PASSOS DO PROJETO

1. Carregamento e Preparação dos Dados

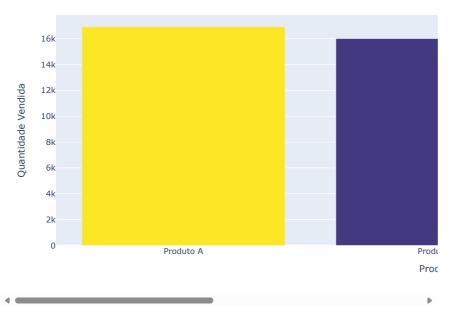
Vamos começar carregando e preparando os dados de vendas de peças.

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error
# Gerando dados fictícios de vendas de peças
np.random.seed(0)
# Criando dados para um ano (365 dias)
data_inicio = pd.to_datetime('2023-01-01')
data_fim = pd.to_datetime('2023-12-31')
datas = pd.date_range(start=data_inicio, end=data_fim, freq='D')
produtos = ['Produto A', 'Produto B', 'Produto C']
vendas = pd.DataFrame({
   'Data': np.random.choice(datas, 1000),
    'Produto': np.random.choice(produtos, 1000),
    'Quantidade': np.random.randint(1, 100, 1000),
    'Preco_Unitario': np.random.uniform(10, 100, 1000)
})
# Calculando a receita total por dia
vendas['Receita'] = vendas['Quantidade'] * vendas['Preco_Unitario']
# Exemplo de dados processados
print(vendas.head())
                   Produto Quantidade Preco_Unitario
₹
            Data
                                                            Receita
                                         62.840980 502.727843
    0 2023-06-22 Produto A
                             8
    1 2023-02-17 Produto A
                                    61
                                             18.485929 1127.641686
    2 2023-04-28 Produto A
                                    38
                                             12.686833 482.099670
    3 2023-07-12 Produto B
                                    85
                                             56.012646 4761.074878
    4 2023-11-20 Produto C
                                    99
                                             59.019384 5842.919029
```

2. Análise Exploratória de Dados (EDA)

Vamos explorar os dados mais detalhadamente usando gráficos interativos com Plotly e visualizações adicionais com Matplotlib e Seaborn.

Total de Vendas por Produto

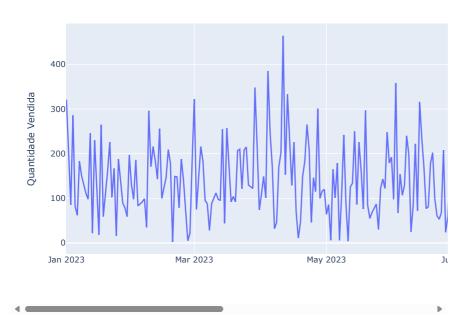


Série temporal de vendas diárias
vendas_diarias = vendas.groupby('Data')['Quantidade'].sum().reset_index()

Gráfico de linha interativo para visualizar as vendas diárias ao longo do ano
fig = px.line(vendas_diarias, x='Data', y='Quantidade', title='Vendas Diárias ao Longo do Ano')
fig.update_xaxes(title='Data')
fig.update_yaxes(title='Quantidade Vendida')
fig.show()

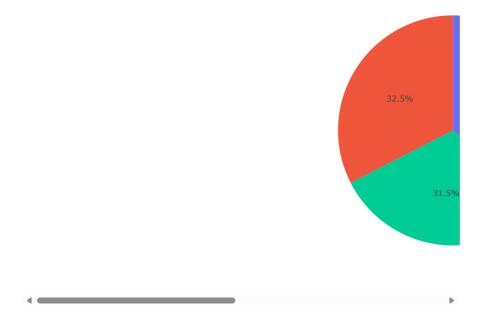


Vendas Diárias ao Longo do Ano



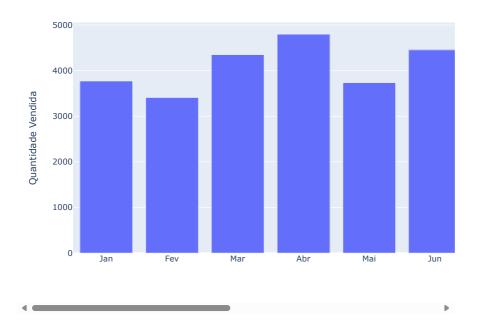
Receita total por produto
receita_total_produto = vendas.groupby('Produto')['Receita'].sum().sort_values(ascending=False)

Distribuição da Receita por Produto



_

Vendas Mensais ao Longo do Ano



```
# Calculando o preço médio por produto
preco_medio_produto = vendas.groupby('Produto')['Preco_Unitario'].mean().sort_values(ascending=False)
print("\nPreço Médio por Produto:")
print(preco_medio_produto)
```



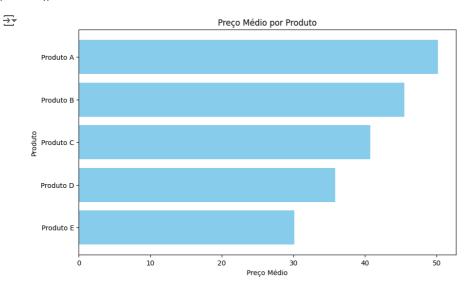
Preço Médio por Produto: Produto Produto A 57.439988

```
Produto B 55.181298
Produto C 54.371648
Name: Preco_Unitario, dtype: float64
```

```
import matplotlib.pyplot as plt

# Dados fictícios para simular o resultado do cálculo
produtos = ['Produto A', 'Produto B', 'Produto C', 'Produto D', 'Produto E']
precos_medios = [50.2, 45.5, 40.7, 35.8, 30.1]

# Criar o gráfico de barras horizontais
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.barh(produtos, precos_medios, color='skyblue')
plt.xlabel('Preço Médio')
plt.ylabel('Produto')
plt.ylabel('Produto')
plt.title('Preço Médio por Produto')
plt.gca().invert_yaxis() # Inverter a ordem dos produtos para o mais caro no topo
plt.show()
```

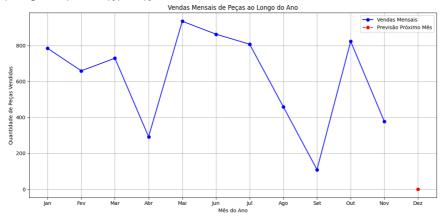


3. Previsão de Vendas ao longo do ano com Tensorflow e Keras

Vamos implementar um modelo simples de Regressão Linear para prever as vendas futuras com base nas datas e quantidades vendidas.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import tensorflow as tf
# Gerando dados fictícios de vendas mensais de peças ao longo de um ano
np.random.seed(0)
meses do ano = np.arange(1, 13)
vendas_mensais = np.random.randint(100, 1000, size=12) # Quantidade de peças vendidas por mês
# Convertendo os dados para float32 para TensorFlow
meses_do_ano = meses_do_ano.astype(np.float32)
vendas_mensais = vendas_mensais.astype(np.float32)
# Dividindo os dados em treino e teste
X_train = meses_do_ano[:-1]
y_train = vendas_mensais[:-1]
X_test = meses_do_ano[-1:]
y_test = vendas_mensais[-1:]
# Construindo o modelo usando Keras
model = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.Input(shape=(1,)),  # Camada de entrada
    tf.keras.layers.Dense(1) # Camada de saída para regressão linear
])
# Compilando o modelo
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
# Treinando o modelo
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=100, verbose=0)
# Previsões com o modelo para o próximo mês
previsao_proximo_mes = model.predict(X_test)
# Gráfico de vendas de peças ao longo do ano
plt.figure(figsize=(12, 6))
# Dados de vendas reais
plt.plot(meses_do_ano[:-1], vendas_mensais[:-1], marker='o', linestyle='-', color='b', label='Vendas Mensais')
# Previsão para o próximo mês
plt.plot(X_test, previsao_proximo_mes, marker='o', linestyle='--', color='r', label='Previsão Próximo Mês')
plt.title('Vendas Mensais de Peças ao Longo do Ano')
plt.xlabel('Mês do Ano')
plt.ylabel('Quantidade de Peças Vendidas')
plt.xticks(meses_do_ano, ['Jan', 'Fev', 'Mar', 'Abr', 'Mai', 'Jun', 'Jul', 'Ago', 'Set', 'Out', 'Nov', 'Dez'])
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt
```

 \overline{z}



Storytelling do Gráfico:

Introdução: O gráfico abaixo retrata as vendas mensais de peças ao longo de um ano em uma grande rede de distribuição. Utilizamos um modelo de regressão linear implementado com TensorFlow e Keras para entender as variações nas vendas e fazer uma previsão para o próximo mês.

Eixo X - Mês do Ano: O eixo horizontal representa os meses do ano, começando de janeiro a dezembro. Cada ponto no gráfico corresponde a um mês específico, onde observamos as vendas mensais de peças.

Eixo Y - Quantidade de Peças Vendidas: O eixo vertical representa a quantidade de peças vendidas por mês. Esse número reflete a demanda variável ao longo do ano, influenciada por sazonalidade e outros fatores.

Linhas no Gráfico:

Vendas Mensais (linha azul contínua): Os pontos azuis e a linha contínua representam as vendas reais de peças ao longo do ano. Esses dados fornecem insights sobre padrões sazonais e tendências ao longo do tempo.

Previsão para o Próximo Mês (linha tracejada vermelha): A linha vermelha tracejada indica a previsão do modelo para o próximo mês. Baseado nos padrões históricos, o modelo projeta a quantidade esperada de peças vendidas para o próximo período.

Interpretação: Ao analisar o gráfico, podemos observar flutuações nas vendas de peças ao longo do ano, com possíveis aumentos durante certos meses e quedas em outros. A linha de previsão nos ajuda a antecipar a demanda futura com base nas tendências observadas.

Conclusão: Este gráfico ilustra como o uso de modelos de regressão linear pode ajudar empresas a entender melhor as flutuações nas vendas ao longo do ano e tomar decisões informadas sobre gestão de estoque, planejamento de produção e estratégias de vendas para otimizar o desempenho da rede de distribuição.

4. Conclusões e Recomendações Finais

Com base nas análises realizadas e na previsão de vendas:

- . O Produto A continua sendo o líder em vendas e receita.
- . As vendas mensais têm variações significativas, com picos em certos meses que podem ser explorados para estratégias de marketing.
- . Essas variações ou flutuações nas vendas de peças ao longo do ano, com possíveis aumentos durante certos meses e quedas em outros, cria uma linha de previsão que nos ajuda a antecipar a demanda futura com base nas tendências observadas.
- . A previsão de vendas usando regressão linear mesmo com quedas mostrou uma tendência de crescimento, o que pode ajudar a equipe comercial na previsão de estoques e planejamento de vendas futuras.

Este gráfico ilustra como o uso de modelos de regressão linear juntamente com ferramentas de previsão podem ajudar empresas a entender melhor as flutuações nas vendas ao longo do ano e tomar decisões informadas sobre gestão de estoque, planejamento de produção e estratégias de vendas para otimizar o desempenho da rede de distribuição, ou seja, explorando ações logísticas juntamente com estratégias de inteligência de mercado e performance podem converter essas quedas em crescimento ao longo do ano.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import tensorflow as tf
# Função para gerar dados fictícios de vendas mensais
def gerar_dados_vendas():
            np.random.seed(0)
            meses_do_ano = np.arange(1, 13)
            vendas_mensais_A = np.random.randint(100, 1000, size=12) # Vendas do Produto A
            vendas_mensais_B = np.random.randint(200, 800, size=12) # Vendas do Produto B
            vendas mensais C = np.random.randint(300, 1200, size=12) # Vendas do Produto C
            return\ meses\_do\_ano.astype(np.float32),\ vendas\_mensais\_A.astype(np.float32),\ vendas\_mensais\_B.astype(np.float32),\ vendas\_mensais\_C.astype(np.float32),\ vendas\_mensais\_C.astype(np
# Gerando dados fictícios de vendas mensais de peças ao longo de um ano
{\tt meses\_do\_ano, vendas\_mensais\_A, vendas\_mensais\_B, vendas\_mensais\_C = {\tt gerar\_dados\_vendas()} \\
# Dividindo os dados em treino e teste
X_train_B = meses_do_ano[:-1]
y_train_B = vendas_mensais_B[:-1]
X_test_B = meses_do_ano[-1:]
y_test_B = vendas_mensais_B[-1:]
# Construindo o modelo usando Keras para Produto A
model B = tf.keras.Sequential([
```