

ULSA

November 17, 2024

1 Introduccion

Objetivo del Notebook:

Este notebook tiene como objetivo presentar y guiar el análisis de datos de manera estructurada, permitiendo una comprensión clara de su propósito, procesos y conclusiones esperadas. A lo largo de este documento, pretendemos sentar las bases para la manipulación y visualización de datos en el entorno de python.

Importancia del Análisis de Datos:

El análisis de datos se ha convertido en una herramienta esencial en diversas áreas, con aplicaciones prácticas que abarcan desde la optimización de ventas hasta estudios de mercado detallados. Por ejemplo:

- **Análisis de ventas:** Identificar tendencias en el comportamiento de los clientes, predecir picos de demanda y optimizar el inventario.
- **Estudios de mercado:** Comprender mejor las preferencias de los consumidores y adaptar las estrategias comerciales.
- **Simulaciones matemáticas:** Facilita la creación de modelos para simular comportamientos complejos.

Estas aplicaciones permiten a las organizaciones adaptarse a los cambios del mercado, mejorar su competitividad y tomar decisiones basadas en evidencia.

Requisitos Previos:

Para aprovechar al máximo este notebook, es recomendable contar con conocimientos básicos de Python, incluyendo: - Estructuras de datos simples (listas, diccionarios, tuplas).

- Variables y operaciones básicas.
- Funciones y conceptos básicos de programación.

Estos conocimientos facilitarán la comprensión de los procedimientos de análisis y permitirán profundizar en las herramientas empleadas durante el análisis.

2 Configuración del Entorno

2.1 Instalación de librerías necesarias

Para comenzar, necesitamos instalar algunas librerías esenciales para el análisis de datos. Usaremos `pip`, el gestor de paquetes de Python, para instalar las siguientes librerías si aún no están instaladas:

```
[ ]: pip install pandas numpy matplotlib seaborn
```

2.2 Importación de librerías

Una vez que las librerías estén instaladas, es necesario importarlas a nuestro entorno de trabajo. La importación de librerías es esencial para poder utilizar sus funcionalidades. A continuación se muestra cómo importar las librerías que vamos a utilizar:

```
[180]: import pandas as pd    # Pandas para manipulación y análisis de datos
import numpy as np          # Numpy para operaciones numéricas
import matplotlib.pyplot as plt # Matplotlib para visualización de gráficos
```

3 Introducción a Pandas y Numpy

3.1 ¿Qué son Pandas y Numpy?

- **Pandas:** Es una librería fundamental para la manipulación y análisis de datos en Python. Proporciona estructuras de datos flexibles, como el **DataFrame**, que permiten trabajar con grandes volúmenes de datos de manera eficiente.
- **Numpy:** Es una librería que ofrece soporte para operaciones numéricas de alto rendimiento y manipulación de arreglos multidimensionales. Es especialmente útil cuando se necesitan realizar cálculos matemáticos complejos.

3.2 Creación de series y dataframes

- **Series:** Es una estructura unidimensional que puede almacenar datos de cualquier tipo (enteros, cadenas, flotantes, etc.). Se puede crear a partir de listas, diccionarios o arrays de Numpy.

Ejemplo de creación de una serie:

```
[181]: data = [10, 20, 30, 40]
series = pd.Series(data)
print(series)
```

```
0    10
1    20
2    30
3    40
dtype: int64
```

- **DataFrames:** Un DataFrame es una estructura bidimensional similar a una tabla de datos, con filas y columnas etiquetadas. Es ideal para representar datasets más grandes y complejos.

Ejemplo de creación de un DataFrame desde un diccionario:

```
[182]: data = {'Nombre': ['Ana', 'Luis', 'Pedro'],
               'Edad': [23, 30, 25]}

df = pd.DataFrame(data)
```

```
print(df)
```

	Nombre	Edad
0	Ana	23
1	Luis	30
2	Pedro	25

Ejemplo de creación de un DataFrame desde una lista:

```
[183]: data = [  
        {"Nombre": "Ana", "Edad": 23},  
        {"Nombre": "Luis", "Edad": 30},  
        {"Nombre": "Pedro", "Edad": 25}  
    ]  
  
    df = pd.DataFrame(data)  
    print(df)
```

	Nombre	Edad
0	Ana	23
1	Luis	30
2	Pedro	25

3.3 Operaciones basicas de un DataFrame de pandas

Selección de columnas: Puedes seleccionar una columna específica de un DataFrame utilizando el nombre de la columna.

Ejemplo:

```
[184]: edades = df['Edad']  
print(edades)
```

```
0    23  
1    30  
2    25  
Name: Edad, dtype: int64
```

Filtrado de datos: Es posible filtrar las filas del DataFrame según ciertas condiciones o criterios.

Ejemplo:

```
[185]: df_filtrado = df[df['Edad'] > 25]  
print(df_filtrado)
```

	Nombre	Edad
1	Luis	30

Tambien puede utilizarse el metodo `.query` utilizando un filtrado dado por condiciones, mencionar que ambos metodos son igual de validos, pero se recomienda usar el metodo `query` debido a su escalabilidad a consultas mas grandes.

```
[186]: df_filtrado = df.query("Edad < 25")
print(df_filtrado)
```

	Nombre	Edad
0	Ana	23

Renombrado de columnas: Si necesitas cambiar el nombre de las columnas, puedes usar el método `.rename()`. Ejemplo:

```
[187]: df.rename(columns={'Edad': 'Años'}, inplace=True)
print(df)
```

	Nombre	Años
0	Ana	23
1	Luis	30
2	Pedro	25

Creacion de nuevas columnas: Puedes crear nuevas columnas ingresando datos del mismo numero de entradas (filas) que nuestro dataset actual, esto lo podemos hacer creando los datos desde otra fuente, o creando nuevos datos a partir de informacion ya contenida en el dataset, a continuacion ambos ejemplos. Ejemplo:

```
[188]: df["Año_Nacimiento"] = 2024 - df["Años"]
df["Altura"] = np.random.normal(160, 30, size=3)
print(df)
```

	Nombre	Años	Año_Nacimiento	Altura
0	Ana	23	2001	140.607863
1	Luis	30	1994	145.790826
2	Pedro	25	1999	209.599143

3.4 Introduccion al Analisis Basico

El análisis básico de datos es un paso fundamental para entender la estructura y contenido de un conjunto de datos. Podemos realizar tareas como explorar el tamaño, la composición, las estadísticas descriptivas y las relaciones entre las variables del dataset.

Este análisis inicial nos ayuda a:

- Identificar posibles errores o valores atípicos en los datos.
- Comprender las características de las variables.
- Guiar las decisiones en las etapas posteriores del análisis o modelado.

A continuación, realizaremos un análisis básico utilizando métodos de Pandas que nos permitirán explorar el dataset de manera eficiente. Para contextualizar un poco, en estos ejemplos estaremos usando el dataset de Galton's Height, el cual es un estudio que trata de ver la correlacion entre la altura de los padres y la altura de sus hijos, asi como factores que afecten estos datos.

3.4.1 Familiarizarse con un dataset

Visualizar primeras filas del dataset

```
[189]: heights = pd.read_csv("data/Families.csv") # Obtener datos a traves de archivo
      ↪CSV
      heights.head(n= 5) # Metodo modificable bajo el parametro n
```

```
[189]:   family  father  mother  children  childGender  childHeight
0     001    78.5    67.0         4         male         73.2
1     001    78.5    67.0         4        female         69.2
2     001    78.5    67.0         4        female         69.0
3     001    78.5    67.0         4        female         69.0
4     002    75.5    66.5         4         male         73.5
```

```
[190]: heights.tail(n= 3) #Igual que head, pero usando las ultimas filas
```

```
[190]:   family  father  mother  children  childGender  childHeight
931    203    62.0    66.0         3        female         61.0
932    204    62.5    63.0         2         male         66.5
933    204    62.5    63.0         2        female         57.0
```

Mostrar la informacion sobre la estructura del dataset

```
[191]: heights.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 934 entries, 0 to 933
Data columns (total 6 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   family          934 non-null   object
1   father          934 non-null   float64
2   mother          934 non-null   float64
3   children        934 non-null   int64
4   childGender     934 non-null   object
5   childHeight     934 non-null   float64
dtypes: float64(3), int64(1), object(2)
memory usage: 43.9+ KB
```

Mostrar las estadisticas descriptivas de las columnas numericas del dataset

```
[192]: heights.describe()

      father      mother  children  childHeight
count  934.000000  934.000000  934.000000   934.000000
mean    69.197109   64.089293    6.171306   66.745931
std     2.476479    2.290886    2.729025    3.579251
min     62.000000   58.000000    1.000000   56.000000
25%     68.000000   63.000000    4.000000   64.000000
50%     69.000000   64.000000    6.000000   66.500000
75%     71.000000   65.875000    8.000000   69.700000
max     78.500000   70.500000   15.000000   79.000000
```

Comparacion de conteo de valores encontrados en el dataset Este enfoque es particularmente util en variables categoricas, debido a que son las que tienden a repetirse entre diferentes entradas

```
[193]: heights["children"].value_counts()
```

```
[193]: children
5      140
8      136
4      124
7      119
6      108
3       66
9       63
2       46
11      44
10      40
1       33
15      15
Name: count, dtype: int64
```

3.4.2 Agrupacion y agregacion de datos

Para poder realizar analisis mas especificos es probable que querramos crear agrupaciones de nuestro interes para centrar ideas dentro de cierto grupo, con esto llegamos al metodo `.groupby()` que toma como parametro principal el nombre de una de las columnas de nuestro dataset, y agrupar los datos en base a una categoria.

Por ejemplo, en este caso trataremos de responder a la pregunta, cual es la familia mas alta del dataset?

```
[194]: grouped = heights[["family", "father", "mother", "childHeight"]].
        ↳groupby("family").mean() # Obtenemos la media de altura de cada miembro
grouped["family_mean"] = (grouped["father"] + grouped["mother"] +
        ↳grouped["childHeight"]) / 3
grouped
```

```
[194]:
```

	father	mother	childHeight	family_mean
family				
001	78.5	67.0	70.100000	71.866667
002	75.5	66.5	69.250000	70.416667
003	75.0	64.0	69.500000	69.500000
004	75.0	64.0	66.700000	68.566667
005	75.0	58.5	66.750000	66.750000
...
200	64.0	63.0	64.500000	63.833333
201	64.0	60.0	63.000000	62.333333
202	63.0	63.5	66.000000	64.166667

203	62.0	66.0	62.333333	63.444444
204	62.5	63.0	61.750000	62.416667

[205 rows x 4 columns]

Usar `.sort_values()` para ordenar los valores de forma descendente

```
[ ]: sorted_group = grouped.sort_values("family_mean", ascending=False)
sorted_group.head() # Obtenemos el top 5 familias mas altas
```

```
[ ]:
      father  mother  childHeight  family_mean
family
001      78.5    67.0    70.100000    71.866667
007      74.0    68.0    71.833333    71.277778
063      70.0    68.0    75.000000    71.000000
035      71.0    69.0    72.800000    70.933333
020      72.7    69.0    70.050000    70.583333
```

Nota: Se recomienda no crear manipulaciones sobre el dataset original, a no ser que estos cambios deseen ser permanentes, de esta manera evitamos comprometer la integridad de los datos

3.5 Uso de NumPy en DataFrames

NumPy proporciona funciones matemáticas y de álgebra lineal de alto rendimiento, mientras que Pandas se enfoca en la manipulación de datos, permitiendo trabajar con datos estructurados de manera fácil y eficiente. Juntas, estas bibliotecas permiten realizar análisis de datos de manera más rápida y flexible.

3.5.1 Operaciones Matemáticas en un DataFrame utilizando NumPy

Pandas permite realizar operaciones matemáticas y estadísticas en columnas de DataFrame de manera eficiente utilizando NumPy:

```
[196]: # Crear un DataFrame de ejemplo
df = pd.DataFrame({
    "A": [1, 5, 3, 10],
    "B": [5, 6, 7, 8]
})

# Sumar 10 a cada valor en la columna "A"
df["A"] = df["A"] + 10

# Usar funciones de NumPy para realizar operaciones
df["C"] = np.sqrt(df["B"]) # Raíz cuadrada de la columna B

print(df)
```

	A	B	C
0	11	5	2.236068
1	15	6	2.449490

```
2 13 7 2.645751
3 20 8 2.828427
```

3.5.2 Cálculos Estadísticos usando NumPy

Pandas integra funciones estadísticas, pero también puedes usar funciones de NumPy para realizar cálculos más avanzados:

```
[197]: # Promedio de una columna
mean_a = np.mean(df["A"])

# Desviación estándar de una columna
std_b = np.std(df["B"])

# Correlación entre columnas
correlation = np.corrcoef(df["A"], df["B"])

print(f"Promedio A: {mean_a}, Desviación estándar B: {std_b}\n Matriz de_\n
↳Correlación: \n{correlation}")
```

```
Promedio A: 14.75, Desviación estándar B: 1.118033988749895
Matriz de Correlación:
[[1.          0.83565784]
 [0.83565784  1.          ]]
```

3.5.3 Funciones de Álgebra Lineal con Pandas y NumPy

Puedes realizar operaciones de álgebra lineal en matrices y DataFrames utilizando NumPy:

```
[198]: # Crear matrices
matrix_1 = np.array([[1, 2], [3, 4]])
matrix_2 = np.array([[5, 6], [7, 8]])

# Producto de matrices
matrix_product = np.dot(matrix_1, matrix_2)

# Inversa de una matriz
matrix_inverse = np.linalg.inv(matrix_1)

print("Producto de matrices:")
print(matrix_product)

print("Inversa de la matriz:")
print(matrix_inverse)
```

```
Producto de matrices:
[[19 22]
 [43 50]]
Inversa de la matriz:
```



```
[[-2.   1. ]  
 [ 1.5 -0.5]]
```

```
[199]: np.corrcoef(heights["childHeight"], heights["father"])
```

```
[199]: array([[1.          , 0.26603854],  
              [0.26603854, 1.          ]])
```

4 Introduccion a la visualizacion de datos con Matplotlib

Matplotlib es una librería de visualización en Python que permite crear gráficos estáticos, animados e interactivos. Su objetivo principal es representar datos de forma visual para facilitar la comprensión y el análisis, permitiendo a los usuarios identificar patrones, tendencias y relaciones en los datos de manera clara y efectiva. Matplotlib se combina muy bien con pandas, muchas funciones estan enfocadas para ser usadas en dataframes comodamente

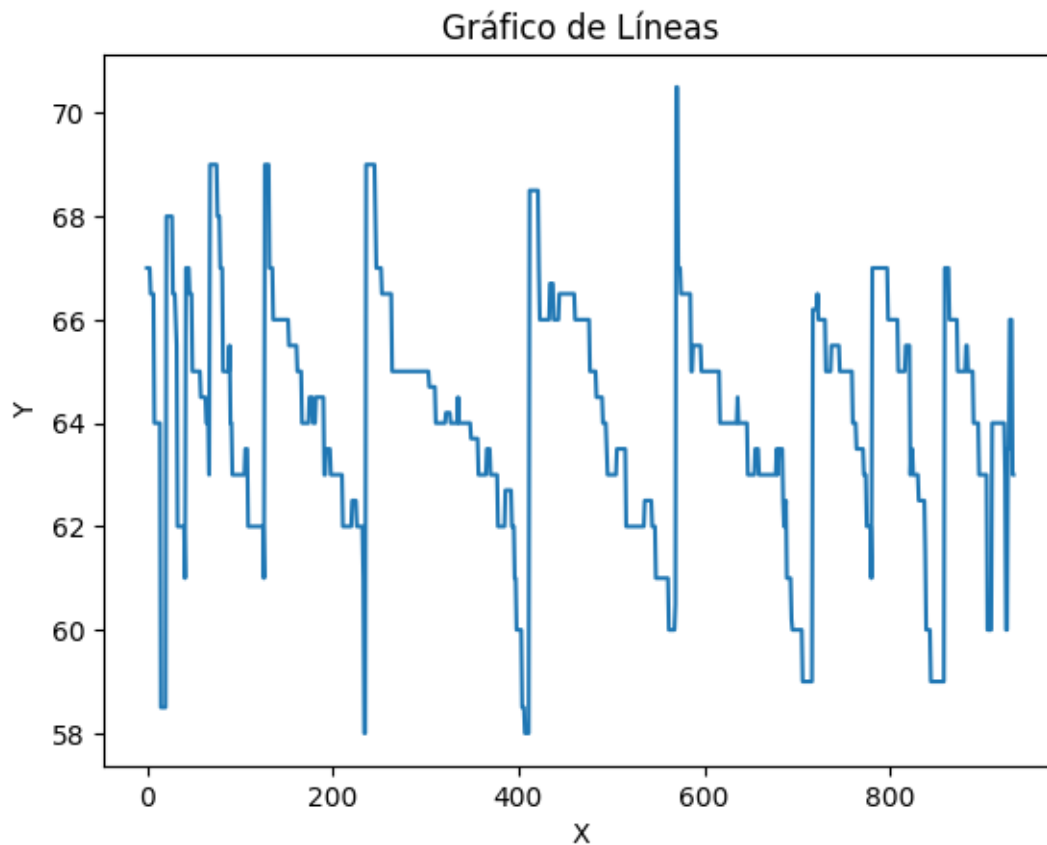
4.1 Tipos de Gráficos Básicos

Usaremos el dataset de Galton Heights utilizado anteriormente

4.1.1 Gráfico de Líneas

Usado para mostrar la relación entre dos variables continuas, típicamente para mostrar tendencias a lo largo del tiempo.

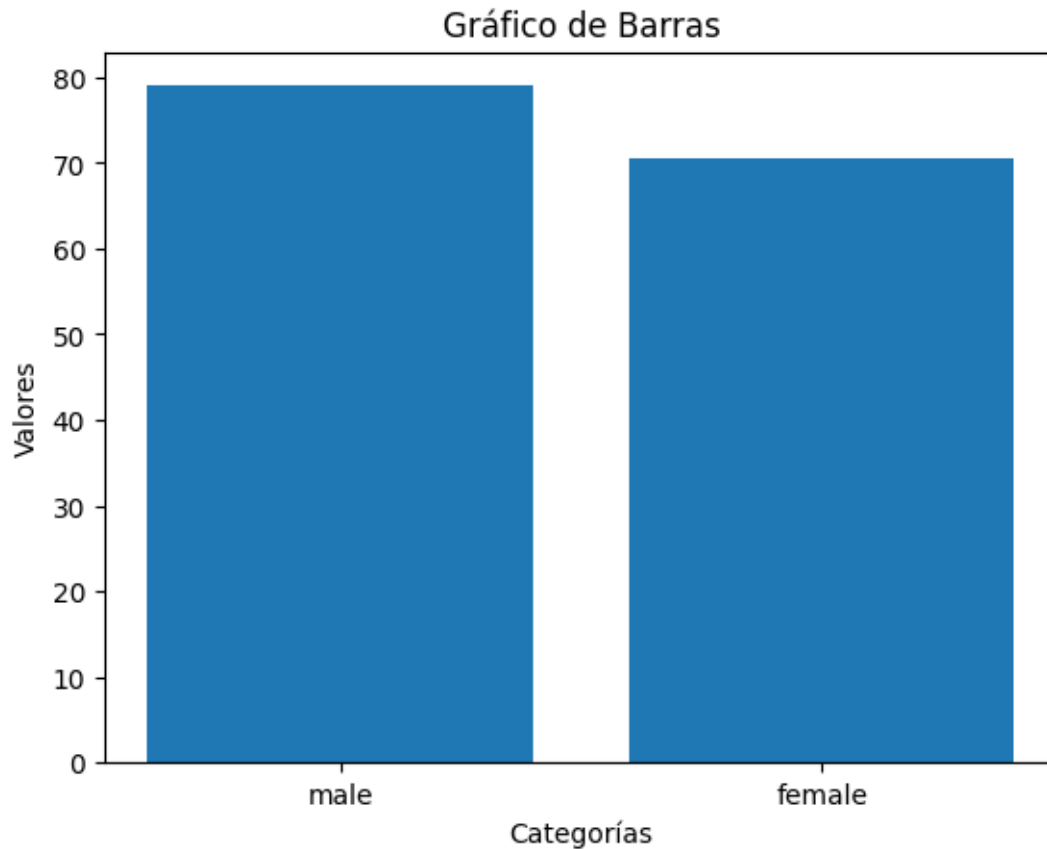
```
[208]: plt.plot(heights.index, heights["mother"])  
plt.title("Gráfico de Líneas")  
plt.xlabel("X")  
plt.ylabel("Y")  
plt.show()
```



4.1.2 Gráfico de Barras

Utilizado para comparar valores entre diferentes categorías.

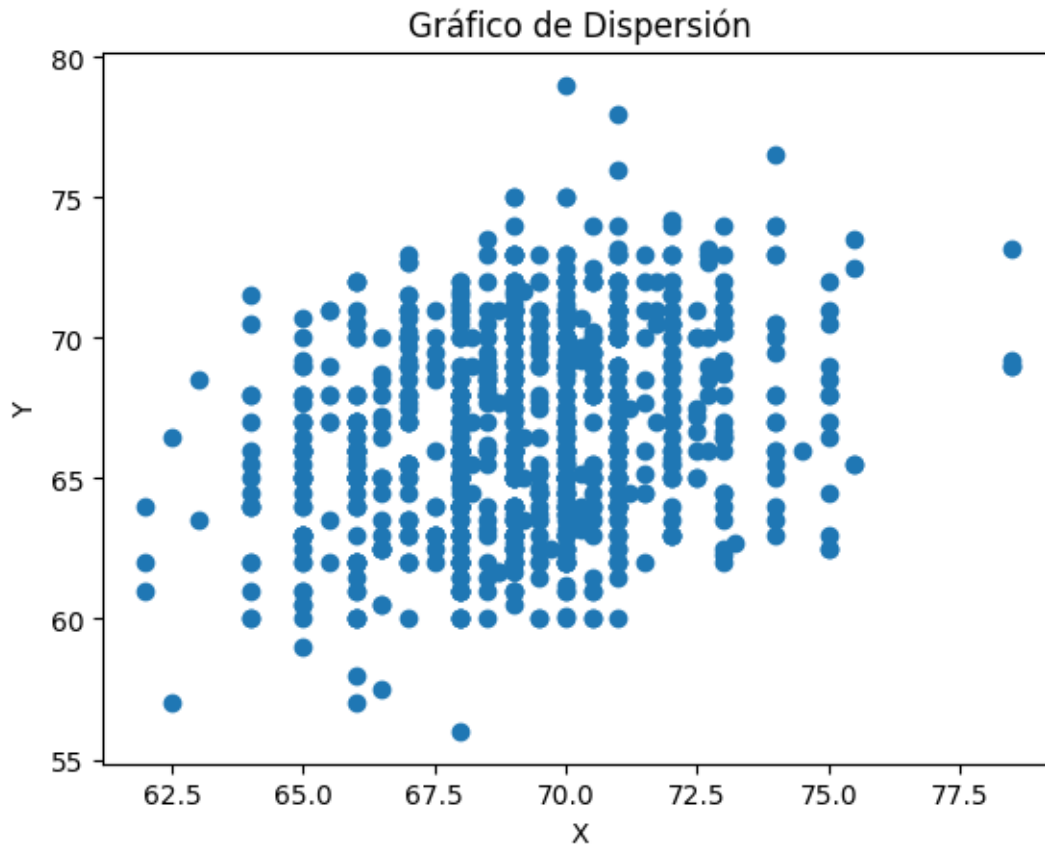
```
[201]: plt.bar(heights["childGender"], heights["childHeight"])
plt.title("Gráfico de Barras")
plt.xlabel("Categorías")
plt.ylabel("Valores")
plt.show()
```



4.1.3 Gráfico de Dispersión (Scatter Plot)

Usado para mostrar la relación entre dos variables continuas, donde cada punto representa un par de valores.

```
[202]: plt.scatter(heights["father"], heights["childHeight"])  
plt.title("Gráfico de Dispersión")  
plt.xlabel("X")  
plt.ylabel("Y")  
plt.show()
```



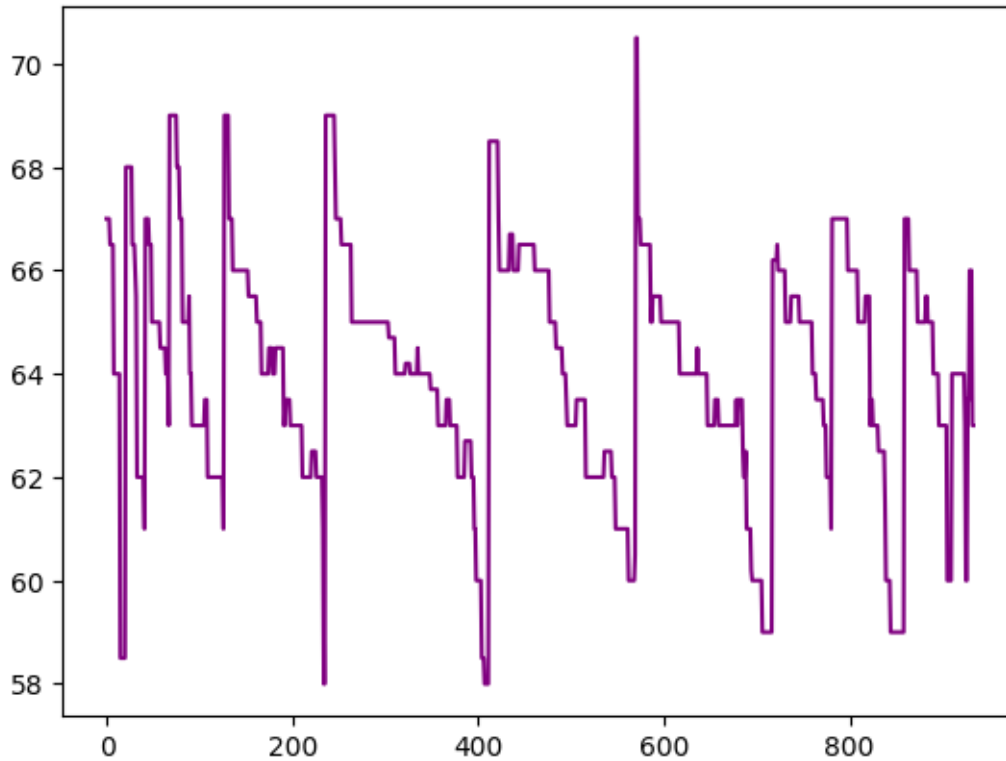
4.2 Personalizacion de graficos

Matplotlib permite personalizar los gráficos de muchas maneras:

4.2.1 Colores

Puedes especificar colores usando nombres de colores, códigos hexadecimales o RGB.

```
[209]: plt.plot(heights.index, heights["mother"], color="purple")  
plt.show()
```

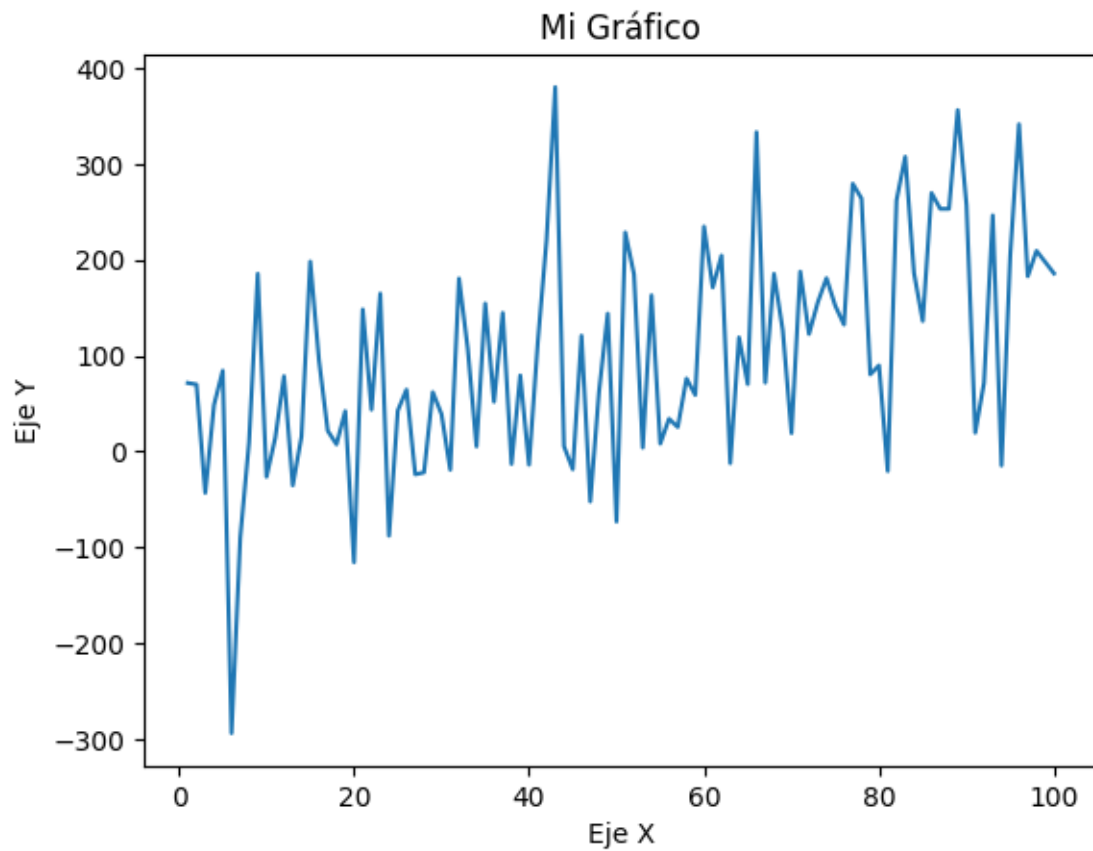


4.2.2 Etiquetas:

Es posible agregar títulos y etiquetas a los ejes.

```
[ ]: # Generacion de datos ejemplo
x= np.linspace(1,100,100)
y= x * 2 + np.random.normal(0, 100, size=100)

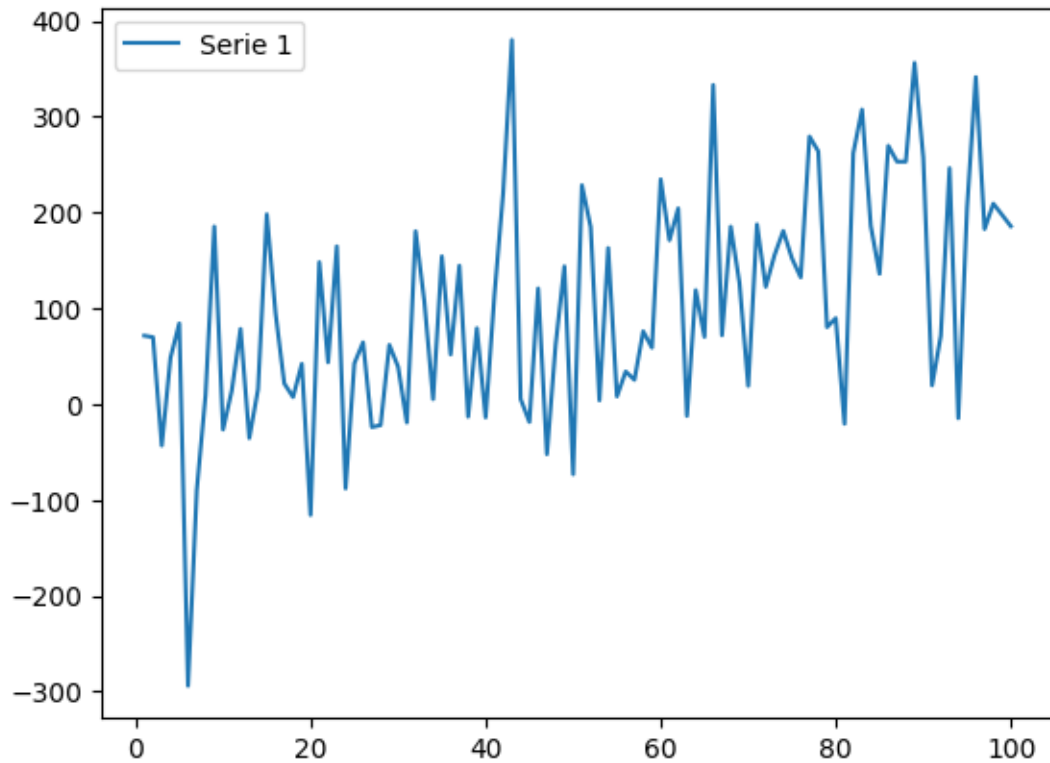
plt.plot(x, y)
plt.title("Mi Gráfico")
plt.xlabel("Eje X")
plt.ylabel("Eje Y")
plt.show()
```



4.2.3 Leyenda

Si tienes varias series de datos, puedes añadir una leyenda para identificarlas.

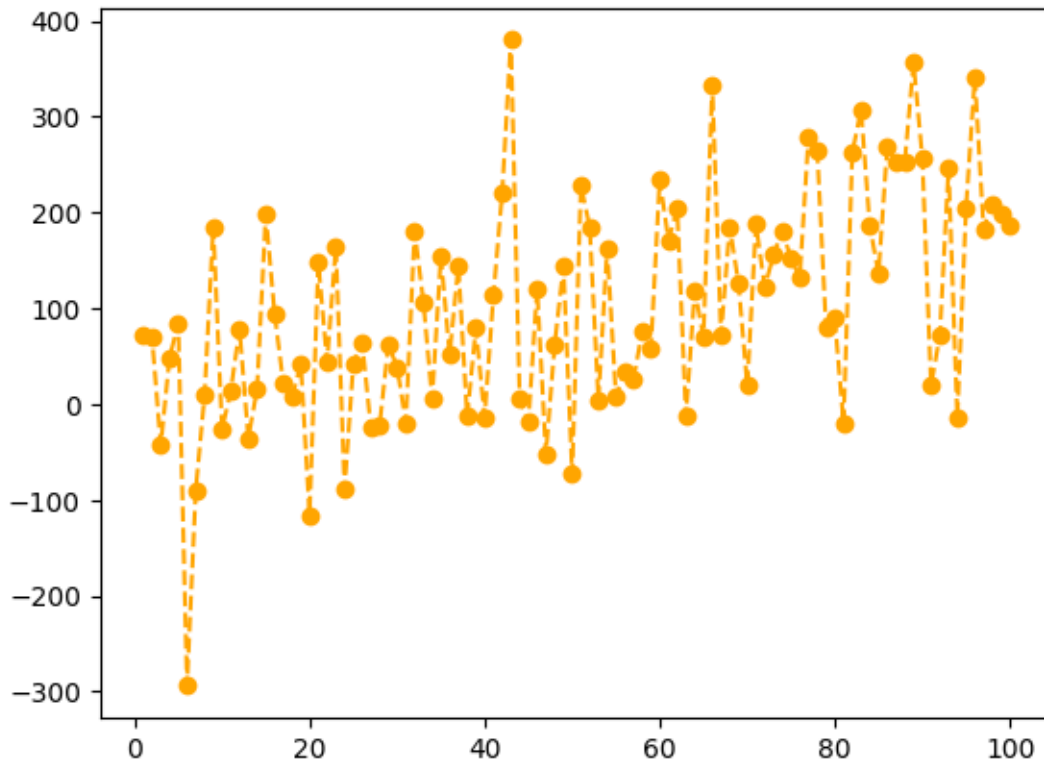
```
[205]: plt.plot(x, y, label="Serie 1")  
plt.legend()  
plt.show()
```



4.2.4 Estilo de líneas y marcadores

Puedes cambiar el estilo de las líneas y los marcadores.

```
[206]: plt.plot(x, y, linestyle="--", marker="o", color="orange")  
plt.show()
```



4.3 Gráficos avanzados

En esta sección, exploraremos gráficos avanzados con Matplotlib, donde aprenderemos a crear visualizaciones más complejas que no solo enriquecen los análisis, sino que también ayudan a comunicar hallazgos de manera clara y profesional. Estos gráficos incluyen subgráficos, boxplots, mapas de calor y otros, cada uno con aplicaciones prácticas específicas.

4.3.1 Subgráficos con subplots

Los subgráficos permiten mostrar múltiples visualizaciones en una sola figura, organizadas en filas y columnas. Esto es útil para comparar diferentes conjuntos de datos de manera eficiente.

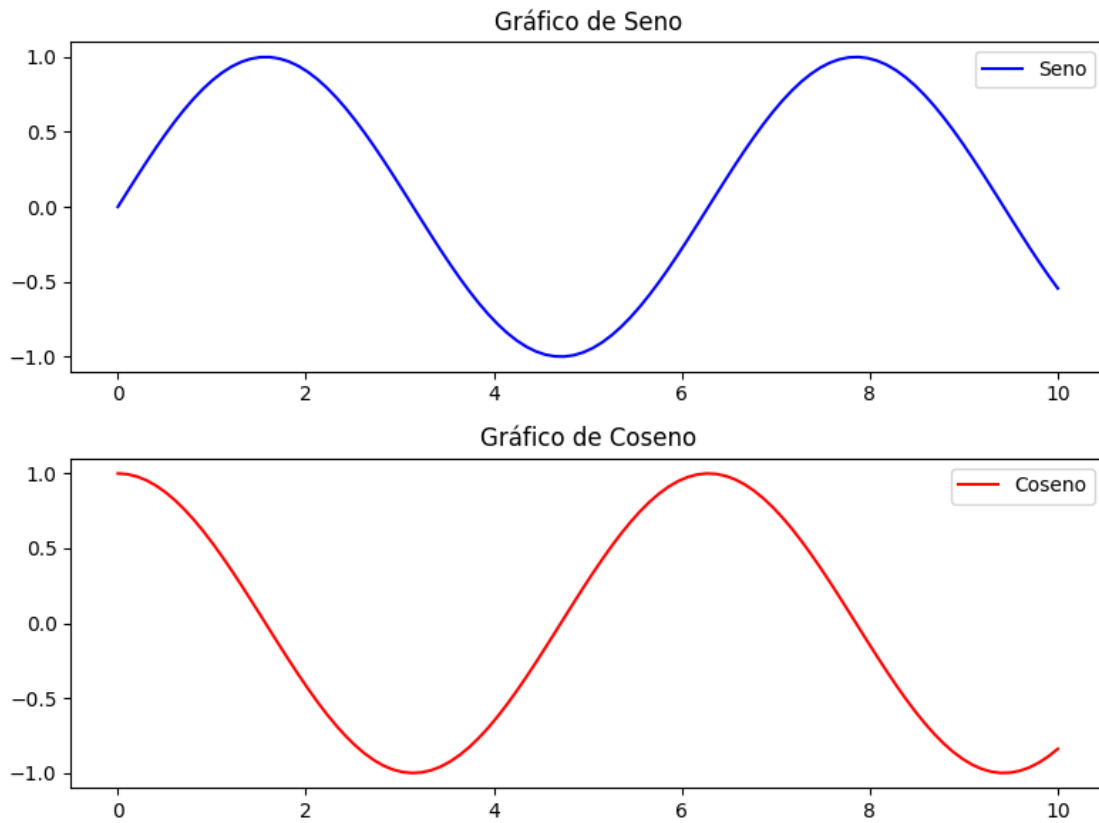
```
[213]: x = np.linspace(0, 10, 100)
y1, y2 = np.sin(x), np.cos(x)

fig, axs = plt.subplots(2, 1, figsize=(8, 6))
axs[0].plot(x, y1, label="Seno", color="blue")
axs[0].set_title("Gráfico de Seno")
axs[0].legend()

axs[1].plot(x, y2, label="Coseno", color="red")
axs[1].set_title("Gráfico de Coseno")
axs[1].legend()
```



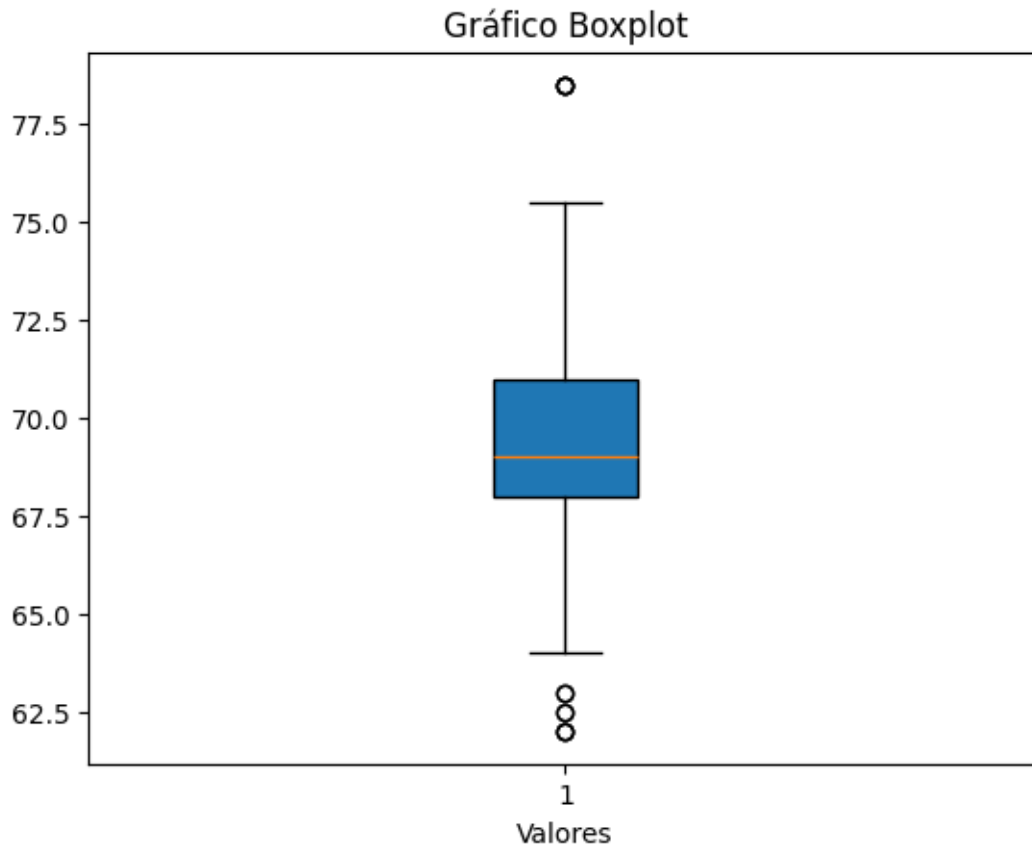
```
plt.tight_layout()
plt.show()
```



4.3.2 Gráfico de Boxplot

El boxplot es ideal para resumir la distribución de un conjunto de datos, destacando la mediana, los cuartiles y valores atípicos, lo cual es valioso en el análisis exploratorio.

```
[223]: plt.boxplot(heights["father"], patch_artist=True)
plt.title("Gráfico Boxplot")
plt.xlabel("Valores")
plt.show()
```

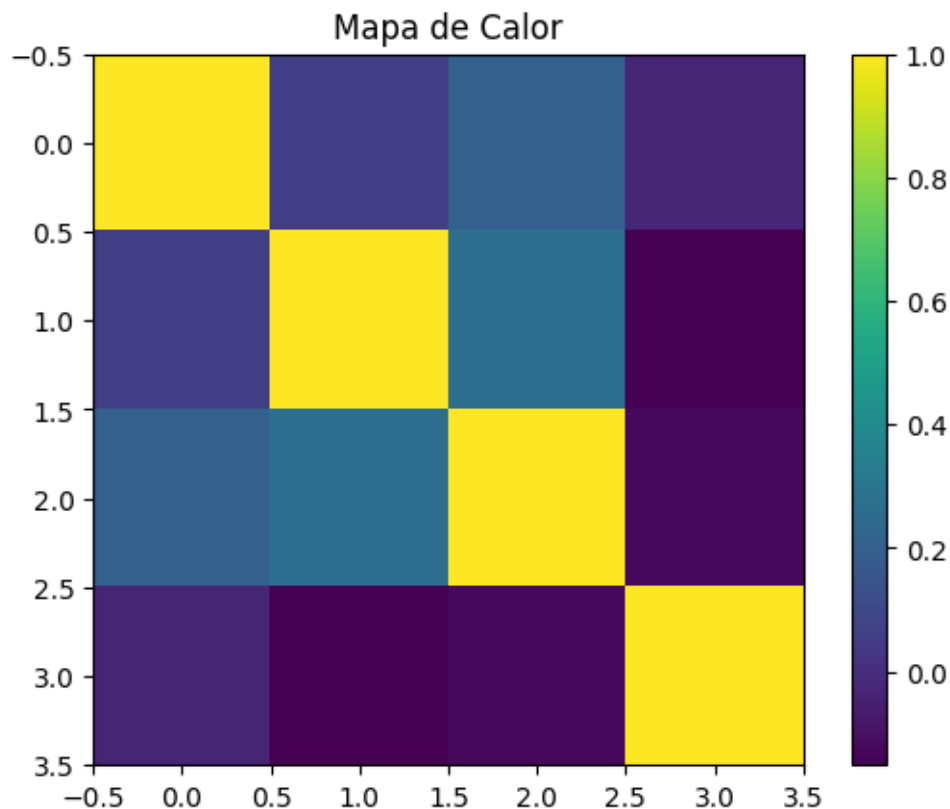


4.3.3 Gráfico de Heatmap (Mapa de Calor)

Los mapas de calor permiten representar valores en una matriz de datos mediante colores, facilitando la identificación de patrones, relaciones y concentraciones.

```
[245]: # Crear una matriz
corr_matrix = heights[["mother", "father", "childHeight", "children"]].corr()

plt.imshow(corr_matrix, cmap="viridis", interpolation="nearest")
plt.title("Mapa de Calor")
plt.colorbar()
plt.show()
```



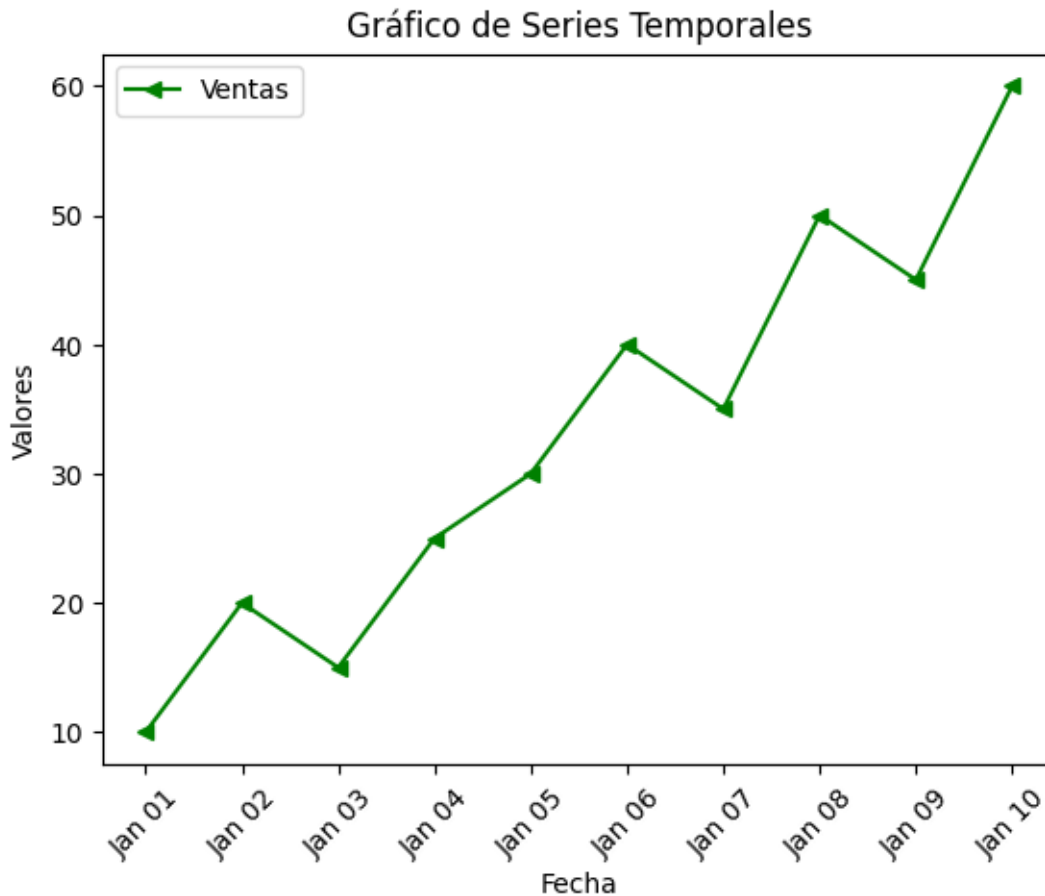
4.3.4 Gráfico de Series Temporales con Formateo de Fechas

Este gráfico se centra en datos temporales y permite un eje de tiempo bien formateado para identificar tendencias y patrones en función de las fechas.

```
[265]: import matplotlib.dates as mdates

dates = pd.date_range(start="2023-01-01", periods=10)
values = [10, 20, 15, 25, 30, 40, 35, 50, 45, 60]

plt.plot(dates, values, marker="<", label="Ventas", color="green")
plt.gca().xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%b %d'))
plt.title("Gráfico de Series Temporales")
plt.xlabel("Fecha")
plt.ylabel("Valores")
plt.legend()
plt.xticks(rotation=45)
plt.show()
```



4.3.5 Gráfico de Pareto

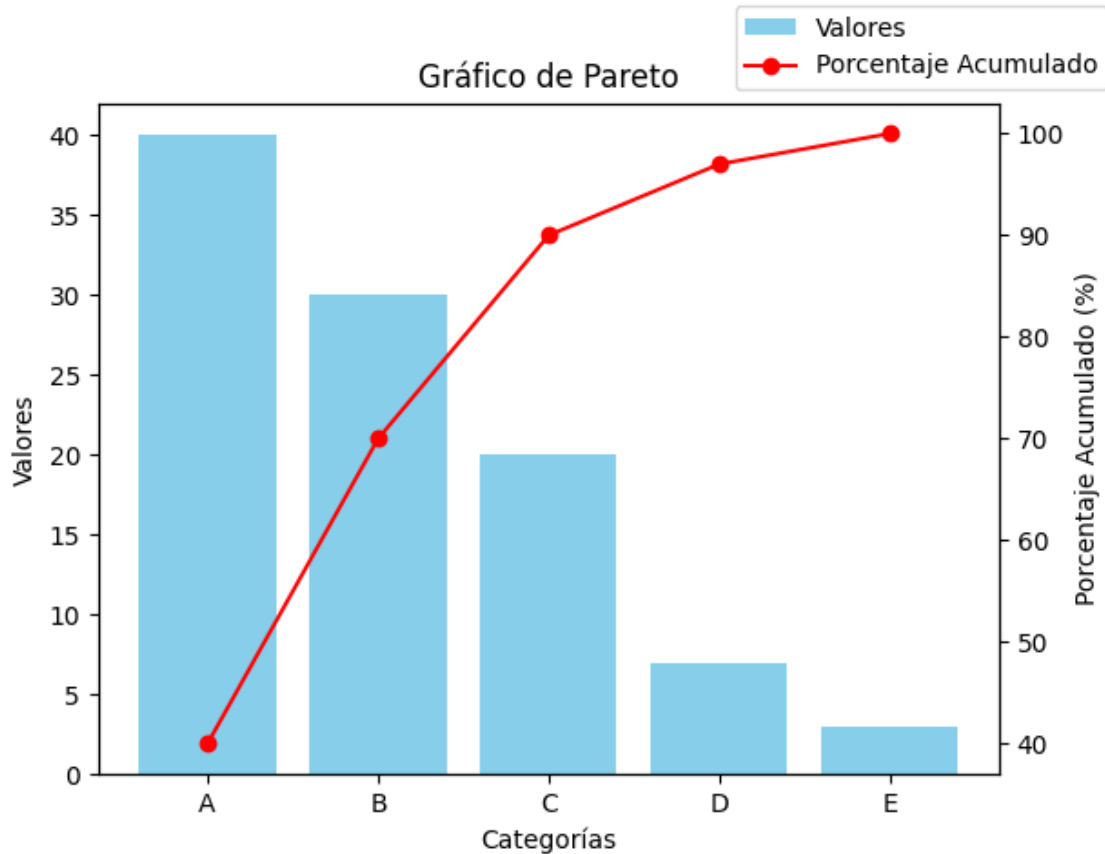
El gráfico de Pareto combina barras y líneas para destacar las categorías más relevantes y su contribución acumulativa, ayudando en la toma de decisiones estratégicas.

```
[258]: categorias = ["A", "B", "C", "D", "E"]
valores = [40, 30, 20, 7, 3]
porcentajes = [sum(valores[:i+1]) / sum(valores) * 100 for i in
               range(len(valores))]

fig, ax1 = plt.subplots()
ax1.bar(categorias, valores, color="skyblue", label="Valores")
ax2 = ax1.twinx()
ax2.plot(categorias, porcentajes, color="red", marker="o", label="Porcentaje_
        Acumulado")

ax1.set_title("Gráfico de Pareto")
ax1.set_xlabel("Categorías")
```

```
ax1.set_ylabel("Valores")
ax2.set_ylabel("Porcentaje Acumulado (%)")
fig.legend(loc="upper right")
plt.show()
```



4.3.6 Gráfico 3D

Los gráficos tridimensionales son útiles para mostrar relaciones en datos que tienen tres variables, proporcionando una perspectiva más completa de los datos. Se recomienda usarlos con propósito exploratorios, no es recomendable el presentar graficos 3D a una audiencia dado al ruido visual que suele agregar.

```
[252]: fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')

x = np.linspace(-5, 5, 100)
y = np.linspace(-5, 5, 100)
X, Y = np.meshgrid(x, y)
Z = np.sin(np.sqrt(X**2 + Y**2))
```

```
ax.plot_surface(X, Y, Z, cmap="inferno")  
plt.title("Gráfico 3D")  
plt.show()
```

Gráfico 3D

