Knowledge Discovery in Databases (KDD)

```
[1]  1  # importando as bibliotecas necessárias
     2  import pandas as pd
     3  import numpy as np
     4  import matplotlib.pyplot as plt
```

```
[3]  1  # Visualizando os dados
     2  df = pd.read_excel('/home/Cap 01 Asset_PBL_Perfil_Clientes_Top_ECommerce.xlsx')
     3  df.head(10)
```

	Região País	Estado	Data	FormaPagto	Sexo Informado Cliente	Idade	valor ticket médio	numero pedido
0	Nordeste	Piauí	2023-11-17	Cartão Crédito	F	22	102	37380646
1	Sudeste	São Paulo	2023-10-13	Boleto Bancário	M	21	32	35870530
2	Sudeste	Minas Gerais	2023-12-24	Dinheiro	M	22	101	38158515
3	Sudeste	Espírito Santo	2023-12-19	Dinheiro	F	20	70	36341482
4	Sul	Paraná	2023-12-05	Cartão Débito	M	21	67	38416338
5	Sul	Rio Grande do Sul	2023-09-01	Boleto Bancário	F	22	108	38022271
6	Norte	Acre	2023-12-31	Dinheiro	F	22	49	36263144
7	Norte	Amapá	2023-11-05	Pix	M	21	56	37511576
8	Norte	Pará	2023-11-04	Cartão Crédito	F	22	105	36265605
9	Norte	Rondônia	2023-11-05	Cartão Débito	F	21	93	38213309

1) **Em relação aos dados disponibilizados, existem dados missing? Descreva o que foi encontrado. Em situações como essa, o que é necessário ser feito?**


```
1  # Verificando dados missing
2  missing_data = df.isnull().sum()
3  print("Quantidade de dados missing por coluna:")
4  print(missing_data)
```

```
Quantidade de dados missing por coluna:
Região País              0
Estado                   0
Data                     0
FormaPagto               0
Sexo Informado Cliente   0
Idade                    0
valor ticket médio       0
numero pedido            0
dtype: int64
```

No código acima estamos verificando os valores nulos em cada coluna do dataframe “df” com o “isnull()” e somando o total de nulos por coluna com “sum()”, armazenando o resultado um uma variável e exibindo o resultado.

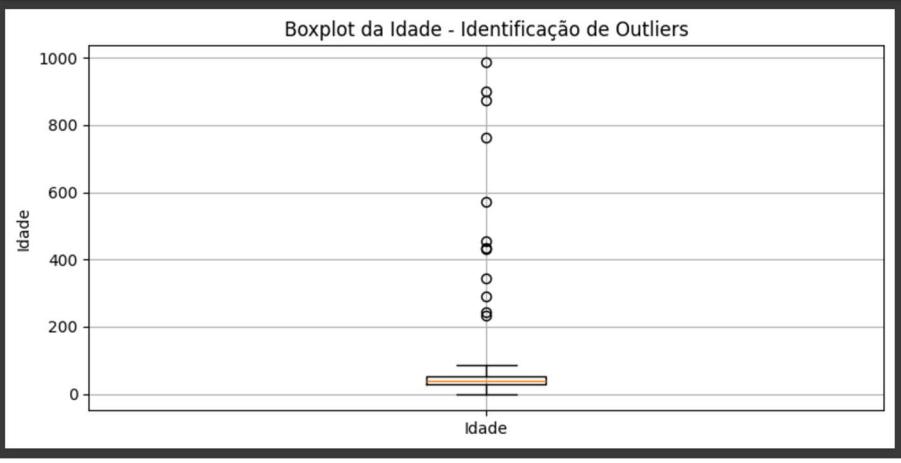
Analisando a saída do df.isnull().sum(), vemos que não existem dados faltantes em nenhuma coluna do dataset. Todas as colunas apresentam 0 valores nulos.

Caso houvessem dados faltantes, poderíamos remover as linhas com dados faltantes (utilizando o dropna()), a fim de evitar distorções no resultado das análises e interpretações inadequadas causadas por dados incompletos:

```
[ ]  1  # Como tratar, caso houvessem dados faltantes:
     2  # Podemos remover as linhas com dados faltantes
     3  df_clean = df.dropna()
```

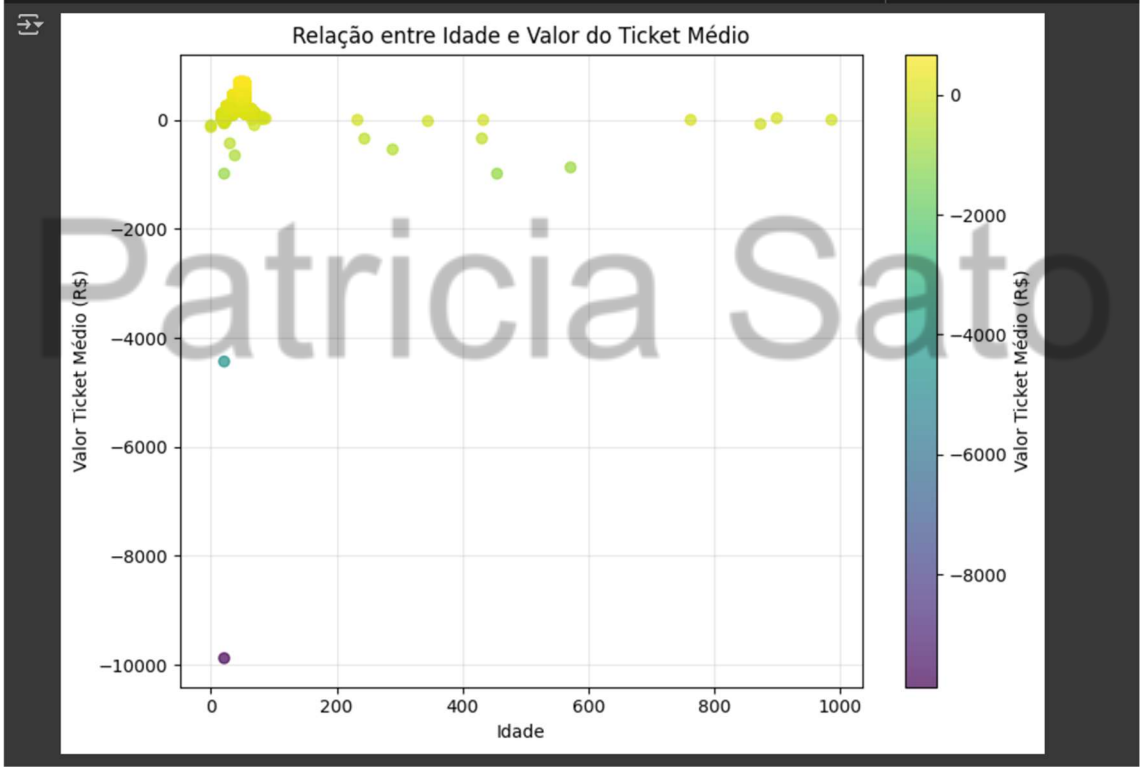
2) Analise os dados na perspectiva da coluna idade. Existem Outliers nos dados disponibilizados? É possível identificar algo em relação ao ticket médio de vendas relacionadas a esses Outliers? Justifique sua resposta.

```python
# Criar boxplot da idade
plt.figure(figsize=(8, 4))
plt.boxplot(df['Idade'], labels=['Idade'])
plt.title('Boxplot da Idade - Identificação de Outliers')
plt.ylabel('Idade')
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

```



Inicialmente criamos um boxplot da coluna Idade para melhor visualização dos dados e conseguimos observar que **existem outliers/ valores muito acima do padrão** (idades acima de 200 anos!), indicando **erros de dados que precisam ser tratados.**

```python
# Criar scatter plot de Idade x Ticket Médio
plt.figure(figsize=(8, 6))

# Criar o scatter plot usando o valor do ticket como escala de cor
scatter = plt.scatter(df['Idade'],
                      df['valor ticket médio'],
                      c=df['valor ticket médio'],  # Escala de cor baseada no ticket médio
                      cmap='viridis',  # Paleta de cores do azul escuro ao amarelo
                      alpha=0.7)       # 70% de opacidade

# Adicionar barra de cores
plt.colorbar(scatter, label='Valor Ticket Médio (R$)')

# Configurar rótulos e título
plt.xlabel('Idade')
plt.ylabel('Valor Ticket Médio (R$)')
plt.title('Relação entre Idade e Valor do Ticket Médio')

# Adicionar grade
plt.grid(True, alpha=0.3)  # Grade com 30% de opacidade

# Ajustar layout
plt.tight_layout()

# Mostrar o gráfico
plt.show()
```



Criamos um gráfico de dispersão (scatter plot) para mostrar a relação entre idade e valor do ticket médio usando a biblioteca matplotlib, onde o eixo X representa a Idade dos clientes e o eixo Y, o valor do ticket médio (R$). As cores dos pontos representam o valor do ticket (mais amarelo para valores maiores, mais roxo escuro para valores menores).

Após uma análise minuciosa, verificamos que além da presença de outliers de idade acima de 200 anos, temos tickets médios com valores negativos (visíveis nas cores roxas no eixo inferior), que **podem ser erros de registro ou eventos específicos, como devoluções e reembolsos que não deveriam estar registrados nessa coluna do dataset, pois podem interferir na análise desses dados causando distorções nos resultados.** A faixa de cores

(viridis) sugere que **tickets com valores mais altos estão associados a idades plausíveis, enquanto valores negativos se concentram em sua maioria em idades inconsistentes/ outliers.**

3) **Em relação à consistência do dado valor ticket médio, o que é possível refletir sobre seus conteúdos? Existem dados inconsistentes? Justifique como é possível corrigi-los e realize essa importante atividade, deixando esses dados prontos para análise.**

Conforme observado no item 02, os dados de ticket médio apresentam inconsistências, devido a **valores negativos e extremos**. Para corrigir esses dados, utilizamos o método de eliminação de outliers com base no IQR, garantindo que os valores do ticket médio estejam dentro de uma faixa plausível. Além disso, removemos valores negativos que não são aceitáveis para vendas.

Também filtramos idades irreais, garantindo uma análise mais precisa e consistente.

Essa limpeza é essencial para evitar distorções nas análises e garantir que os insights obtidos sejam precisos e úteis para a tomada de decisão.

```python
# Identificando valores inconsistentes
print("Estatísticas do ticket médio antes do tratamento:")
print(df['valor ticket médio'].describe())
print("\nEstatísticas da idade antes do tratamento:")
print(df['Idade'].describe())

# Copiando o df original para a limpeza de dados
df_clean = df.copy()

# Tratamento de Outliers no Ticket Médio
# Definindo os quartis e calculando o intervalo interquartil (IQR)
Q1 = df_clean['valor ticket médio'].quantile(0.25)
Q3 = df_clean['valor ticket médio'].quantile(0.75)
IQR = Q3 - Q1

# Definindo limites para identificar outliers
lower_bound = Q1 - 1.5 * IQR
upper_bound = Q3 + 1.5 * IQR

# Removendo os outliers do ticket médio
df_clean = df_clean[(df_clean['valor ticket médio'] >= lower_bound) & (df_clean['valor ticket médio'] <= upper_bound)]

# Removendo tickets negativos e idades irreais (>100)
df_clean = df_clean[df_clean['valor ticket médio'] >= 0]
df_clean = df_clean[df_clean['Idade'] <= 100]
df_clean = df_clean[df_clean['Idade'] >= 18]

print("\nEstatísticas após limpeza:")
print("\nTicket médio após tratamento:")
print(df_clean['valor ticket médio'].describe())
print("\nIdade após tratamento:")
print(df_clean['Idade'].describe())
```

```
Estatísticas do ticket médio antes do tratamento:
count    47835.000000
mean       236.401129
std        166.329410
min      -9876.000000
25%        118.000000
50%        183.000000
75%        345.000000
max        690.000000
Name: valor ticket médio, dtype: float64

Estatísticas da idade antes do tratamento:
count    47835.000000
mean        39.486108
std         16.612886
min          0.000000
25%         27.000000
50%         38.000000
75%         52.000000
max        987.000000
Name: Idade, dtype: float64

Estatísticas após limpeza:

Ticket médio após tratamento:
count    47701.000000
mean       235.943376
std        156.573586
min          0.000000
25%        118.000000
50%        183.000000
75%        344.000000
max        685.000000
Name: valor ticket médio, dtype: float64

Idade após tratamento:
count    47701.000000
mean        39.342278
std         13.981525
min         18.000000
25%         27.000000
50%         38.000000
75%         52.000000
max         87.000000
Name: Idade, dtype: float64
```


Sendo assim, criamos um código que começa mostrando as estatísticas gerais do dataset antes do tratamento, incluindo o valor do ticket médio e a idade. Isso ajuda a entender melhor a distribuição e a identificar os valores anômalos, como as idades muito altas e os tickets negativos já observados anteriormente no boxplot e no scatter plot, porém agora visualizamos com exatidão os valores.

Uma cópia do dataset (df_clean) foi criada para manter o dataset original intacto durante a limpeza dos dados.

Foram calculados o primeiro (Q1) e o terceiro quartis (Q3), e a amplitude interquartil (IQR) foi usada para definir os limites superior e inferior. Assim, os outliers (valores do ticket médio fora do intervalo [Q1 - 1.5 * IQR, Q3 + 1.5 * IQR]) foram removidos.

A seguir, removemos os valores negativos do ticket médio e as idades que não faziam sentido (menores de 18 anos que não possuem um poder aquisitivo significativo e portanto não impactariam nos resultados da análise, e também por eventual questão de restrição legal na aquisição de certos produtos, e removemos maiores de 100 anos por serem dados incorretos).

Após o tratamento, novas estatísticas foram geradas para ticket médio e idade, permitindo uma comparação antes e depois da limpeza.

Ticket Médio Antes do Tratamento: média de R$ 236.40. O valor mínimo era -9876, indicando entradas incorretas (valores negativos de vendas não fazem sentido). Presença de Outliers: A

diferença entre o valor mínimo e o valor máximo sugere uma alta variabilidade e a presença de outliers.

Idade Antes do Tratamento: a idade mínima de 0 ano e idade máxima de 987 anos são claramente erros.

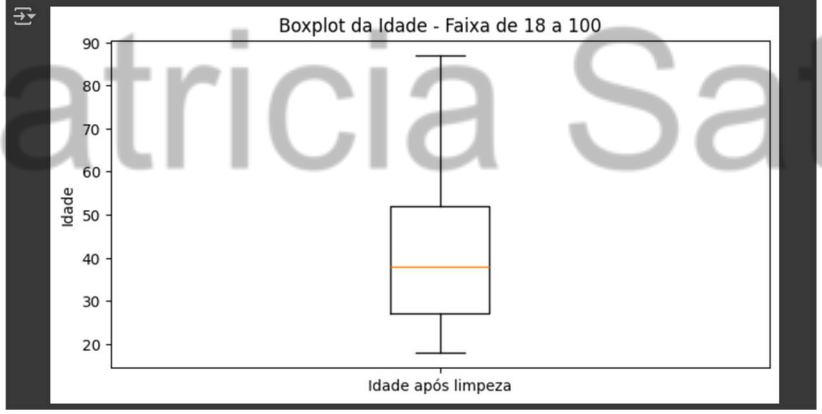
Estatísticas após a Limpeza:

Ticket Médio: média de R$ 235,94, ligeiramente menor do que antes, indicando que outliers (incluindo valores extremos e negativos) foram removidos. Valores Extremos: A faixa de valores do ticket médio é agora mais razoável (0 a 685), sem valores negativos ou extremamente altos.

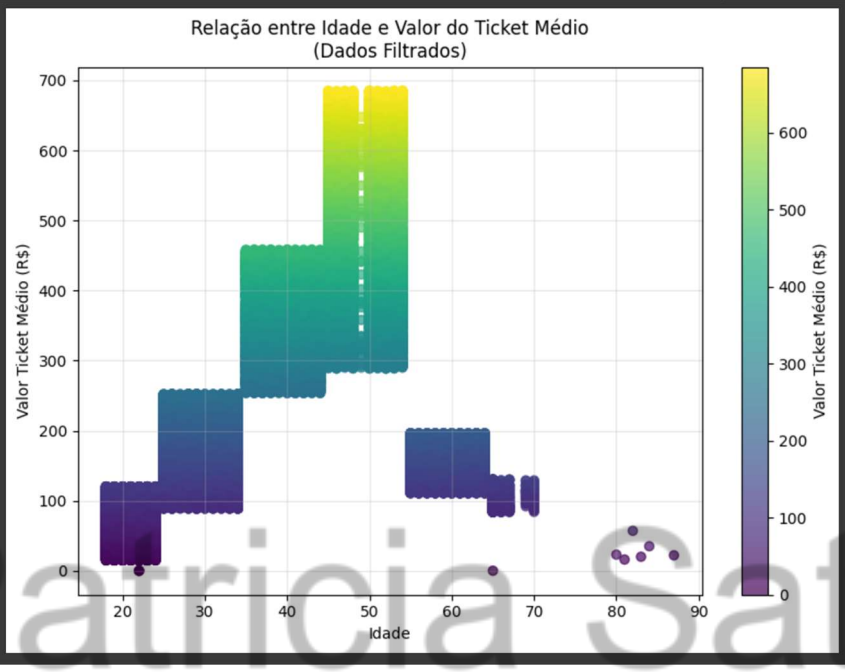
Idade: a idade máxima foi reduzida para 87 anos, e a idade mínima foi ajustada para 18 anos, removendo assim os registros que não faziam sentido.

Abaixo temos um boxplot da Idade após o tratamento dos dados, bem como o gráfico de dispersão dos dados filtrados, em que conseguimos ter uma visão geral dos dados e concluir que eles estão dentro de uma faixa numérica plausível e, portanto, prontos para análise.

```
[ ]  1  # Verificar distribuição após limpeza
     2  plt.figure(figsize=(8, 4))
     3  plt.boxplot(df_clean['Idade'], labels=['Idade após limpeza'])
     4  plt.title('Boxplot da Idade - Faixa de 18 a 100')
     5  plt.ylabel('Idade')
     6  plt.show()
```



```python
# Criar scatter plot com dados filtrados
plt.figure(figsize=(8, 6))
scatter = plt.scatter(df_clean['Idade'],
                      df_clean['valor ticket médio'],
                      c=df_clean['valor ticket médio'],
                      cmap='viridis',
                      alpha=0.7)

plt.colorbar(scatter, label='Valor Ticket Médio (R$)')
plt.xlabel('Idade')
plt.ylabel('Valor Ticket Médio (R$)')
plt.title('Relação entre Idade e Valor do Ticket Médio\n(Dados Filtrados)')
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.tight_layout()
plt.show()
```



4) A área comercial da Melhores Compras criou um conjunto de faixa etária para tentar compreender melhor o perfil do cliente, mas não conseguiu até o momento chegar a lugar algum. Sendo assim, após aplicar a limpeza e tratamento nos dados, tente contribuir com o departamento comercial gerando informações que auxiliem a tomada de decisão, como valor do ticket médio por faixa etária, idade média dos clientes selecionados, variância da idade, desvio padrão da idade, valor médio e mediana por idade ou faixa etária e ranking das vendas por faixa etária são alguns exemplos de contribuição. Por fim, faça uma análise sobre o resultado alcançado e apresente recomendações para o departamento comercial sobre possíveis ações que podem ser feitas sobre o que foi identificado.

```python
def criar_faixa_etaria(idade):
    if idade < 25:
        return '18 a 24 anos'
    elif idade < 35:
        return '25 a 34 anos'
    elif idade < 45:
        return '35 a 44 anos'
    elif idade < 55:
        return '45 a 54 anos'
    elif idade < 65:
        return '55 a 64 anos'
    else:
        return 'Acima de 64 anos'

df_clean['Faixa Etária'] = df_clean['Idade'].apply(criar_faixa_etaria)

# Análise por faixa etária incluindo variância
analise_faixa_etaria = df_clean.groupby('Faixa Etária').agg({
    'valor ticket médio': ['count', 'mean', 'median', 'std', 'var'],
    'Idade': ['mean', 'median', 'std', 'var']
}).round(2)

# Renomeando as colunas
analise_faixa_etaria.columns = [
    'Quantidade',
    'Ticket Médio',
    'Ticket Mediana',
    'Ticket Desvio Padrão',
    'Ticket Variância',
    'Idade Média',
    'Idade Mediana',
    'Idade Desvio Padrão',
    'Idade Variância'
]

# Formatando a tabela
tabela_formatada = (analise_faixa_etaria.style
    .format({
        'Quantidade': '{:.0f}',
        'Ticket Médio': 'R$ {:.2f}',
        'Ticket Mediana': 'R$ {:.2f}',
        'Ticket Desvio Padrão': '{:.2f}',
        'Ticket Variância': '{:.2f}',
        'Idade Média': '{:.1f}',
        'Idade Mediana': '{:.0f}',
        'Idade Desvio Padrão': '{:.2f}',
        'Idade Variância': '{:.2f}'
    })
    .background_gradient(cmap='Reds', subset=['Ticket Médio'])
    .background_gradient(cmap='Blues', subset=['Idade Média'])
    .set_properties(**{'text-align': 'center'})
    .set_table_styles([
        {'selector': 'th', 'props': [('background-color', '#f0f0f0'),
                                     ('color', '#333'),
                                     ('font-weight', 'bold'),
                                     ('text-align', 'center')]},
        {'selector': 'td', 'props': [('padding', '8px')]},
    ])
)

print("\nAnálise por Faixa Etária:")
display(tabela_formatada)
```

```
Análise por Faixa Etária:
```

Faixa Etária	Quantidade	Ticket Médio	Ticket Mediana	Ticket Desvio Padrão	Ticket Variância	Idade Média	Idade Mediana	Idade Desvio Padrão	Idade Variância
18 a 24 anos	8456	R$ 67.49	R$ 67.00	30.75	945.59	21.2	21	1.91	3.64
25 a 34 anos	12512	R$ 170.56	R$ 170.00	47.16	2223.98	29.4	29	2.92	8.53
35 a 44 anos	9458	R$ 356.40	R$ 357.00	59.11	3493.61	39.3	39	2.77	7.69
45 a 54 anos	7709	R$ 487.48	R$ 487.00	114.81	13181.77	49.6	50	2.98	8.87
55 a 64 anos	8588	R$ 153.30	R$ 153.00	24.84	617.14	59.5	59	2.86	8.21
Acima de 64 anos	978	R$ 106.96	R$ 107.00	15.48	239.75	65.5	65	1.79	3.21

No código acima, criamos uma função “criar_faixa_etária” para classificar clientes em faixas etárias específicas, como "18 a 24 anos", "25 a 34 anos", e assim por diante. Essa função foi aplicada ao DataFrame para criar uma coluna adicional de "Faixa Etária".

O DataFrame foi agrupado pela coluna "Faixa Etária" e foram calculadas várias métricas:

- Ticket Médio (média, mediana, desvio padrão, variância);

- Idade (média, mediana, desvio padrão, variância).

Os dados foram formatados e exibidos em uma tabela estilizada, facilitando a visualização das diferenças entre faixas etárias.

Análise do Resultado

Ticket Médio: A faixa etária 45 a 54 anos apresentou o maior ticket médio (R$ 487,48), indicando que esse grupo tende a fazer compras de maior valor. A faixa 35 a 44 anos também se destacou com ticket médio elevado, embora menor do que o da faixa de 45 a 54 anos.

Observamos que os valores de mediana e média do ticket estão muito próximos entre si, porém com variâncias altas em todas as faixas etárias, sugerindo que as compras dentro das faixas etárias tendem a ser inconsistentes, ou seja, clientes de mesma faixa têm comportamento de compra muito diferentes. Pode haver desde compras pequenas até compras de alto valor.

A faixa etária de 45 a 54 anos é caracterizada pelo comportamento de compra mais desigual, devido ao maior valor de desvio padrão e variância em relação às demais faixas.

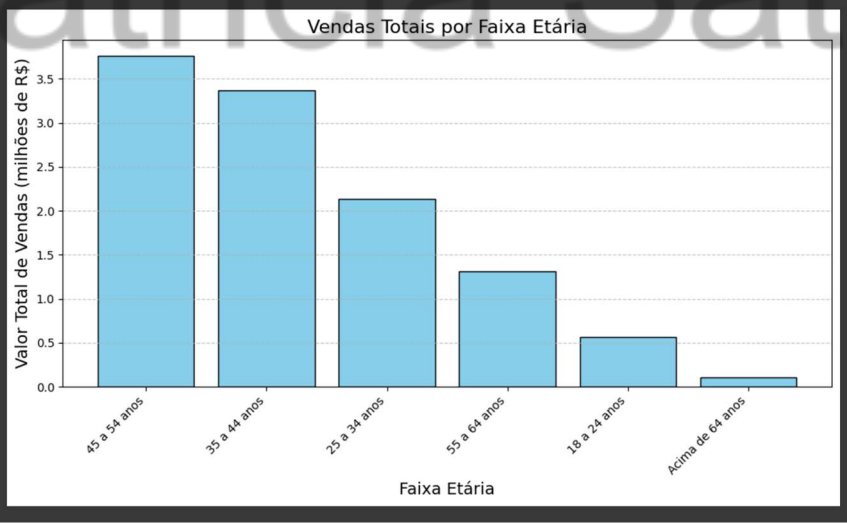
Idade: valores de média e mediana próximos entre si e desvio padrão baixo. As idades médias das faixas aumentam gradualmente. Podemos concluir que temos uma distribuição mais homogênea das idades dentro de cada faixa, a maioria dos clientes em cada faixa está concentrada próxima à idade média e, portanto, são grupos etários mais consistentes e uniformes.

Na prática, isso significa que: embora os clientes tenham idades similares (grupo etário consistente), seus padrões de compra são muito variados (comportamento de consumo diversificado). Podemos concluir que a idade não é o único fator determinante no comportamento de compra.

```python
# Criar o DataFrame do ranking de vendas
ranking_vendas_df = df_clean.groupby('Faixa Etária')['valor ticket médio'].sum().reset_index()
ranking_vendas_df.columns = ['Faixa Etária', 'Valor Total de Vendas']
ranking_vendas_df = ranking_vendas_df.sort_values(by='Valor Total de Vendas', ascending=False)

# Exibir o ranking de vendas de forma mais organizada usando pandas Styler
ranking_vendas_formatado = (
    ranking_vendas_df.style
    .format({'Valor Total de Vendas': 'R$ {:.2f}'})
    .background_gradient(cmap='PuBu', subset=['Valor Total de Vendas'])
    .set_properties(**{'text-align': 'center'})
    .set_table_styles([
        {'selector': 'th', 'props': [('background-color', '#f0f0f0'),
                                     ('color', '#333'),
                                     ('font-weight', 'bold'),
                                     ('text-align', 'center')]},
        {'selector': 'td', 'props': [('padding', '8px')]},
    ])
)

# Exibir a tabela formatada
from IPython.display import display
print("\nRanking de vendas por faixa etária:")
display(ranking_vendas_formatado)
print()

# Visualização em Gráfico de Barras
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.bar(ranking_vendas_df['Faixa Etária'], ranking_vendas_df['Valor Total de Vendas'] / 1e6, color='skyblue', edgecolor='black')
plt.title('Vendas Totais por Faixa Etária', fontsize=16)
plt.xlabel('Faixa Etária', fontsize=14)
plt.ylabel('Valor Total de Vendas (milhões de R$)', fontsize=14)
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

```
Ranking de vendas por faixa etária:
```

	Faixa Etária	Valor Total de Vendas
3	45 a 54 anos	R$ 3758012.00
2	35 a 44 anos	R$ 3370869.00
1	25 a 34 anos	R$ 2134005.00
4	55 a 64 anos	R$ 1316550.00
0	18 a 24 anos	R$ 570697.00
5	Acima de 64 anos	R$ 104602.00



No código acima, foi criado um DataFrame com o valor total de vendas (soma do "valor ticket médio") para cada faixa etária. As faixas foram ordenadas em um ranking de vendas, e o resultado foi exibido tanto em formato de tabela quanto em um gráfico de barras.

Análise do Resultado

Ranking de Vendas: 45 a 54 anos é a faixa etária que mais contribui para as vendas totais, seguida pelas faixas 35 a 44 anos e 25 a 34 anos.

As faixas 18 a 24 anos e acima de 64 anos contribuem menos para o volume total de vendas, sugerindo que poderiam ser menos prioritárias em campanhas de marketing de alto valor.

Conclusão

A análise dos dados do e-commerce Melhores Compras, utilizando o processo de Knowledge Discovery in Databases (KDD), permitiu identificar inconsistências críticas, como outliers na coluna de idade e valores negativos no ticket médio. A aplicação de técnicas de limpeza de dados, como remoção de valores extremos por meio do IQR e filtragem de idades irreais, garantiu uma base de dados mais confiável para extração de insights.

A segmentação por faixa etária demonstrou que a faixa de 45 a 54 anos apresenta o maior ticket médio, enquanto grupos mais jovens e consumidores acima de 64 anos têm menor impacto no volume total de vendas. Além disso, observamos que a idade, isoladamente, não é o fator determinante no comportamento de compra, pois há alta variabilidade dentro de cada faixa etária.

Diante desses achados, recomenda-se que a equipe comercial concentre seus esforços nas faixas etárias de maior potencial (35 a 54 anos), investindo em campanhas de fidelização e ofertas personalizadas. Para os grupos com menor participação (18 a 24 anos e acima de 64 anos), estratégias de engajamento e personalização podem contribuir para aumentar a adesão. Além disso, sugere-se explorar outras variáveis, como preferências de compra e poder aquisitivo, para uma segmentação mais precisa.

Por fim, a análise realizada reforça a importância de um processo de KDD bem estruturado para a tomada de decisões estratégicas. A continuidade desse trabalho, com o refinamento da segmentação e a aplicação de técnicas preditivas, pode proporcionar ainda mais valor para o e-commerce Melhores Compras, permitindo uma abordagem comercial mais assertiva e eficiente.