario', 'cantidad', 'total_pedido']].describe())

# Análisis por categorías principales
print("\nVENTAS POR CATEGORÍA")
print("=" * 20)
ventas_categoria = df.groupby('categoria').agg({
    'total_pedido': ['count', 'sum', 'mean'],
    'cantidad': 'sum'
}).round(2)
print(ventas_categoria)

# Análisis temporal
print("\nVENTAS POR MES")
print("=" * 15)
ventas_mes = df.groupby('mes').agg({
    'total_pedido': 'sum',
    'id_pedido': 'count'
}).round(2)
print(ventas_mes)

# Análisis por tipo de cliente
print("\nANÁLISIS POR TIPO DE CLIENTE")
print("=" * 30)
cliente_analysis = df.groupby('tipo_cliente').agg({
    'total_pedido': ['mean', 'sum', 'count'],
```



- Dashboard
- Career Path
- Forms
- Profile



```
'cantidad': 'mean')
}).round(2)
print(cliente_analysis)
```

Análisis de correlaciones y patrones:

```
# Convertir variables categóricas para correlación
df_corr = df.copy()
df_corr['tipo_cliente_num'] = df_corr['tipo_cliente'].map({'Regular': 1, 'Premium': 2, 'VIP': 3})

# Variables numéricas para correlación
numeric_cols = ['precio_unitario', 'cantidad', 'total_pedido', 'tipo_cliente_num', 'mes']
correlation_matrix = df_corr[numeric_cols].corr()

print("\nMATRIZ DE CORRELACIÓN")
print("=" * 20)
print(correlation_matrix.round(3))

# Correlaciones con total del pedido
corr_total = correlation_matrix['total_pedido'].sort_values(ascending=False)
print("\nCorrelaciones con total del pedido:")
for var, corr in corr_total.items():
    if var != 'total_pedido':
        print(f"{var:15} | {corr:+.3f}")
```

Detección de outliers y patrones:

```
# Outliers en precios
Q1_precio = df['precio_unitario'].quantile(0.25)
Q3_precio = df['precio_unitario'].quantile(0.75)
IQR_precio = Q3_precio - Q1_precio

outliers_precio = df[df['precio_unitario'] > Q3_precio + 1.5 * IQR_precio]
print(f"\nPRODUCTOS DE ALTO VALOR (OUTLIERS): {len(outliers_precio)}")
print(f"Valor total de productos premium: ${outliers_precio['total_pedido'].sum():.2f}")

# Análisis por día de la semana
ventas_dia = df.groupby('dia_semana')['total_pedido'].agg(['count', 'sum', 'mean']).round(2)
print("\nVENTAS POR DÍA DE LA SEMANA")
print("=" * 30)
print(ventas_dia.sort_values('sum', ascending=False))
```

Crear reporte ejecutivo simplificado:



```
# Calcular métricas clave para reporte
```

```
total_ventas = df['total_pedido'].sum()
pedidos_promedio = df['total_pedido'].mean()
categoria_top = df.groupby('categoria')['total_pedido'].sum().idxmax()
ventas_categoria_top = df.groupby('categoria')['total_pedido'].sum().max()
region_top = df.groupby('region')['total_pedido'].sum().idxmax()
```

```
# Reporte ejecutivo
```

```
print("\n" + "="*50)
print("REPORTE EJECUTIVO - ANÁLISIS DE VENTAS E-COMMERCE")
print("="*50)

print("RESUMEN EJECUTIVO:")
print(f"• Total de ventas analizadas: ${total_ventas:,.2f}")
print(f"• Pedidos promedio: ${pedidos_promedio:.2f}")
print(f"• Categoría más vendida: {categoria_top} (${ventas_categoria_top:,.2f}")
print(f"• Región con más ventas: {region_top}")

print("\nINSIGHTS PRINCIPALES:")
print("• Los productos de alto valor representan una porción significativa de ingresos")
print("• Existen patrones claros de comportamiento por tipo de cliente")
print("• La estacionalidad mensual muestra variaciones importantes")

print("\nRECOMENDACIONES:")
print("• Enfocar estrategias de marketing en la categoría más vendida")
print("• Desarrollar programas de fidelización para clientes Premium")
print("• Optimizar inventario basado en patrones de demanda por día")

print("="*50)
```

Verificación: Evalúa si tu análisis responde preguntas clave de negocio: ¿Qué vende mejor? ¿Quiénes son los mejores clientes? ¿Cuándo ocurren las ventas? ¿Qué patrones requieren acción inmediata?

Requerimientos:

Python con Pandas, NumPy
matplotlib/seaborn opcionales para visualizaciones avanzadas
Dataset completo para análisis comprehensivo

