TCC RodrigoFonsecaLopes

September 24, 2025

```
<CENTER>
```

<img src="https://professor.uvv.br/Content/img/logo-uvv.png" alt="UVV-LOGO" style = widt
</CENTER>
<CENTER>DATA SCIENCE PROJECT</CENTER>

<CENTER>Rodrigo Fonseca Lopes</CENTER>

LINK PARA SEU PRÓPRIO COLAB: Colab

LINK PARA SEU PRÓPRIO GITHUB: Repositório

LINK PARA SEU VÍDEO NO YOUTUBE: Youtube

1 Cenário Fictício:

Prezados(as) alunos(as),

É com entusiasmo que apresento a proposta do **Projeto de Conclusão de Curso (TCC)** para os estudantes do curso de Ciência de Dados da Universidade Vila Velha: o UWine – Clube de Vinhos da UVV.

A proposta do projeto consiste na análise de um Clube de Vinhos universitário fictício, com base em dados simulados, que será totalmente orientado por técnicas e práticas de Ciência de Dados.

Sendo assim, você foi designado como Consultor em Ciência de Dados (*Data Science Consultant*) para fazer uma análise completa dos dados dos clientes a partir de um conjunto de dados (Amostra) com mais de 1 milhão de notas fiscais (~ 350 Megabytes). Além disso, há uma entrada diária de aproximadamente umas 5000 novas notas fiscais no sistema.

O objetivo é permitir que cada consultor(a) percorra foco analíticos diferentes dentro do mesmo ecossistema de dados, aplicando modelos de machine learning supervisionado ou não supervisionado, análise preditiva, dashboards interativos, entre outros.

Para garantir organização, profundidade técnica e coerência metodológica no desenvolvimento do **Projeto UWine**, adotaremos um workflow composto por cinco etapas principais, alinhadas às boas práticas da Ciência de Dados. Cada etapa representa um marco do processo analítico, permitindo que cada analista avance de forma estruturada do entendimento inicial dos dados até a entrega final dos insights.

2 BIBLIOTECAS E FUNÇÕES E CÓDIGOS

```
[16]: # IMPORTS
      import pandas as pd
      import numpy as np
      # Inferência Estatística x Aprendizado de Máquina
      import statsmodels.api as sm
      import scipy.stats as stats
      from scipy.stats import bootstrap
      from sklearn.datasets import fetch_california_housing
      # Visualização dos Dados
      import matplotlib.pyplot as plt
      import seaborn as sns
      # Example of the Normality Test
      from scipy.stats import skew, kurtosis, norm
      from scipy.stats import anderson
      from scipy.stats import shapiro
      from scipy.stats import normaltest
      # Example of the Correlation Tests
      from scipy.stats import pearsonr
      from scipy.stats import spearmanr
      from scipy.stats import kendalltau
      from scipy.stats import chi2_contingency
      # Parametric Statistical Hypothesis Tests
      # Example of the Student's t-test
      from scipy.stats import ttest_ind
      # Example of the Paired Student's t-test
      from scipy.stats import ttest_rel
      # Example of the Analysis of Variance Test: ANOVA
      from scipy.stats import f_oneway
      # Nonparametric Statistical Hypothesis Tests
      # Example of the Mann-Whitney U Test
      from scipy.stats import mannwhitneyu
      # Example of the Wilcoxon Signed-Rank Test
      from scipy.stats import wilcoxon
      # Example of the Kruskal-Wallis H Test
      from scipy.stats import kruskal
      # Example of the Friedman Test
```

```
from scipy.stats import friedmanchisquare
# Descrição dos Dados
#regiao = ['SUDESTE', 'SUL', 'CENTRO-OESTE', 'NORDESTE', 'NORTE']
\#regiao = [1, 2, 3, 4, 5]
#sexo = ['FEMININO', 'MASCULINO']
\#sexo = [1, 2]
#estado = ['SOLTEIRO', 'CASADO', 'DESQUITADO']
#estado = [1, 2, 3]
#conta = ['ESSENTIAL', 'VIP', 'PRIME']
\#conta = [1, 2, 3]
REGIAO = {
   1: "SUDESTE",
   2: "SUL",
   3: "CENTRO-OESTE",
   4: "NORDESTE",
   5: "NORTE",
}
SEXO = {
   1: "FEMININO",
   2: "MASCULINO",
}
ESTADO_CIVIL = {
   1: "SOLTEIRO",
    2: "CASADO",
   3: "DIVORCIADO",
}
TIPO_CONTAS = {
   1: "ESSENTIAL",
   2: "VIP",
   3: "PRIME",
}
NOTA = {
    "Tive uma experiência ruim com a UVVine": 'NOTA 1',
    "Produto chegou atrasado na UVVine": 'NOTA 1',
    "Não gostei do atendimento na UVVine": 'NOTA 1',
    "Senti que faltou qualidade no atendimento da UVVine": 'NOTA 1',
```

```
# Nota 2
          "Serviço deixou a desejar na UVVine": 'NOTA 2',
          "Foi aceitável, esperava mais da UVVine": 'NOTA 2',
          "Razoável, com margem de melhora no preço médio da UVVine": 'NOTA 2',
          "Atendimento comum, poderia melhorar em cordialidade a UVVine": 'NOTA 2',
          "Experiência regular, não atendeu a política de cashback da UVVine": 'NOTA⊔
       92¹,
          "Nada demais, serviço regular na UVVine": 'NOTA 2',
          # Nota 3
          "Foi indiferente minha experiência com a UVVine": 'NOTA 3',
          "Compro exponenciamente, opinião neutra sobre UVVine": 'NOTA 3',
          "Não tenho muito a dizer sobre a UVVine": 'NOTA 3',
          "Nada digno de nota com a UVVine": 'NOTA 3',
          "Sem opinião formada sobre a UVVine": 'NOTA 3',
          # Nota 4
          "Funcionou bem e me atendeu no prazo certo a UVVine": 'NOTA 4',
          "Entrega foi boa e rápida na UVVine": 'NOTA 4',
          "Figuei satisfeito com o serviço da UVVine": 'NOTA 4',
          "Gostei do atendimento prestado pela UVVine": 'NOTA 4',
          "Serviço eficiente, recomendo o clube: UVVine": 'NOTA 4',
          # Nota 5
          "Ótimo! Tudo ocorreu maravilhosamente bem com a UVVine": 'NOTA 5',
          "Produto perfeito, chegou antes do prazo de previsão. Top demais a UVVine":⊔

    'NOTA 5',
          "Serviço impecável, adorei o clube: UVVine": 'NOTA 5',
          "Excelente experiência, recomendo muito a UVVine": 'NOTA 5',
          "Superou expectativas o atendimento na UVVine": 'NOTA 5',
[17]: # Load Dataset
      #df = pd.read_csv('drive/MyDrive/table9.csv', index_col=0)
      df = pd.read_csv('dataset/table9.csv', index_col=0)
[18]: # CORREÇÃO DO ERRO ETL:
      def troca_rotulos(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
          colunas = list(df.columns)
          colunas[4], colunas[5] = colunas[5], colunas[4]
          df.columns = columns
          return df
      df = troca rotulos(df)
      df = df.drop(['index'], axis=1)
```

```
# Mapeando tipos de conta
      df['NOME TIPO DA CONTA'] = df.loc[:,'TIPO DA CONTA'].apply(lambda x:__
       →TIPO_CONTAS[x])
      df['NOME REGIÃO'] = df.loc[:,'REGIÃO'].apply(lambda x: REGIAO[x])
      df['NOME SEXO'] = df.loc[:,'SEXO'].apply(lambda x: SEXO[x])
      df['NOME ESTADO CIVIL'] = df.loc[:,'ESTADO CIVIL'].apply(lambda x:__
       ⇒ESTADO_CIVIL[x])
      df['NOTA OPINIÃO'] = df.loc[:,'OPINIÃO DO CLIENTE'].apply(lambda x: NOTA[x])
      df['NOTA OPINIÃO NUM'] = df['NOTA OPINIÃO'].str.replace('NOTA ','',
       →regex=False).astype(int)
[19]: def SE(dataset):
          HELP: Standart Error (Erro Padrão)
          O Erro-Padrão é uma métrica única que resume a variabilidade na_{\sqcup}
       ⇔distribuição de amostragem para uma estatística.
          Ele pode ser estimado utilizando uma estatística baseada no desvio-padr	ilde{a}o_{\sqcup}
       \hookrightarrow (Sigma) dos valores da amostra e no tamanho de amostra N:
        111
        return dataset.std() / (len(dataset) ** 0.5)
      def statistic(_dataset):
        DOCSTRING:
        Describe (without count) + Insert range: max - min
        _describe = _dataset.describe()
        _describe = _describe.drop('count')
        _size = _describe.shape
        _describe.loc['range'] = _describe['max'] - _describe['min']
        _describe.loc['mode'] = stats.mode(_dataset, keepdims = False)[0]
        _describe = np.around(_describe.sort_values(), 2)
        return _describe
      def PlotarStatistic(dataset, yLabel = None, title = "ESTATÍSTICA DESCRITIVA DO⊔
       ⇔DATASET"):
        _describe = statistic(dataset)
        # Símbolos da estatística estimada da população
        mean mu = 'MÉDIA: $\\overline{\mu}$ = '
        mean_mu += f'{_describe["mean"]: .2f}'
```

median_mu = 'MEDIANA: \$\\tilde{\mu}\$ = '

```
median_mu += f'{_describe["50%"]: .2f}'
 mode mu = 'MODA: $\hat{mu}$ = '
 mode_mu += f'{_describe["mode"]: .2f}'
 enter = ' \n'
 label = mean_mu + enter + median_mu + enter + mode_mu
 dataset.agg(statistic).plot(figsize = [15, 6], label='MEDIDAS DE RESUMO: ')
 plt.plot(list(_describe.index).index('mean'), _describe["mean"], 'D',__
 →label=mean mu)
 plt.plot(list(_describe.index).index('50%'), _describe["50%"], 'D',__
 →label=median mu)
 plt.plot(list(_describe.index).index('mode'), _describe["mode"], 'D',__
 ⇒label=mode mu)
 plt.title(f'{title}')
 plt.legend()
 plt.ylabel(yLabel)
 plt.show()
 print('ESTATÍSTICA DESCRITIVA DO DATASET:')
 print(_describe)
def Bootstrap Distribution(data, metric = np.mean, bins = 25, title = 11
 ⇔'Bootstrap Distribution'):
 rng = np.random.default_rng()
 data = (data,) # samples must be in a sequence
 res = bootstrap(data, metric, confidence_level = 0.90, random_state = rng)
 fig, ax = plt.subplots()
 ax.hist(res.bootstrap_distribution, bins)
 ax.set_title(f'{title}')
 ax.set xlabel('Statistic Value')
 ax.set_ylabel('Frequency')
 #print(ax.get ylim())
 plt.vlines(res.confidence_interval.low, 0, ax.get_ylim()[1], colors='red',__
 →linestyles = '--')
 plt.vlines(res.confidence_interval.high, 0, ax.get_ylim()[1], colors='red',_u
 ⇔linestyles = '--')
 plt.show()
 print('INTERVALO DE CONFIANÇA:')
 print(f'LOW : R$ {res.confidence_interval.low: .2f}')
 print(f'HIGH: R$ {res.confidence interval.high: .2f}')
 print(f'SE. : R$ {res.standard_error: .2f}')
  # return res
```

```
def analisar_distribuicao(df, coluna):
    Plota a distribuição da coluna e exibe métricas:
    Assimetria, Curtose, Coeficiente de Variação e p-value do teste de\sqcup
 \neg normalidade.
    HHHH
    dados = df[coluna]
    # Calcula métricas
    assimetria = skew(dados)
    curtose_val = kurtosis(dados)
    coef_var = np.std(dados) / np.mean(dados)
    # Teste de normalidade (anderson)
    result = anderson(dados)
    # Plot
    plt.figure(figsize=(8,5))
    sns.histplot(dados, kde=True, stat="density", color="skyblue", __
 ⇔edgecolor="black")
    # Curva normal teórica
    mu, sigma = np.mean(dados), np.std(dados)
    x = np.linspace(min(dados), max(dados), 100)
    plt.plot(x, norm.pdf(x, mu, sigma), color="red", linewidth=2, label="Normal_
 ⇔teórica")
    # Título e eixos
    plt.title(f"Distribuição da coluna: {coluna}")
    plt.xlabel(coluna)
    plt.ylabel("Densidade")
    # Texto com métricas
    texto_metrics = (
        f"Assimetria: {assimetria:.2f}\n"
        f"Curtose: {curtose_val:.2f}\n"
        f"Coef. Variação: {coef var:.2f}\n"
        f"Statistic Anderson: {result.statistic:.3f}"
    plt.legend(title=texto_metrics)
    plt.show()
    . . .
    return {
        "Assimetria": assimetria,
        "Curtose": curtose_val,
```

```
"Coef_Variacao": coef_var,
        "p_value": p_value
    7
    111
def remover_outliers_df(df: pd.DataFrame, upper_only=False):
      Remove outliers de todas as colunas numéricas de um DataFrame usando o la
 →método do IQR.
      Parâmetros:
      df (pd.DataFrame): DataFrame contendo colunas numéricas.
      upper_only (bool): Se True, remove apenas outliers acima do limite⊔
 \hookrightarrow superior.
                        Se False, remove outliers acima e abaixo.
      Retorna:
      - pd.DataFrame: DataFrame sem outliers
      - dict: Quantidade de outliers removidos por coluna
    df_filtrado = df.copy()
    outliers_removidos = {}
    for coluna in df.select_dtypes(include=["number"]).columns:
        Q1 = df[coluna].quantile(0.25)
        Q3 = df[coluna].quantile(0.75)
        IQR = Q3 - Q1
        limite_inferior = Q1 - 1.5 * IQR
        limite_superior = Q3 + 1.5 * IQR
        if upper_only:
            filtro = df_filtrado[coluna] <= limite_superior</pre>
            filtro = (df_filtrado[coluna] >= limite_inferior) &__
 →(df_filtrado[coluna] <= limite_superior)
        qtd_outliers = len(df_filtrado) - filtro.sum()
        outliers_removidos[coluna] = qtd_outliers
        # Mantém apenas as linhas que não são outliers nessa coluna
        df_filtrado = df_filtrado[filtro]
    return df_filtrado, outliers_removidos
```

```
[20]: # Separando dataset entre os tipos de conta
      df_essential = df[df['NOME TIPO DA CONTA'] == "ESSENTIAL"]
      df_vip = df[df['NOME TIPO DA CONTA'] == "VIP"]
      df_prime = df[df['NOME TIPO DA CONTA'] == "PRIME"]
      df_essential['TOTAL (R$)'].count(), df_vip['TOTAL (R$)'].count(),

df_prime['TOTAL (R$)'].count()

[20]: (750000, 220000, 150000)
[21]: df.head(3)
[21]:
        NOTA FISCAL REGIÃO SEXO
                                   TIPO DA CONTA ESTADO CIVIL RENDA BRUTO (R$) \
      0
             2484848
                           1
                                 2
                                                3
                                                              2
                                                                         14822.84
      1
             8433233
                           4
                                 2
                                                1
                                                              1
                                                                          1659.14
      2
             1065576
                           3
                                 2
                                                1
                                                                          1852.10
                                        OPINIÃO DO CLIENTE
                                                              alcohol malic_acid \
      O Compro exponenciamente, opinião neutra sobre U... 13.462251
                                                                       3.096625
        Compro exponenciamente, opinião neutra sobre U... 13.138451
      1
                                                                       4.068354
      2
           Foi indiferente minha experiência com a UVVine 12.955913
                                                                         0.007623
                           hue od280/od315_of_diluted_wines
                                                                 proline \
      0 2.283004 ... 1.492145
                                                    2.861372 718.060568
      1 2.568033 ... 1.051308
                                                    2.437510 858.583178
      2 2.062071 ... 1.024379
                                                    2.926601 677.286295
        TOTAL (R$) NOME TIPO DA CONTA
                                          NOME REGIÃO NOME SEXO NOME ESTADO CIVIL \
      0
           15121.29
                                  PRIME
                                              SUDESTE MASCULINO
                                                                             CASADO
                                                                           SOLTEIRO
      1
            1511.81
                              ESSENTIAL
                                             NORDESTE MASCULINO
                              ESSENTIAL
      2
            1854.09
                                         CENTRO-OESTE MASCULINO
                                                                             CASADO
        NOTA OPINIÃO NOTA OPINIÃO NUM
      0
               NOTA 3
                                      3
               NOTA 3
                                      3
      1
              NOTA 3
                                      3
      2
```

[3 rows x 27 columns]

3 Workflow: Detalhamento das Atividades

3.1 Atividade A1 (Link): Estratificação amostral da população

3.1.1 Atividade A1.1: Determinar o tamanho da amostra

```
[]: # Erro-Padrão Médio por TIPO DA CONTA
     def SE_essential():
       Foi escolhido utilizar amostragens de 1000 em 1000 registros devido ao_{\sqcup}
      \hookrightarrow tamanho do dataset.
       O tempo de processamento estava muito elevado para realizar de 100 em 100, u
      →além de o erro-padrão não mudar tanto entre 100.000 e 100.100, por exemplo.
       array_se = np.zeros(750, dtype=float)
       for i in range(100, 750_100, 1000):
         tb = df_essential.sample(n = i, replace = False, random_state=j)['TOTAL_
      array_se[j] = SE(tb)
         j += 1
       x = np.arange(1, 751, 1)
       y = array_se
       fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))
       axes[0].plot(x, y)
       axes[0].set_title(f"Erro-Padrão Médio - Contas ESSENTIAL: R${np.

→mean(array_se): .2f}")
       axes[0].set_ylabel('ERRO PADRÃO (R$)')
       axes[0].set_xlabel('TAMANHO DA AMOSTRA * 1000')
       axes[0].hlines(np.mean(array_se), 0, 750, colors='red', linestyles = '--')
       axes[1].plot(x[178:180], y[178:180])
       axes[1].set_title(f"Visão aproximada")
       axes[1].set_ylabel('ERRO PADRÃO (R$)')
       axes[1].set_xlabel('TAMANHO DA AMOSTRA * 1000')
       axes[1].hlines(np.mean(array_se), 178, 180, colors='red', linestyles = '--')
       plt.tight_layout()
       plt.show()
     def SE_vip():
       Foi escolhido utilizar amostragens de 1000 em 1000 registros devido ao_{\square}
      →tamanho do dataset.
```

```
O tempo de processamento estava muito elevado para realizar de 100 em 100, L
 →além de o erro-padrão não mudar tanto entre 100.000 e 100.100, por exemplo.
  array se = np.zeros(220, dtype=float)
  j = 0
  for i in range(100, 220 100, 1000):
    tb = df_vip.sample(n = i, replace = False, random_state=j)['TOTAL (R$)']
   array_se[j] = SE(tb)
   j += 1
 x = np.arange(1, 221, 1)
 y = array_se
  fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))
  axes[0].plot(x, y)
  axes[0].set_title(f"Erro-Padrão Médio - Contas VIP: R${np.mean(array_se): .
 axes[0].set_ylabel('ERRO PADRÃO (R$)')
  axes[0].set_xlabel('TAMANHO DA AMOSTRA * 1000')
  axes[0].hlines(np.mean(array_se), 0, 220, colors='red', linestyles = '--')
  axes[1].plot(x[50:52], y[50:52])
  axes[1].set_title(f"Visão aproximada")
  axes[1].set_ylabel('ERRO PADRÃO (R$)')
  axes[1].set_xlabel('TAMANHO DA AMOSTRA * 1000')
  axes[1].hlines(np.mean(array_se), 51, 52, colors='red', linestyles = '--')
 plt.tight_layout()
 plt.show()
def SE_prime():
  11 11 11
 Foi escolhido utilizar amostragens de 1000 em 1000 registros devido ao<sub>11</sub>
 \hookrightarrow tamanho do dataset.
  O tempo de processamento estava muito elevado para realizar de 100 em 100,_{\sqcup}
 →além de o erro-padrão não mudar tanto entre 100.000 e 100.100, por exemplo.
 array_se = np.zeros(150, dtype=float)
 j = 0
 for i in range(100, 150_100, 1000):
   tb = df_prime.sample(n = i, replace = False, random_state=j)['TOTAL (R$)']
    array_se[j] = SE(tb)
    j += 1
 x = np.arange(1, 151, 1)
  y = array_se
```

```
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))
 axes[0].plot(x, y)
 axes[0].set_title(f"Erro-Padrão Médio - Contas PRIME: R${np.mean(array_se): .
 42f}")
 axes[0].set ylabel('ERRO PADRÃO (R$)')
 axes[0].set xlabel('TAMANHO DA AMOSTRA * 1000')
 axes[0].hlines(np.mean(array_se), 0, 150, colors='red', linestyles = '--')
 axes[1].plot(x[33:35], y[33:35])
 axes[1].set_title(f"Visão aproximada")
 axes[1].set_ylabel('ERRO PADRÃO (R$)')
 axes[1].set_xlabel('TAMANHO DA AMOSTRA * 1000')
 axes[1].hlines(np.mean(array_se), 33, 35, colors='red', linestyles = '--')
 plt.tight_layout()
 plt.show()
def AtividadeA1_1():
 HELP: Solução da etapa A1.1
 A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:
    - Erro-Padrão Médio por TIPO DA CONTA;
    - Intervalo de Confiança por TIPO DA CONTA;
    - Gráfico da Análise Bootstrap por TIPO DA CONTA;
    - Gráfico da Distribuição Normal (com Coeficiente de Variação (CV), u
 →Assimetria e Curtose) por TIPO DA CONTA;
    - Gráfico da Estatística Descritiva por TIPO DA CONTA.
 print("\nErro-Padrão Médio por TIPO DA CONTA\n")
 SE essential()
 print("Número ideal de amostras entre 179.000 e 179.500\n")
 print("Número ideal de amostras entre 51.700 e 52.000\n")
 SE prime()
 print("Número ideal de amostras entre 34.000 e 34.500\n")
 print("\n\nIntervalo de Confiança por TIPO DA CONTA")
 Bootstrap_Distribution(df_essential.sample(n=5000, replace=False)['TOTAL__
 →(R$)'], title='Bootstrap Distribution - ESSENTIAL')
 print(" ")
 Bootstrap_Distribution(df_vip.sample(n=3000, replace=False)['TOTAL (R$)'],
 ⇔title='Bootstrap Distribution - VIP')
 print(" ")
```

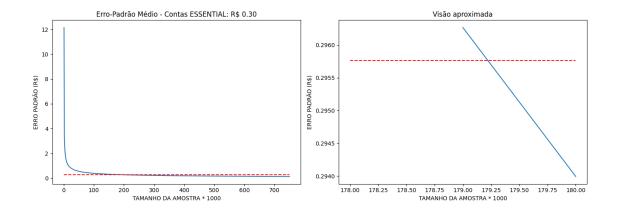
```
Bootstrap_Distribution(df_prime.sample(n=2000, replace=False)['TOTAL (R$)'],__
⇔title='Bootstrap Distribution - PRIME')
print("\n\nGráfico da Distribuição Normal por TIPO DA CONTA\n")
essential_sample = df_essential.sample(n=179250, replace=False)
essential sample, = remover outliers df(essential sample)
vip_sample = df_vip.sample(n=51900, replace=False)
vip_sample, _ = remover_outliers_df(vip_sample)
prime_sample = df_prime.sample(n=34250, replace=False)
prime_sample, _ = remover_outliers_df(prime_sample)
print("ESSENTIAL")
analisar_distribuicao(essential_sample, 'TOTAL (R$)')
print("\nVIP")
analisar_distribuicao(vip_sample, 'TOTAL (R$)')
print("\nPRIME")
analisar_distribuicao(prime_sample,'TOTAL (R$)')
print("\n\nGráfico da Estatística Descritiva por TIPO DA CONTA\n")
print("Contas Essential")
PlotarStatistic(df_essential['TOTAL (R$)'], yLabel = 'TOTAL DE GASTOS (R$)', __
stitle = 'ESTATÍSTICA DESCRITIVA - Contas Essential')
print("\n\nContas VIP")
PlotarStatistic(df_vip['TOTAL (R$)'], yLabel = 'TOTAL DE GASTOS (R$)', title_\( \)

¬= 'ESTATÍSTICA DESCRITIVA - Contas VIP')

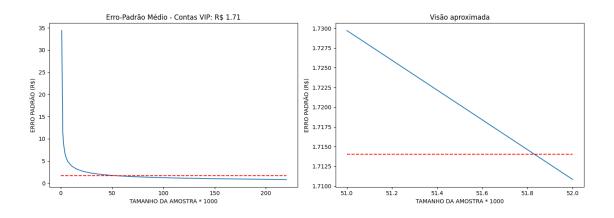
print("\n\nContas Prime")
PlotarStatistic(df_prime['TOTAL (R$)'], yLabel = 'TOTAL DE GASTOS (R$)', __
⇔title = 'ESTATÍSTICA DESCRITIVA - Contas Prime')
print(" ")
```

[23]: AtividadeA1_1()

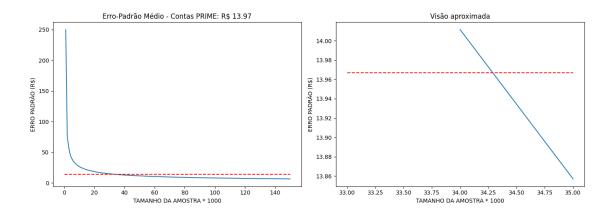
Erro-Padrão Médio por TIPO DA CONTA



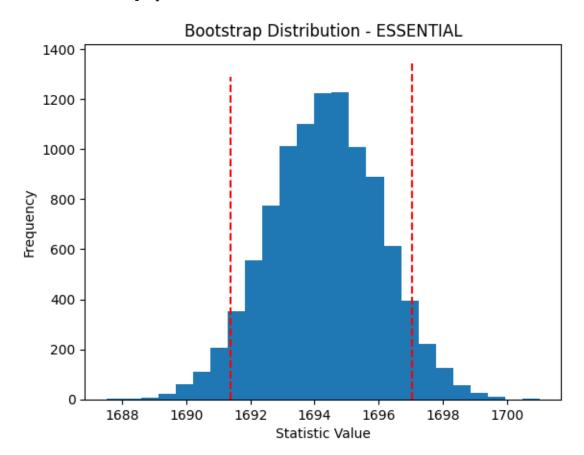
Número ideal de amostras entre 179.000 e 179.500



Número ideal de amostras entre 51.700 e 52.000

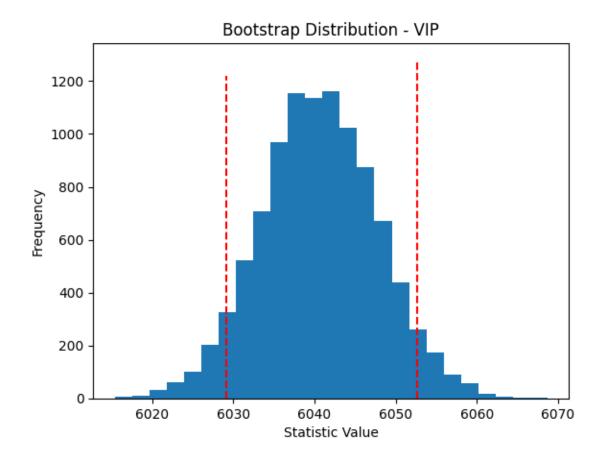


Intervalo de Confiança por TIPO DA CONTA



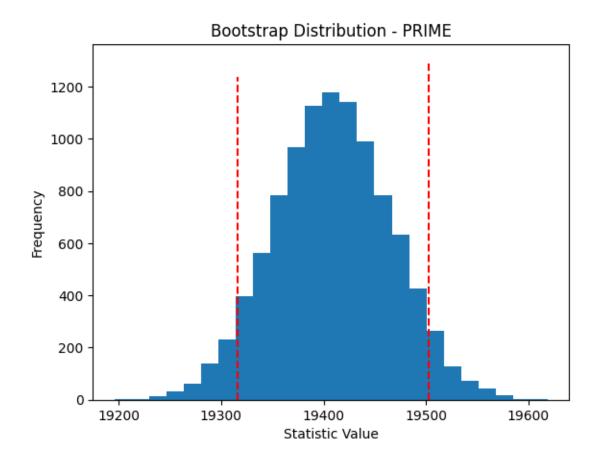
INTERVALO DE CONFIANÇA:

LOW: R\$ 1691.38 HIGH: R\$ 1697.04 SE.: R\$ 1.73



INTERVALO DE CONFIANÇA:

LOW: R\$ 6029.17 HIGH: R\$ 6052.66 SE.: R\$ 7.14



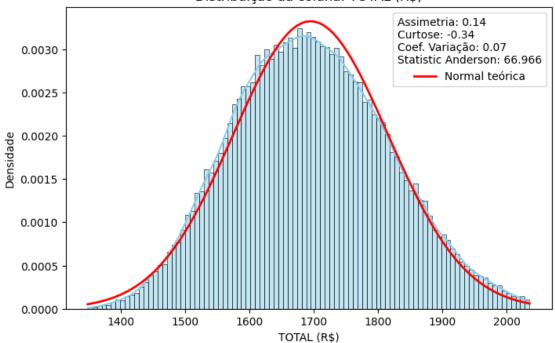
INTERVALO DE CONFIANÇA:

LOW: R\$ 19315.99 HIGH: R\$ 19502.21 SE.: R\$ 56.86

Gráfico da Distribuição Normal por TIPO DA CONTA

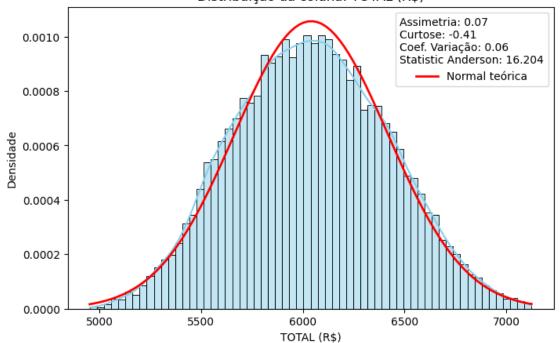
ESSENTIAL





VIP

Distribuição da coluna: TOTAL (R\$)



PRIME

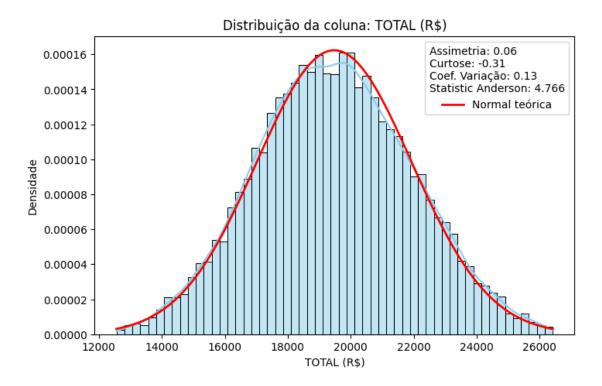
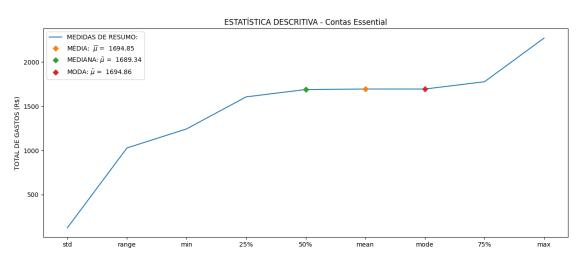


Gráfico da Estatística Descritiva por TIPO DA CONTA

Contas Essential

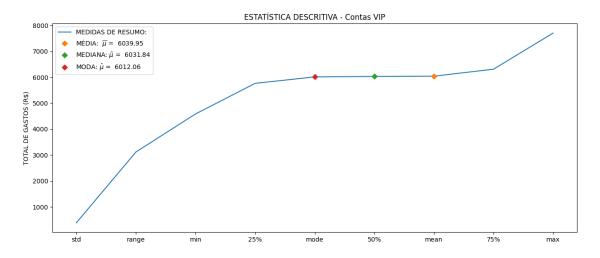


ESTATÍSTICA DESCRITIVA DO DATASET:

| std | 124.74 |
|-------|---------|
| range | 1027.98 |
| min | 1243.50 |
| 25% | 1605.86 |
| 50% | 1689.34 |
| mean | 1694.85 |
| mode | 1694.86 |
| 75% | 1777.28 |
| max | 2271.48 |

Name: TOTAL (R\$), dtype: float64

Contas VIP

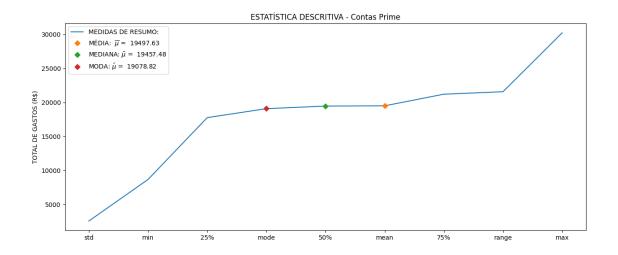


ESTATÍSTICA DESCRITIVA DO DATASET:

| std | 386.66 |
|-------|---------|
| range | 3118.71 |
| min | 4583.86 |
| 25% | 5763.62 |
| mode | 6012.06 |
| 50% | 6031.84 |
| mean | 6039.95 |
| 75% | 6309.13 |
| max | 7702.57 |
| | |

Name: TOTAL (R\$), dtype: float64

Contas Prime



ESTATÍSTICA DESCRITIVA DO DATASET:

2548.76 std 8661.06 min 25% 17755.62 mode 19078.82 50% 19457.48 19497.63 mean 75% 21205.39 21569.89 range 30230.95

Name: TOTAL (R\$), dtype: float64

[24]: help(AtividadeA1_1)

Help on function AtividadeA1_1 in module __main__:

AtividadeA1_1()

HELP: Solução da etapa A1.1

A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:

- Erro-Padrão Médio por TIPO DA CONTA;
- Intervalo de Confiança por TIPO DA CONTA;
- Gráfico da Análise Bootstrap por TIPO DA CONTA;
- Gráfico da Distribuição Normal (com Coeficiente de Variação (CV),

Assimetria e Curtose) por TIPO DA CONTA;

- Gráfico da Estatística Descritiva por TIPO DA CONTA.

3.1.2 Atividade A1.2: Analisar os outliers

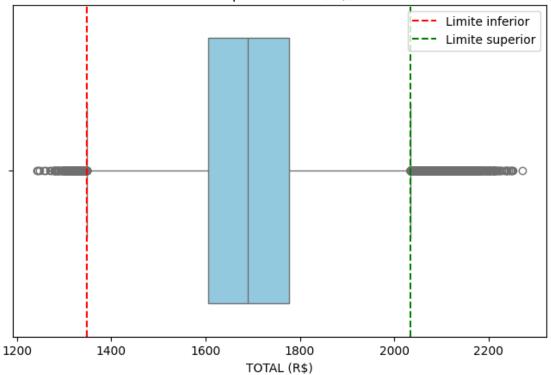
```
[25]: def analisar_outliers(df, coluna):
          Analisa outliers usando método do IQR (Boxplot).
          Retorna limites, contagem de outliers e opcionalmente um df sem outliers.
          11 11 11
          dados = df[coluna]
          # Quartis
          Q1 = np.percentile(dados, 25)
          Q3 = np.percentile(dados, 75)
          IQR = Q3 - Q1
          # Limites
          limite_inferior = Q1 - 1.5 * IQR
          limite_superior = Q3 + 1.5 * IQR
          # Contagem de outliers
          outliers_inferior = (dados < limite_inferior).sum()</pre>
          outliers_superior = (dados > limite_superior).sum()
          # Gráfico Boxplot
          plt.figure(figsize=(8,5))
          sns.boxplot(x=dados, color="skyblue")
          plt.title(f"Boxplot - {coluna}")
          plt.axvline(limite_inferior, color="red", linestyle="--", label="Limite_"
       ⇔inferior")
          plt.axvline(limite_superior, color="green", linestyle="--", label="Limite_u
       ⇔superior")
          plt.legend()
          plt.show()
          print(f"Limite inferior: {limite_inferior:.2f}")
          print(f"Limite superior: {limite_superior:.2f}")
          print(f"Quantidade de amostras abaixo do limite inferior:⊔
       →{outliers inferior}")
          print(f"Quantidade de amostras acima do limite superior:
       →{outliers_superior}")
          df_sem_outliers = df[(df[coluna] >= limite_inferior) & (df[coluna] <=__
       →limite_superior)]
          print(f"Shape original: {df.shape}")
          print(f"Shape sem outliers: {df_sem_outliers.shape}")
          print(" ")
          print(f"Valor mínimo dos outliers abaixo do limite: {df[df[coluna] <∪
       →limite_inferior][coluna].min()}")
```

```
print(f"Valor máximo dos outliers acima do limite: {df[df[coluna] > _ _
 →limite_superior][coluna].max()}")
def remover_outliers(df):
    # Quartis
    Q1 = np.percentile(df['TOTAL (R$)'], 25)
    Q3 = np.percentile(df['TOTAL (R$)'], 75)
    IQR = Q3 - Q1
    # Limites
    limite_inferior = Q1 - 1.5 * IQR
    limite_superior = Q3 + 1.5 * IQR
    return df[(df['TOTAL (R$)'] >= limite_inferior) & (df['TOTAL (R$)'] <= L
 →limite_superior)]
def AtividadeA1_2():
    HELP: Solução da etapa A1.2
    A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:
        - Boxsplot
        - Limites inferior e superior
        - Quantidade de amostras acima do Limite superior
        - Quantidade de amostras abaixo do Limite inferior
        - Dropar os outliers ?
    HHHH
    print("CONTAS ESSENTIAL")
    analisar_outliers(df_essential,'TOTAL (R$)')
    print("\n\nCONTAS VIP")
    analisar_outliers(df_vip,'TOTAL (R$)')
    print("\n\nCONTAS PRIME")
    analisar_outliers(df_prime,'TOTAL (R$)')
```

[26]: AtividadeA1_2()

CONTAS ESSENTIAL





Limite inferior: 1348.73 Limite superior: 2034.41

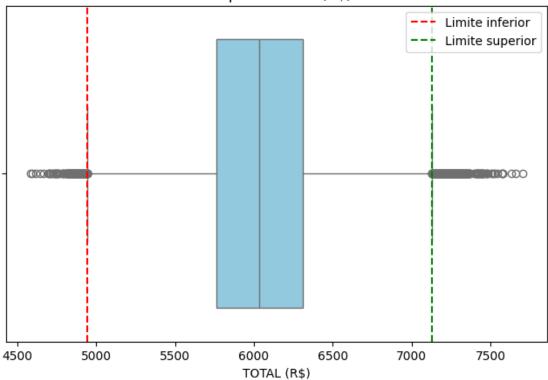
Quantidade de amostras abaixo do limite inferior: 340 Quantidade de amostras acima do limite superior: 4134

Shape original: (750000, 27) Shape sem outliers: (745526, 27)

Valor mínimo dos outliers abaixo do limite: 1243.5 Valor máximo dos outliers acima do limite: 2271.48

CONTAS VIP





Limite inferior: 4945.35 Limite superior: 7127.40

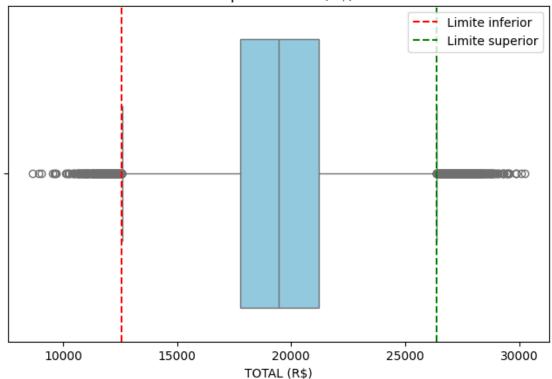
Quantidade de amostras abaixo do limite inferior: 166 Quantidade de amostras acima do limite superior: 428

Shape original: (220000, 27)
Shape sem outliers: (219406, 27)

Valor mínimo dos outliers abaixo do limite: 4583.86 Valor máximo dos outliers acima do limite: 7702.57

CONTAS PRIME

Boxplot - TOTAL (R\$)



Limite inferior: 12580.97 Limite superior: 26380.05

Quantidade de amostras abaixo do limite inferior: 388 Quantidade de amostras acima do limite superior: 649

Shape original: (150000, 27) Shape sem outliers: (148963, 27)

Valor mínimo dos outliers abaixo do limite: 8661.06 Valor máximo dos outliers acima do limite: 30230.95

[27]: help(AtividadeA1_2)

Help on function AtividadeA1_2 in module __main__:

AtividadeA1_2()

HELP: Solução da etapa A1.2

A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:

- Boxsplot
- Limites inferior e superior
- Quantidade de amostras acima do Limite superior
- Quantidade de amostras abaixo do Limite inferior
- Dropar os outliers ?

Não me parece ser necessário dropar os outliers pois os mesmos não tem valores tão altos, tanto em quantidade quanto em valor da variável analisada. No entanto, na célula abaixo será criado os datasets sem outliers para serem usados em comparação nas demais análises do projeto.

```
[28]: df_essential_clean = remover_outliers(df_essential)
df_vip_clean = remover_outliers(df_vip)
df_prime_clean = remover_outliers(df_prime)
```

3.1.3 Atividade A1.3: Testes de Hipóteses (Link)

OBS: A mensagem de warning do Shapiro (N > 5000) foi suprimida para deixar a saída mais limpa.

```
[29]: import warnings
      warnings.filterwarnings("ignore", message=".*scipy.stats.shapiro.*")
      def cria_amostras(tipo_conta = None):
          if tipo conta == 'ESSENTIAL':
              # Número ideal de amostras entre 179.000 e 179.500
              sample1 = df_essential.sample(n=179250, replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample2 = df_essential.sample(n=179250, replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample1_clean = df_essential_clean.sample(n=179250,__
       →replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample2_clean = df_essential_clean.sample(n=179250,__
       →replace=False)['TOTAL (R$)']
              return sample1, sample2, sample1_clean, sample2_clean
          elif tipo_conta == 'VIP':
              # Número ideal de amostras entre 51.700 e 52.000
              sample1 = df_vip.sample(n=51900, replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample2 = df vip.sample(n=51900, replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample1_clean = df_vip_clean.sample(n=51900, replace=False)['TOTAL_
       (R$) ' ]
              sample2_clean = df_vip_clean.sample(n=51900, replace=False)['TOTAL_
       return sample1, sample2, sample1_clean, sample2_clean
          elif tipo conta == 'PRIME':
              # Número ideal de amostras entre 34.000 e 34.500
              sample1 = df_prime.sample(n=34250, replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample2 = df_prime.sample(n=34250, replace=False)['TOTAL (R$)']
              sample1_clean = df_prime_clean.sample(n=34250, replace=False)['TOTAL_
       (R$) ' ]
              sample2_clean = df_prime_clean.sample(n=34250, replace=False)['TOTAL_
       return sample1,sample2,sample1_clean,sample2_clean
```

```
else:
        return None, None, None, None
def Normality_Test(data):
        result = anderson(data)
        print(f'DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = {result.statistic:.3f}')
        for i in range(len(result.critical_values)):
                sl, cv = result.significance_level[i], result.critical_values[i]
                if result.statistic < cv:</pre>
                        print(f'Intervalo de Confiança ({sl:.1f} %): Probably⊔
 Gaussian.')
                else:
                        print(f'Intervalo de Confiança ({sl:.1f} %): Probably ...
 →Not Gaussian.')
def AtividadeA1_3_1():
    HELP: Solução da etapa A1.3.1
    A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:
        - Teste de Normalidade, usando: from scipy.stats import anderson
                                         from scipy.stats import shapiro
                                         from scipy.stats import normaltest
    11 11 11
    for x in TIPO CONTAS:
        print(f"Conta: {TIPO_CONTAS[x]}")
        sample1,sample2,sample1_clean,sample2_clean =_

¬cria_amostras(TIPO_CONTAS[x])
        print("\n# Anderson #")
        print("Com outliers")
        Normality_Test(sample1)
        print("\nSem outliers")
        Normality_Test(sample1_clean)
        print("\n\n# Shapiro #")
        print("Com outliers")
        stat, p = shapiro(sample1)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably Gaussian')
        else:
            print('Probably not Gaussian')
        print("\nSem outliers")
        stat, p = shapiro(sample1_clean)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
```

```
if p > 0.05:
            print('Probably Gaussian')
        else:
            print('Probably not Gaussian')
        print("\n\n# Agostino #")
        print("Com outliers")
        stat, p = normaltest(sample1)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably Gaussian')
            print('Probably not Gaussian')
        print("\nSem outliers")
        stat, p = normaltest(sample1_clean)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably Gaussian')
        else:
            print('Probably not Gaussian')
        print(" ")
        print(" ")
def AtividadeA1 3 2():
    HELP: Solução da etapa A1.3.2
    A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:
        - Teste de Correlação, usando: from scipy.stats import pearsonr
                                       from scipy.stats import spearmanr
                                       from scipy.stats import kendalltau
                                       from scipy.stats import chi2_contingency
    for x in TIPO_CONTAS:
        print(f"Conta: {TIPO_CONTAS[x]}")
        sample1,sample2,sample1_clean,sample2_clean =_

¬cria_amostras(TIPO_CONTAS[x])
        print("\n# Pearson #")
        print("Com outlier")
        stat, p = pearsonr(sample1, sample2)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably independent')
        else:
            print('Probably dependent')
        print("\nSem outlier")
```

```
stat, p = pearsonr(sample1_clean, sample2_clean)
print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
if p > 0.05:
    print('Probably independent')
else:
    print('Probably dependent')
print("\n# Spearman #")
print("Com outlier")
stat, p = spearmanr(sample1, sample2)
print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
if p > 0.05:
    print('Probably independent')
else:
    print('Probably dependent')
print("\nSem outlier")
stat, p = spearmanr(sample1_clean, sample2_clean)
print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
if p > 0.05:
    print('Probably independent')
else:
    print('Probably dependent')
print("\n# Kendall #")
print("Com outlier")
stat, p = kendalltau(sample1, sample2)
print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
if p > 0.05:
    print('Probably independent')
else:
    print('Probably dependent')
print("\nSem outlier")
stat, p = kendalltau(sample1_clean, sample2_clean)
print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
if p > 0.05:
    print('Probably independent')
else:
    print('Probably dependent')
print("\n# Chi-Squared #")
print("Com outlier")
stat, p, dof, expected = chi2_contingency(sample1, sample2)
print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
if p > 0.05:
    print('Probably independent')
else:
    print('Probably dependent')
```

```
print("\nSem outlier")
        stat, p, dof, expected = chi2_contingency(sample1_clean, sample2_clean)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably independent')
        else:
            print('Probably dependent')
        print(" ")
        print(" ")
def AtividadeA1 3 3():
    11 11 11
    HELP: Solução da etapa A1.3.3
    A função calcula e printa resultados das sequintes tarefas:
        - Teste de Distribuição, usando: from scipy.stats import mannwhitneyu
                                          from scipy.stats import ttest_rel
                                          from scipy.stats import f_oneway
    11 11 11
    for x in TIPO_CONTAS:
        print(f"Conta: {TIPO_CONTAS[x]}")
        sample1,sample2,sample1_clean,sample2_clean =_

¬cria_amostras(TIPO_CONTAS[x])
        print("\n# Mann-Whitney #")
        print("Com outlier")
        stat, p = mannwhitneyu(sample1, sample2)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably the same distribution')
        else:
            print('Probably different distributions')
        print("\nSem outlier")
        stat, p = mannwhitneyu(sample1_clean, sample2_clean)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably the same distribution')
        else:
            print('Probably different distributions')
        print("\n# t-test #")
        print("Com outlier")
        stat, p = ttest_rel(sample1, sample2)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably the same distribution')
        else:
```

```
print('Probably different distributions')
        print("\nSem outlier")
        stat, p = ttest_rel(sample1_clean, sample2_clean)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably the same distribution')
        else:
            print('Probably different distributions')
        print("\n# ANOVA #")
        print("Com outlier")
        stat, p = f_oneway(sample1, sample2)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably the same distribution')
        else:
            print('Probably different distributions')
        print("\nSem outlier")
        stat, p = f_oneway(sample1_clean, sample2_clean)
        print('stat=%.3f, p=%.3f' % (stat, p))
        if p > 0.05:
            print('Probably the same distribution')
        else:
            print('Probably different distributions')
        print(" ")
        print(" ")
def AtividadeA1_3_4():
    HELP: Solução da etapa A1.3.4
    A função calcula e printa resultados das sequintes tarefas:
        - Teste t de duas amostras independentes, usando: from scipy.stats_{\sqcup}
 \hookrightarrow import\ ttest\_ind
    11 11 11
    for x in TIPO_CONTAS:
        print(f"Conta: {TIPO_CONTAS[x]}")
        sample1,sample2,sample1_clean,sample2_clean =_

¬cria_amostras(TIPO_CONTAS[x])
        print("Com outliers")
        # Teste t de duas amostras (variâncias iguais assumidas por padrão)
        t_stat, p_valor = stats.ttest_ind(sample1, sample2)
        print(f"Teste t = {t_stat:.3f}")
        print(f"p-valor = {p_valor:.4f} %")
```

```
print(f"Média {TIPO_CONTAS[x]} sample1 = {sum(sample1) / len(sample1):.
ن"{f}$
      print(f"Média {TIPO_CONTAS[x]} sample2 = {sum(sample2) / len(sample2):.
93f}")
      if (p_valor < 0.05):</pre>
          print('As médias são significativamente diferentes: Média 1 Média
print('As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 📋
⊶Média 2') # ideal
      print("\nSem outliers")
      # Teste t de duas amostras (variâncias iguais assumidas por padrão)
      t_stat, p_valor = stats.ttest_ind(sample1_clean, sample2_clean)
      print(f"Teste t = {t_stat:.3f}")
      print(f"p-valor = {p_valor:.4f} %")
      print(f"Média {TIPO_CONTAS[x]} sample1 = {sum(sample1_clean) /__
⇔len(sample1 clean):.3f}")
      print(f"Média {TIPO_CONTAS[x]} sample2 = {sum(sample2_clean) /__
⇔len(sample2_clean):.3f}")
      if (p_valor < 0.05):</pre>
          print('As médias são significativamente diferentes: Média 1 Médiau
\rightarrow 2\ln n'
      else:
          print('As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 📋
```

A1.3.1: Teste de Normalidade

[30]: AtividadeA1_3_1()

Conta: ESSENTIAL

```
# Anderson #
Com outliers
DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = 161.738
Intervalo de Confiança (15.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (10.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (5.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (2.5 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (1.0 %): Probably Not Gaussian.
```

Sem outliers

```
DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = 129.521
Intervalo de Confiança (15.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (10.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (5.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (2.5 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (1.0 %): Probably Not Gaussian.
# Shapiro #
Com outliers
stat=0.996, p=0.000
Probably not Gaussian
Sem outliers
stat=0.996, p=0.000
Probably not Gaussian
# Agostino #
Com outliers
stat=1963.403, p=0.000
Probably not Gaussian
Sem outliers
stat=1927.315, p=0.000
Probably not Gaussian
Conta: VIP
# Anderson #
Com outliers
DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = 22.485
Intervalo de Confiança (15.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (10.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (5.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (2.5 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (1.0 %): Probably Not Gaussian.
Sem outliers
DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = 27.535
Intervalo de Confiança (15.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (10.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (5.0 %): Probably Not Gaussian.
Intervalo de Confiança (2.5 %): Probably Not Gaussian.
```

Intervalo de Confiança (1.0 %): Probably Not Gaussian.

Shapiro
Com outliers
stat=0.998, p=0.000
Probably not Gaussian

Sem outliers stat=0.997, p=0.000 Probably not Gaussian

Agostino
Com outliers
stat=279.700, p=0.000
Probably not Gaussian

Sem outliers stat=606.114, p=0.000 Probably not Gaussian

Conta: PRIME

Anderson
Com outliers

DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = 2.617

Intervalo de Confiança (15.0 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (10.0 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (5.0 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (2.5 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (1.0 %): Probably Not Gaussian.

Sem outliers

DISTRIBUIÇÃO AMOSTRAL: stat = 7.858

Intervalo de Confiança (15.0 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (10.0 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (5.0 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (2.5 %): Probably Not Gaussian. Intervalo de Confiança (1.0 %): Probably Not Gaussian.

Shapiro
Com outliers
stat=1.000, p=0.000
Probably not Gaussian

Sem outliers stat=0.998, p=0.000 Probably not Gaussian

```
# Agostino #
Com outliers
stat=35.291, p=0.000
Probably not Gaussian
Sem outliers
stat=213.047, p=0.000
Probably not Gaussian
```

[31]: help(AtividadeA1_3_1)

Help on function AtividadeA1_3_1 in module __main__:

AtividadeA1_3_1()

HELP: Solução da etapa A1.3.1

A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:

- Teste de Normalidade, usando: from scipy.stats import anderson from scipy.stats import shapiro from scipy.stats import normaltest

A1.3.2: Teste de Independência

[32]: AtividadeA1_3_2()

Conta: ESSENTIAL

Pearson
Com outlier
stat=0.000, p=0.968
Probably independent

Sem outlier stat=0.001, p=0.693 Probably independent

Spearman
Com outlier
stat=-0.001, p=0.637
Probably independent

Sem outlier stat=0.001, p=0.624 Probably independent # Kendall #
Com outlier
stat=-0.001, p=0.635
Probably independent

Sem outlier stat=0.001, p=0.623 Probably independent

Chi-Squared
Com outlier
stat=0.000, p=1.000
Probably independent

Sem outlier stat=0.000, p=1.000 Probably independent

Conta: VIP

Pearson
Com outlier
stat=0.000, p=0.919
Probably independent

Sem outlier stat=-0.006, p=0.168 Probably independent

Spearman
Com outlier
stat=0.002, p=0.728
Probably independent

Sem outlier stat=-0.007, p=0.132 Probably independent

Kendall
Com outlier
stat=0.001, p=0.728
Probably independent

Sem outlier stat=-0.004, p=0.131 Probably independent # Chi-Squared #
Com outlier
stat=0.000, p=1.000
Probably independent

Sem outlier stat=0.000, p=1.000 Probably independent

Conta: PRIME

Pearson
Com outlier
stat=-0.010, p=0.060
Probably independent

Sem outlier stat=0.003, p=0.556 Probably independent

Spearman
Com outlier
stat=-0.011, p=0.050
Probably dependent

Sem outlier stat=0.002, p=0.748 Probably independent

Kendall
Com outlier
stat=-0.007, p=0.049
Probably dependent

Sem outlier stat=0.001, p=0.749 Probably independent

Chi-Squared
Com outlier
stat=0.000, p=1.000
Probably independent

Sem outlier stat=0.000, p=1.000 Probably independent

[33]: help(AtividadeA1_3_2) Help on function AtividadeA1_3_2 in module __main__: AtividadeA1_3_2() HELP: Solução da etapa A1.3.2 A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas: - Teste de Correlação, usando: from scipy.stats import pearsonr from scipy.stats import spearmanr from scipy.stats import kendalltau from scipy.stats import chi2_contingency A1.3.3: Teste de Distribuição [34]: AtividadeA1_3_3() Conta: ESSENTIAL # Mann-Whitney # Com outlier stat=16077826393.000, p=0.686 Probably the same distribution Sem outlier stat=16084422926.500, p=0.537 Probably the same distribution # t-test # Com outlier stat=0.438, p=0.661Probably the same distribution Sem outlier stat=0.976, p=0.329 Probably the same distribution # ANOVA # Com outlier stat=0.192, p=0.661 Probably the same distribution Sem outlier stat=0.955, p=0.329 Probably the same distribution

Conta: VIP

Mann-Whitney
Com outlier
stat=1353581818.500, p=0.160
Probably the same distribution

Sem outlier stat=1348452559.500, p=0.733 Probably the same distribution

t-test
Com outlier
stat=1.100, p=0.271
Probably the same distribution

Sem outlier stat=0.584, p=0.559 Probably the same distribution

ANOVA
Com outlier
stat=1.208, p=0.272
Probably the same distribution

Sem outlier stat=0.344, p=0.557 Probably the same distribution

Conta: PRIME

Mann-Whitney
Com outlier
stat=590532428.500, p=0.122
Probably the same distribution

Sem outlier stat=584308206.500, p=0.390 Probably the same distribution

t-test
Com outlier
stat=1.304, p=0.192
Probably the same distribution

Sem outlier stat=-0.999, p=0.318

```
# ANOVA #
     Com outlier
     stat=1.698, p=0.193
     Probably the same distribution
     Sem outlier
     stat=0.996, p=0.318
     Probably the same distribution
[35]: help(AtividadeA1_3_3)
     Help on function AtividadeA1_3_3 in module __main__:
     AtividadeA1_3_3()
         HELP: Solução da etapa A1.3.3
         A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:
             - Teste de Distribuição, usando: from scipy.stats import mannwhitneyu
                                               from scipy.stats import ttest_rel
                                               from scipy.stats import f_oneway
     A1.3.4: Teste das Médias Amostrais
[36]: AtividadeA1_3_4()
     Conta: ESSENTIAL
     Com outliers
     Teste t = 1.471
     p-valor = 0.1412 \%
     Média ESSENTIAL sample1 = 1694.786
     Média ESSENTIAL sample2 = 1694.173
     As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 Média 2
     Sem outliers
     Teste t = 1.915
     p-valor = 0.0556 %
     Média ESSENTIAL sample1 = 1693.449
     Média ESSENTIAL sample2 = 1692.672
     As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 Média 2
     Conta: VIP
     Com outliers
     Teste t = -0.028
     p-valor = 0.9777 %
```

Probably the same distribution

```
As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 Média 2
     Sem outliers
     Teste t = 0.119
     p-valor = 0.9056 \%
     Média VIP sample1 = 6038.130
     Média VIP sample2 = 6037.847
     As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 Média 2
     Conta: PRIME
     Com outliers
     Teste t = 0.085
     p-valor = 0.9324 \%
     Média PRIME sample1 = 19491.575
     Média PRIME sample2 = 19489.922
     As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 Média 2
     Sem outliers
     Teste t = -1.042
     p-valor = 0.2976 \%
     Média PRIME sample1 = 19471.973
     Média PRIME sample2 = 19491.633
     As médias NÃO são significativamente diferentes: Média 1 Média 2
[37]: help(AtividadeA1_3_4)
     Help on function AtividadeA1_3_4 in module __main__:
     AtividadeA1 3 4()
         HELP: Solução da etapa A1.3.4
```

Média VIP sample1 = 6037.825 Média VIP sample2 = 6037.892

import ttest_ind

Resposta Todas as amostras apresentam comportamento semelhante, tendo como único resultado indesejável não apresentarem comportamento de distribuição normal, os demais testes foram favoráveis. Fica nítido também que não há diferença de comportamento em remover os outliers dos testes, por tanto para as atividades posteriores os outliers serão mantidos.

- Teste t de duas amostras independentes, usando: from scipy.stats

A função calcula e printa resultados das seguintes tarefas:

3.2 Atividade A2 (Link): Estatística descritiva

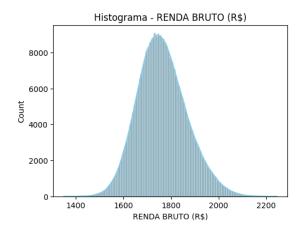
3.2.1 Atividade A2.1: Analisar as variáveis Quantitativas

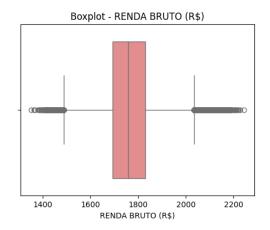
```
[38]: def analisar_variaveis_quantitativas(df, colunas_quantitativas):
          resultados = {}
          for col in colunas_quantitativas:
              serie = df[col]
              minimo = serie.min()
              q25 = serie.quantile(0.25)
              moda = serie.mode().iloc[0]
              mediana = serie.median()
              media = serie.mean()
              q75 = serie.quantile(0.75)
              maximo = serie.max()
              std = serie.std()
              amplitude = maximo - minimo
              cv = std / media if media != 0 else np.nan
              resultados[col] = {
                  "min": minimo,
                  "25%": q25,
                  "mode": moda,
                  "50% (mediana)": mediana,
                  "mean": media,
                  "75%": q75,
                  "max": maximo,
                  "std": std,
                  "range": amplitude,
                  "coef var": cv
              }
              # histograma + boxplot lado a lado
              fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 4))
              sns.histplot(serie, kde=True, ax=axes[0], color="skyblue", __
       ⇔edgecolor="black")
              axes[0].set_title(f"Histograma - {col}")
              sns.boxplot(x=serie, ax=axes[1], color="lightcoral")
              axes[1].set_title(f"Boxplot - {col}")
              plt.show()
          display(pd.DataFrame(resultados).T)
          #return pd.DataFrame(resultados).T
```

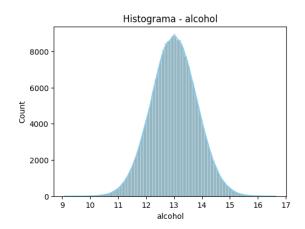
```
def AtividadeA2_1():
 HELP: Solução da etapa A2.1
  Analisa variáveis quantitativas gerando:
    -min
    - std
    - 25%
    - mode
    - 50%
    - mean
    - 75%
    - range
    - max
    - coeficiente de variação
    - histograma
    - boxplot
    11 11 11
    colunas = [
        'RENDA BRUTO (R$)',
        'alcohol',
        'malic_acid',
        'ash',
        'alcalinity_of_ash',
        'magnesium',
        'total_phenols',
        'flavanoids',
        'nonflavanoid_phenols',
        'proanthocyanins',
        'color_intensity',
        'hue',
        'od280/od315_of_diluted_wines',
        'proline',
        'TOTAL (R$)'
    ]
    print("CONTAS ESSENTIAL")
    analisar_variaveis_quantitativas(df_essential, colunas)
    print("\n\nCONTAS VIP")
    analisar_variaveis_quantitativas(df_vip, colunas)
    print("\n\nCONTAS PRIME")
    analisar_variaveis_quantitativas(df_prime, colunas)
```

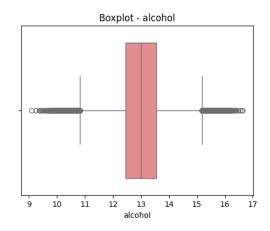
[39]: AtividadeA2_1()

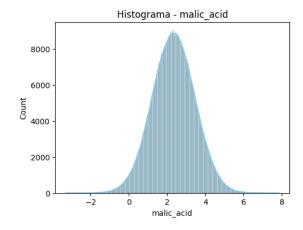
CONTAS ESSENTIAL

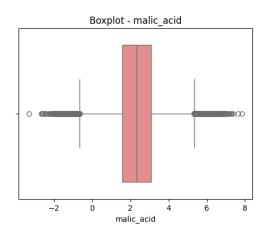


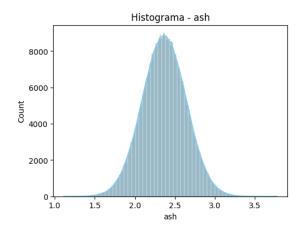


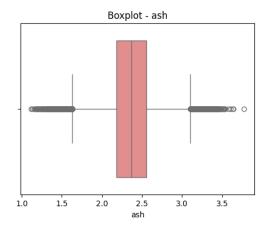


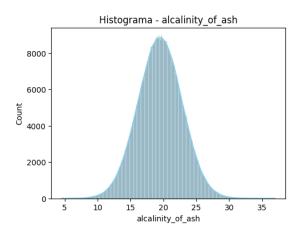


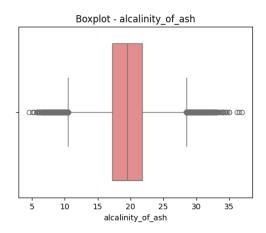


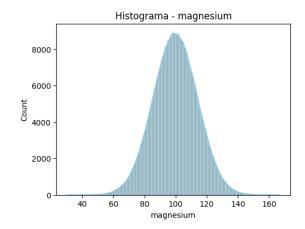


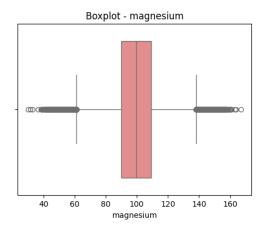


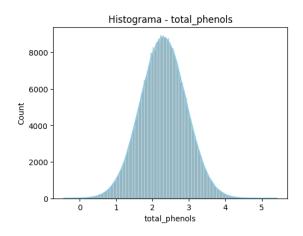


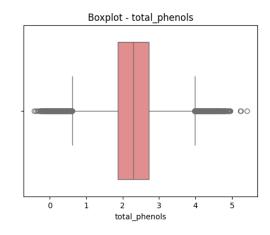


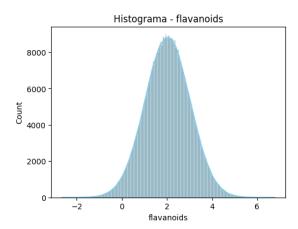


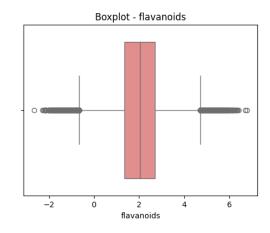


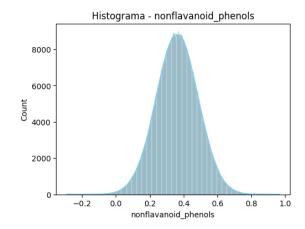


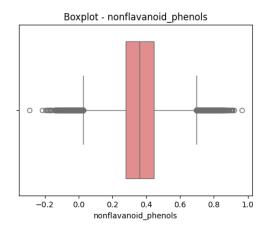


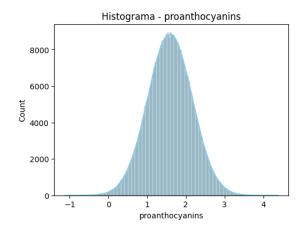


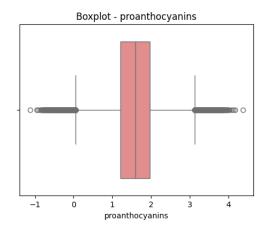


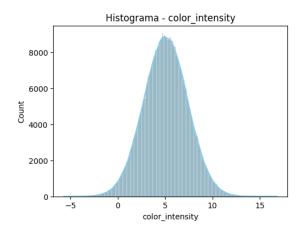


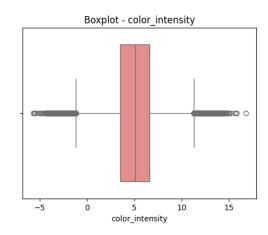


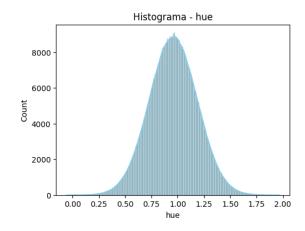


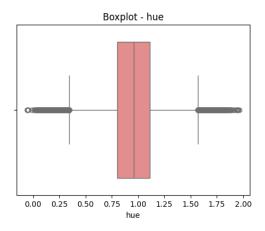


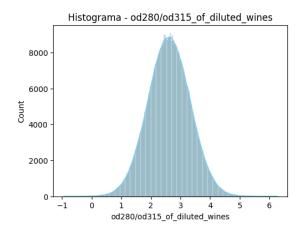


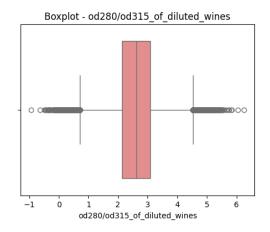


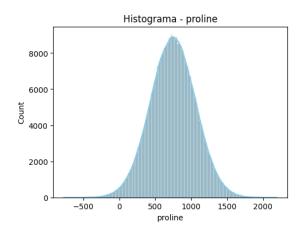


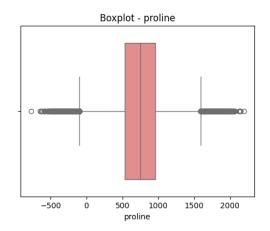


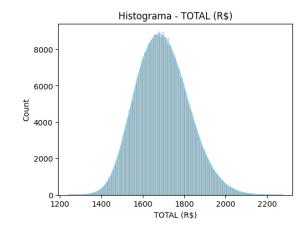


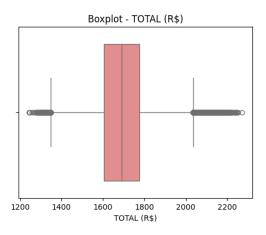










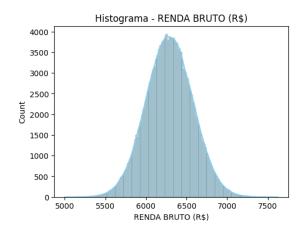


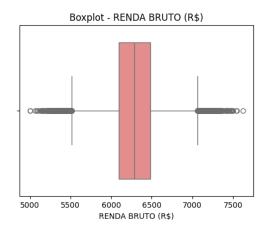
RENDA BRUTO (R\$)

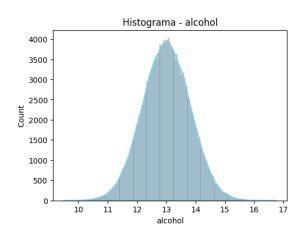
min 25% mode \
1349.760000 1691.920000 1748.270000

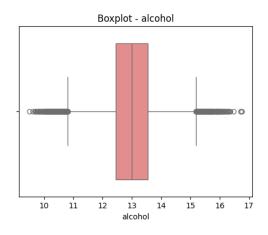
| malic_acid | alcohol | 9.087005 | 12.454978 | 9.087005 | |
|--|-------------------|--------------|--------------|--------------|----------|
| ash | | | | | |
| A S S S S S S S S S | | | | | |
| magnesium 30.138381 90.126467 30.138381 - 4.43028 1.874293 - 0.433028 - 1.438728 - 0.433028 - 1.43875 - 0.290248 - 2.654913 1.355908 - 2.654913 - 0.290248 - 0.200248 - 0.200248 - 0.200248 - 0.200248 - 0.200248 - 0.203678 - 0.38678 - 0.203678 - 0.203678 - 0.203678 - 0.201750 - 0.201750 - 0.201750 - 0.201750 - 0.201750 - 0.201750 - 0.201750 - 0.201750 | | | | | |
| total_phenols | • | | | | |
| Flavanoids -2.654913 .1.355908 -2.654913 .0.01 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.278157 .0.290248 .0.278157 .0.278157 .0.278157 .0.278167 .0.278157 .0.278167 .0.2781 | _ | | | | |
| nonflavanoid_phenols -0.290248 0.278157 -0.290248 -1.124875 -1.204679 -1.124875 -1.124875 -1.124875 -1.204679 -1.124875 -1.124875 -1.124875 -1.204679 -1.124875 -1.204679 -1.124875 -5.681081 -1.204670 -0.056430 -0.056600 | - | | | | |
| proanthocyanins -1.124875 1.204679 -1.124875 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -5.681081 -6.093678 -6.093678 -6.093678 -6.093678 -7.00175 -7.001755 | | | | | |
| Total | - | | | | |
| nue -0.056430 0.804079 -0.056430 -0.938678 -0.938686 -0.938686 -0.938686 -0.938688 -0.938688 -0.938688 -0.938688 -0.938688 -0.938688 -0.938688 -0.938688 -0.9387888 -0.9387888 -0.9387888 -0.9387888 -0.9387888 -0.93878888 -0.93878888 -0.93878888 -0.938788888888888888888888888888888888888 | - | | | | |
| cod280/cd315_of_diluted_wines -0.938678 2.135776 -0.938678 -772.601755 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 -772.60175 < | • | | | | |
| Proline | | | | | |
| TOTAL (R\$) 1243.50000 1605.860000 1694.860000 1694.860000 1694.860000 1694.860000 1763.370059 1828.680000 1763.370059 1828.680000 1763.370059 1828.680000 1763.370059 1828.680000 1800000 1800000000000000000000 | | | | | |
| RENDA BRUTO (R\$) 1756.880000 1763.370059 1828.680000 1756.380000 1763.370059 1828.680000 1763.370059 1828.680000 1763.370059 1828.680000 1763.370059 1828.680000000000000000000000000000000000 | - | | | | |
| RENDA BRUTO (R\$) 1756.880000 1763.370059 1828.680000 alcohol 13.000658 13.000777 13.547655 malic_acid 2.335758 2.336617 3.086886 ash 2.366691 2.366812 2.551486 alcalinity_of_ash 19.502595 19.498836 21.745716 magnesium 99.736404 99.740784 109.367244 total_phenols 2.295304 2.295235 2.716401 flavanoids phenols 2.295304 2.295235 2.716401 flavanoidd_phenols 0.361861 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.976400 color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.34000 1694.846251 1777.28000 102.824379 894.83000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.38612 0.171628 atotal_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 nonflavanoid_phenols 0.965680 0.124146 1.255928 0.343121 proanthocyanins 4.377366 0.571668 5.502241 0.359411 color_intensity 16.795867 2.312281 22.476948 0.457022 proline 1.965102 0.227787 2.201532 0.237890 0.220787 0.221532 0.227787 0.221532 0.227890 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.21532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.227980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.2277890 0.227787 0.221532 0.2277890 0.2207980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.2277890 0.2207980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.2277890 0.2207980 | TOTAL (R\$) | 1243.500000 | 1605.860000 | 1694.860000 | |
| RENDA BRUTO (R\$) 1756.880000 1763.370059 1828.680000 alcohol 13.000658 13.000777 13.547655 malic_acid 2.335758 2.336617 3.086886 ash 2.366691 2.366812 2.551486 alcalinity_of_ash 19.502595 19.498836 21.745716 magnesium 99.736404 99.740784 109.367244 total_phenols 2.295304 2.295235 2.716401 flavanoids phenols 2.295304 2.295235 2.716401 flavanoidd_phenols 0.361861 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.976400 color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.34000 1694.846251 1777.28000 102.824379 894.83000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.38612 0.171628 atotal_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 nonflavanoid_phenols 0.965680 0.124146 1.255928 0.343121 proanthocyanins 4.377366 0.571668 5.502241 0.359411 color_intensity 16.795867 2.312281 22.476948 0.457022 proline 1.965102 0.227787 2.201532 0.237890 0.220787 0.221532 0.227787 0.221532 0.227890 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.21532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.227787 0.221532 0.227980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.227980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.2277890 0.227787 0.221532 0.2277890 0.2207980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.2277890 0.2207980 0.2207980 0.227787 0.221532 0.2277890 0.2207980 | | 50% (mediana |) mea | n 7 | 5% \ |
| Malic_acid 13.000658 13.000777 13.547655 malic_acid 2.335758 2.336617 3.086886 ash 2.366691 2.366812 2.551486 alcalinity_of_ash 19.502595 19.498836 21.7457716 magnesium 99.736404 99.740784 109.367244 total_phenols 2.295204 2.295235 2.716401 flavanoids 2.028696 2.027943 2.699768 nonflavanoid_phenols 0.361861 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.976400 color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.34000 102.824379 894.83000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.69326 3.336788 32.386212 0.171268 alcalinity_of_ash 36.69326 3.336788 32.386212 0.171288 total_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 nonflavanoid_phenols 0.965680 0.124146 1.255928 0.343121 proanthocyanins 4.377366 0.571668 5.502241 0.359411 color_intensity 16.79567 2.312281 22.476948 0.457023 proanthocyanins 4.377366 0.571668 5.502241 0.359411 color_intensity 16.79567 2.312281 22.476948 0.457023 proline 6.255720 0.707776 7.194398 0.270922 proline 0.295550672 314.01820 0.2707776 0.221532 0.227787 0.201532 0.270792 proline 0.295550672 314.01820 0.268515247 0.259787 0.270922 proline 0.295550672 314.01820 0.2707776 0.271537 0.270722 0.270776 0.271537 0.270722 0.270776 0.270734 0.270722 0.270776 0.270734 0.270722 0.270776 0.270734 0.270722 0.270736 0.270722 0.270 | RENDA BRUTO (R\$) | | | | |
| malic_acid 2.335758 2.336617 3.086886 ash 2.366691 2.366812 2.551486 alcalinity_of_ash 19.502595 19.498836 21.746716 magnesium 99.736404 99.740784 109.367244 total_phenols 2.028696 2.027943 2.699768 nonflavanoidghenols 0.361816 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.976400 color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957556 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.280000 RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.062344 malic_acid 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash | • • • | | | | |
| ash | | | | | |
| alcalinity_of_ash 19.502595 19.498836 21.745716 Homagnesium 99.736404 99.740784 109.367244 109.367244 100.36724 | _ | | | | |
| magnesium 99.736404 99.740784 109.367244 total_phenols 2.295304 2.295235 2.716401 flavanoids 2.028696 2.027943 2.699768 nonflavanoid_phenols 0.361861 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.976400 color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957556 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.280000 result (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.386212 0.171 | | | | | |
| total_phenols 2.295304 2.295235 2.716401 flavanoids 2.028696 2.027943 2.699768 nonflavanoid_phenols 0.361861 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.976400 color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.280000 rorr max std range coef_var RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.386212 | • | | | | |
| State | _ | | | | |
| nonflavanoid_phenols 0.361861 0.361813 0.445343 proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.9764∪0 color_intensity 5.060141 5.05944∪ 6.621081 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.61247∪ 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.280000 RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 36.963926 3.336788 32.386212 0.171128 magnesium 166.978168 14.251880 136.839787 0.142889 total_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 nonflavanoid_phenols | - - | | | | |
| proanthocyanins 1.590521 1.590568 1.9764∪ color_intensity 5.060141 5.059440 6.621∪81 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.34000 1694.846251 1777.2800∪ RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.386212 0.171128 magnesium 166.978168 14.251880 136.839787 0.142889 total_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 proanthocyani | | | | | |
| color_intensity 5.060141 5.059440 6.621081 hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.280000 max std range coef_var RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.386212 0.171128 magnesium 166.978168 14.251880 136.839787 0.142889 total_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 proanthocyanins <t< td=""><td>-</td><td></td><td></td><td></td><td></td></t<> | - | | | | |
| hue 0.957556 0.957526 1.111234 od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.34000 1694.846251 1777.280000 RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.386212 0.171128 magnesium 166.978168 14.251880 136.839787 0.142889 total_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 nonflavanoid_phenols 0.965680 0.124146 1.255928 0.343121 proanthocyanins 4.377366 0.571668 5.502241 | - | | | | |
| od280/od315_of_diluted_wines 2.611819 2.612470 3.089685 proline 747.451291 747.346542 958.934954 TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.2800000 1777.28000000 <td>•</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> | • | | | | |
| proline 747.451291 747.346542 958.934954 4707AL (R\$) 1689.340000 1694.846251 958.934954 47077.280000 177.280000 1777.280000 1777.280000 1777.280000 1777.280000 177.280000 1777.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.280000 177.2800000 177.1128 177.280000 177.280000 | | | | | |
| TOTAL (R\$) 1689.340000 1694.846251 1777.280000 max std range coef_var RENDA BRUTO (R\$) 2244.590000 102.824379 894.830000 0.058311 alcohol 16.642064 0.810521 7.555060 0.062344 malic_acid 7.846186 1.112613 11.148018 0.476164 ash 3.773560 0.273756 2.658140 0.115665 alcalinity_of_ash 36.963926 3.336788 32.386212 0.171128 magnesium 166.978168 14.251880 136.839787 0.142889 total_phenols 5.415646 0.623929 5.848674 0.271837 flavanoids 6.786243 0.996353 9.441155 0.491312 proanthocyanins 4.377366 <td>- - -</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> | - - - | | | | |
| RENDA BRUTO (R\$)2244.590000102.824379894.8300000.058311alcohol16.6420640.8105217.5550600.062344malic_acid7.8461861.11261311.1480180.476164ash3.7735600.2737562.6581400.115665alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | - | | | | |
| RENDA BRUTO (R\$)2244.590000102.824379894.8300000.058311alcohol16.6420640.8105217.5550600.062344malic_acid7.8461861.11261311.1480180.476164ash3.7735600.2737562.6581400.115665alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | TUTAL (R\$) | 1689.34000 | 0 1694.84625 | 51 1777.2800 | 00 |
| RENDA BRUTO (R\$)2244.590000102.824379894.8300000.058311alcohol16.6420640.8105217.5550600.062344malic_acid7.8461861.11261311.1480180.476164ash3.7735600.2737562.6581400.115665alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | | max | std | range | coef_var |
| malic_acid7.8461861.11261311.1480180.476164ash3.7735600.2737562.6581400.115665alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | RENDA BRUTO (R\$) | 2244.590000 | 102.824379 | _ | 0.058311 |
| malic_acid7.8461861.11261311.1480180.476164ash3.7735600.2737562.6581400.115665alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | alcohol | 16.642064 | 0.810521 | 7.555060 | 0.062344 |
| ash3.7735600.2737562.6581400.115665alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | malic acid | 7.846186 | | 11.148018 | 0.476164 |
| alcalinity_of_ash36.9639263.33678832.3862120.171128magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | | 3.773560 | 0.273756 | 2.658140 | 0.115665 |
| magnesium166.97816814.251880136.8397870.142889total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | alcalinity of ash | | | | 0.171128 |
| total_phenols5.4156460.6239295.8486740.271837flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | • | | 14.251880 | 136.839787 | |
| flavanoids6.7862430.9963539.4411550.491312nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | _ | | | | |
| nonflavanoid_phenols0.9656800.1241461.2559280.343121proanthocyanins4.3773660.5716685.5022410.359411color_intensity16.7958672.31228122.4769480.457023hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | - - | | | | |
| proanthocyanins 4.377366 0.571668 5.502241 0.359411 color_intensity 16.795867 2.312281 22.476948 0.457023 hue 1.965102 0.227787 2.021532 0.237892 od280/od315_of_diluted_wines 6.255720 0.707776 7.194398 0.270922 proline 2195.550672 314.018204 2968.152427 0.420178 | | | | | |
| color_intensity 16.795867 2.312281 22.476948 0.457023 hue 1.965102 0.227787 2.021532 0.237892 od280/od315_of_diluted_wines 6.255720 0.707776 7.194398 0.270922 proline 2195.550672 314.018204 2968.152427 0.420178 | - | | | | |
| hue1.9651020.2277872.0215320.237892od280/od315_of_diluted_wines6.2557200.7077767.1943980.270922proline2195.550672314.0182042968.1524270.420178 | - | | | | |
| od280/od315_of_diluted_wines 6.255720 0.707776 7.194398 0.270922 proline 2195.550672 314.018204 2968.152427 0.420178 | <u>-</u> | | | | |
| proline 2195.550672 314.018204 2968.152427 0.420178 | | | | | |
| • | | | | | |
| | - | | | | |

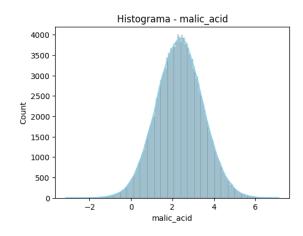
CONTAS VIP

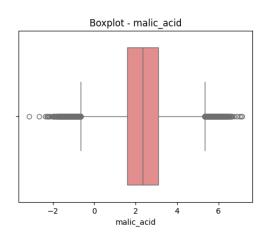


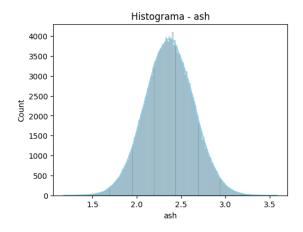


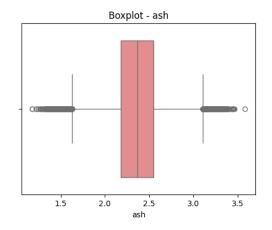


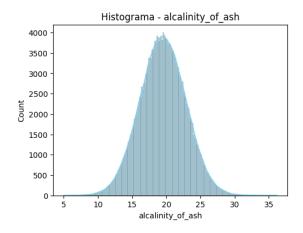


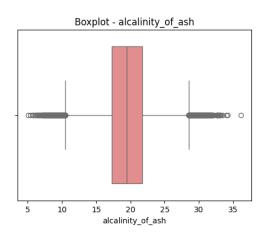


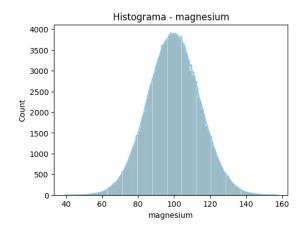


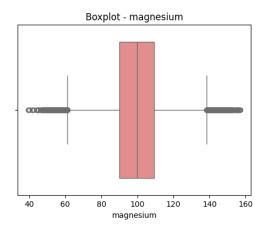


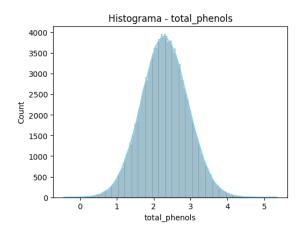


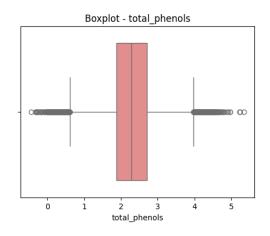


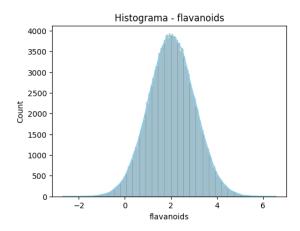


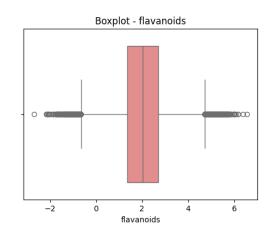


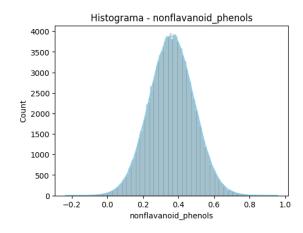


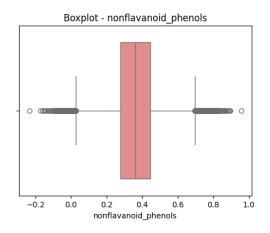


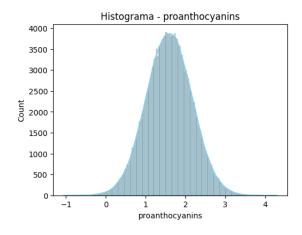


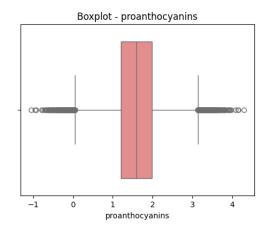


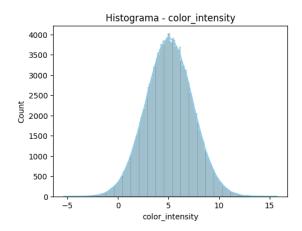


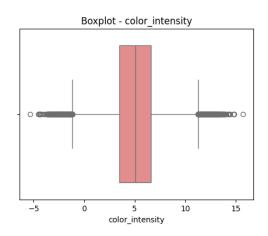


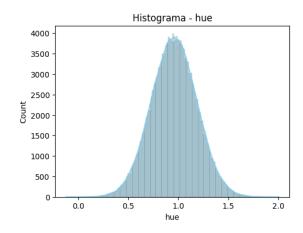


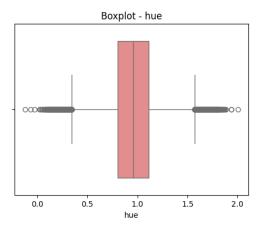


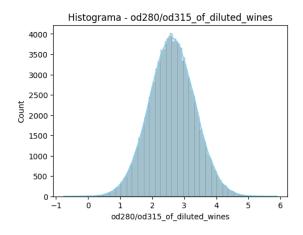


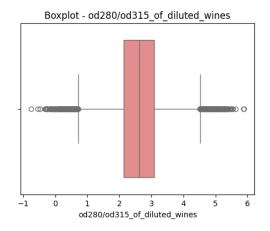


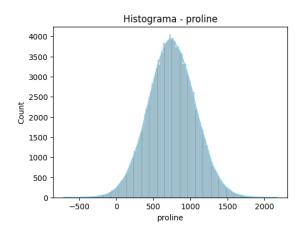


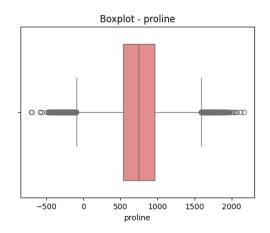


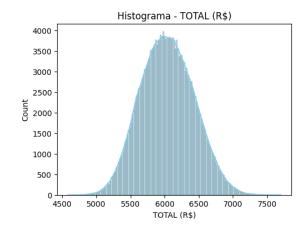


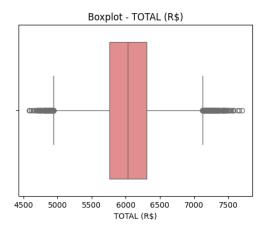










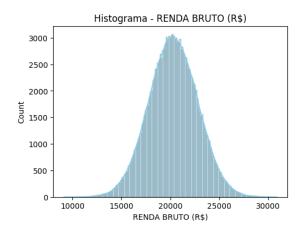


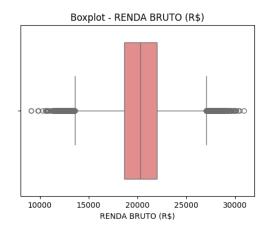
RENDA BRUTO (R\$)

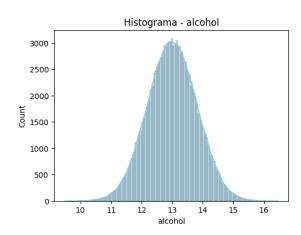
min 25% mode \
5002.530000 6095.490000 6194.330000

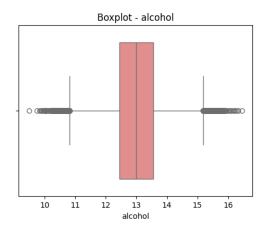
| -1 | 0 406107 | 12.451548 | 0 406107 | |
|------------------------------|--------------|--------------|-------------|----------|
| alcohol | 9.496197 | | 9.496197 | |
| malic_acid | -3.140087 | 1.589257 | -3.140087 | |
| ash | 1.176448 | 2.182478 | 1.176448 | |
| alcalinity_of_ash | 5.033870 | 17.251577 | 5.033870 | |
| magnesium | 39.401777 | 90.151844 | 39.401777 | |
| total_phenols | -0.440669 | 1.872996 | -0.440669 | |
| flavanoids | -2.690146 | 1.357685 | -2.690146 | |
| nonflavanoid_phenols | -0.234138 | 0.277577 | -0.234138 | |
| proanthocyanins | -1.053812 | 1.204832 | -1.053812 | |
| color_intensity | -5.360719 | 3.506455 | -5.360719 | |
| hue | -0.123197 | 0.803443 | -0.123197 | |
| od280/od315_of_diluted_wines | -0.754779 | 2.137893 | -0.754779 | |
| proline | -706.109070 | 537.416901 | -706.109070 | |
| TOTAL (R\$) | 4583.860000 | 5763.620000 | 6012.060000 | |
| | 50% (mediana |) mea | n 7 | 5% \ |
| RENDA BRUTO (R\$) | 6288.64000 | | | |
| alcohol | 13.00041 | | | |
| malic_acid | 2.34253 | | | |
| ash | 2.36659 | | | |
| alcalinity_of_ash | 19.49573 | | | |
| magnesium | 99.77274 | | | |
| total_phenols | 2.29289 | | | |
| flavanoids | 2.02745 | | | |
| nonflavanoid_phenols | 0.36159 | | | |
| - | 1.59078 | | | |
| proanthocyanins | | | | |
| color_intensity | 5.06133 | | | |
| hue | 0.95731 | | | |
| od280/od315_of_diluted_wines | 2.61337 | | | |
| proline | 746.76135 | | | |
| TOTAL (R\$) | 6031.84500 | 0 6039.95480 | 0 6309.1325 | 00 |
| | max | std | range | coef_var |
| RENDA BRUTO (R\$) | 7624.340000 | 287.165282 | 2621.810000 | 0.045656 |
| alcohol | 16.762974 | 0.810461 | 7.266777 | 0.062344 |
| malic_acid | 7.134795 | 1.111215 | 10.274882 | 0.474769 |
| ash | 3.583718 | 0.272967 | 2.407271 | 0.115344 |
| alcalinity_of_ash | 36.170106 | 3.332793 | 31.136236 | 0.170950 |
| magnesium | 157.170770 | 14.273178 | 117.768992 | 0.143038 |
| total_phenols | 5.347375 | 0.625322 | 5.788045 | 0.272486 |
| flavanoids | 6.555086 | 0.996001 | 9.245233 | 0.490667 |
| nonflavanoid_phenols | 0.957806 | 0.124479 | 1.191944 | 0.344221 |
| proanthocyanins | 4.297961 | 0.570752 | 5.351773 | 0.358622 |
| color_intensity | 15.726513 | 2.303562 | 21.087231 | 0.455065 |
| hue | 2.005302 | 0.227774 | 2.128499 | 0.237917 |
| od280/od315_of_diluted_wines | 5.891900 | 0.706986 | 6.646679 | 0.270426 |
| proline | 2168.076337 | 313.871527 | 2874.185407 | 0.419679 |
| TOTAL (R\$) | 7702.570000 | 386.656261 | 3118.710000 | 0.064016 |

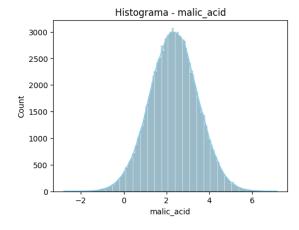
CONTAS PRIME

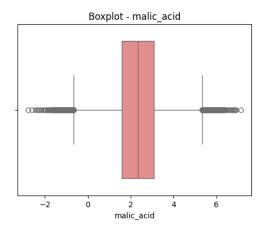


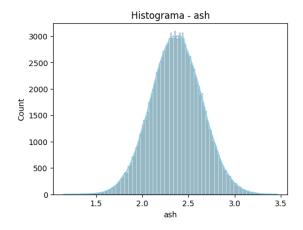


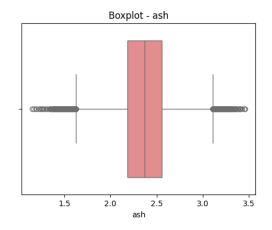


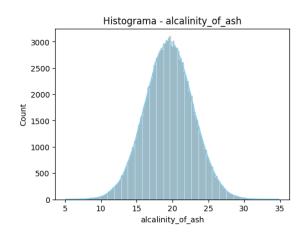


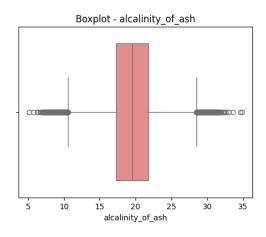


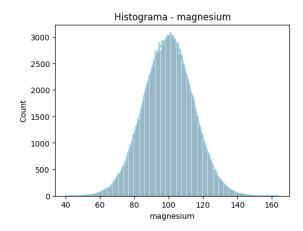


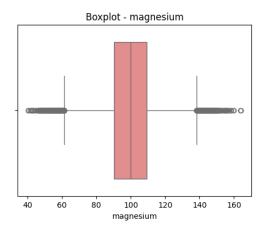


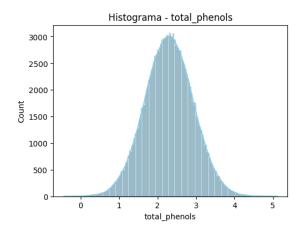


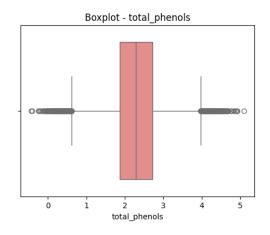


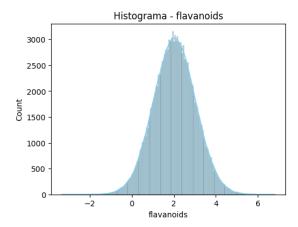


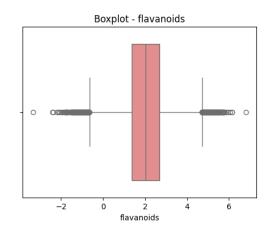


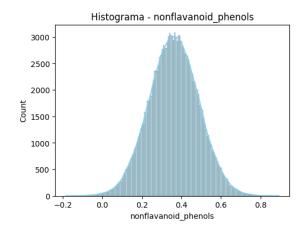


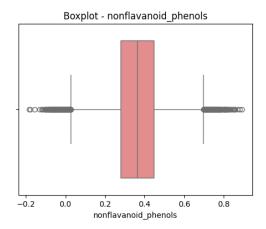


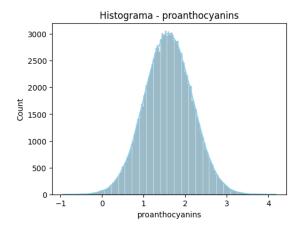


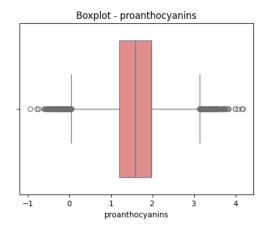


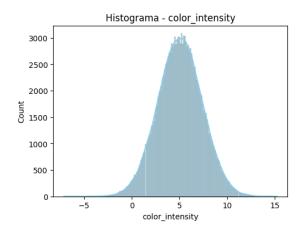


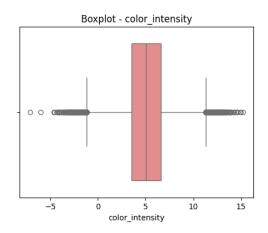


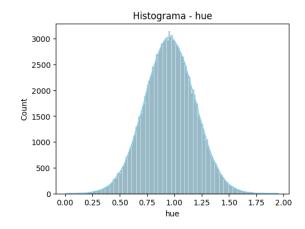


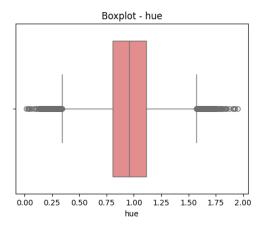


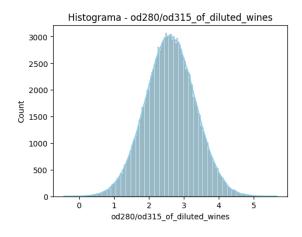


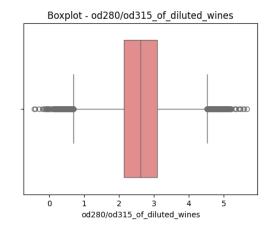


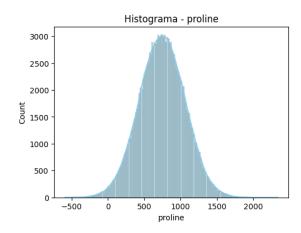


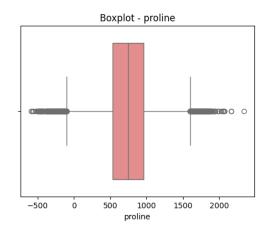


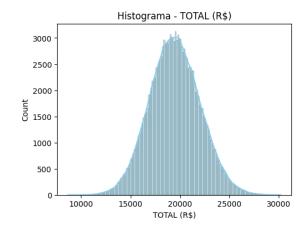


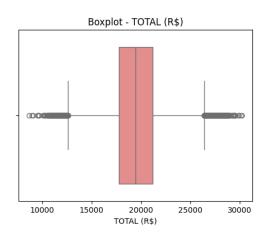












RENDA BRUTO (R\$)

min 25% mode \
9109.150000 18625.227500 19452.490000

| alcohol | 9.491342 | 12.456516 | 9.491342 | |
|------------------------------|---------------|--------------|----------------|---|
| malic_acid | -2.791511 | 1.583789 | -2.791511 | |
| ash | 1.150600 | 2.182884 | 1.150600 | |
| alcalinity_of_ash | 5.131915 | 17.265249 | 5.131915 | |
| magnesium | 40.237320 | 90.105671 | 40.237320 | |
| total_phenols | -0.436336 | 1.874848 | -0.436336 | |
| flavanoids | -3.335472 | 1.357189 | -3.335472 | |
| nonflavanoid_phenols | -0.183797 | 0.277970 | -0.183797 | |
| proanthocyanins | -0.943546 | 1.205239 | -0.943546 | |
| color_intensity | -7.115501 | 3.493126 | -7.115501 | |
| • | 0.013845 | 0.803686 | 0.013845 | |
| hue | | | | |
| od280/od315_of_diluted_wines | -0.434597 | 2.133665 | -0.434597 | |
| proline | -591.420474 | 534.258725 | -591.420474 | |
| TOTAL (R\$) | 8661.060000 | 17755.622500 | 19078.820000 | |
| | 50% (mediana) | mear | n 75% | \ |
| RENDA BRUTO (R\$) | 20297.355000 | | | , |
| alcohol | 13.000358 | | | |
| malic_acid | 2.337123 | | | |
| ash | 2.367402 | | | |
| | 19.511490 | | | |
| alcalinity_of_ash | | | | |
| magnesium | 99.807489 | | | |
| total_phenols | 2.294704 | | | |
| flavanoids | 2.029624 | | | |
| nonflavanoid_phenols | 0.361814 | | | |
| proanthocyanins | 1.591227 | | | |
| color_intensity | 5.053353 | | | |
| hue | 0.957701 | | | |
| od280/od315_of_diluted_wines | 2.610902 | 2.611391 | 3.090800 | |
| proline | 746.959177 | 746.686730 | 959.693911 | |
| TOTAL (R\$) | 19457.480000 | 19497.628812 | 2 21205.392500 | |
| | | | , | |
| (-4) | max | std | range \ | |
| RENDA BRUTO (R\$) | 30912.290000 | 2487.948758 | 21803.140000 | |
| alcohol | 16.459082 | 0.806190 | 6.967739 | |
| malic_acid | 7.151682 | 1.115649 | 9.943193 | |
| ash | 3.457455 | 0.273644 | 2.306855 | |
| alcalinity_of_ash | 34.853497 | 3.329528 | 29.721582 | |
| magnesium | 164.103639 | 14.259441 | 123.866319 | |
| total_phenols | 5.102777 | 0.624108 | 5.539113 | |
| flavanoids | 6.810544 | 0.995221 | 10.146016 | |
| nonflavanoid_phenols | 0.892582 | 0.124056 | 1.076379 | |
| proanthocyanins | 4.181389 | 0.570934 | 5.124935 | |
| color_intensity | 15.205711 | 2.315598 | 22.321212 | |
| hue | 1.951845 | 0.228207 | 1.938000 | |
| od280/od315_of_diluted_wines | 5.668435 | 0.709251 | 6.103031 | |
| proline | 2342.569670 | 313.753599 | 2933.990143 | |
| TOTAL (R\$) | 30230.950000 | 2548.757117 | 21569.890000 | |
| | | | | |

```
coef_var
     RENDA BRUTO (R$)
                                    0.122528
     alcohol
                                    0.062002
     malic_acid
                                    0.477489
                                    0.115574
     alcalinity_of_ash
                                    0.170686
     magnesium
                                    0.142976
     total_phenols
                                    0.271912
     flavanoids
                                    0.490295
     nonflavanoid_phenols
                                    0.342933
     proanthocyanins
                                    0.358778
     color_intensity
                                    0.458384
                                    0.238255
     od280/od315_of_diluted_wines
                                    0.271599
     proline
                                    0.420194
     TOTAL (R$)
                                    0.130721
[40]: help(AtividadeA2_1)
     Help on function AtividadeA2_1 in module __main__:
     AtividadeA2_1()
         HELP: Solução da etapa A2.1
         Analisa variáveis quantitativas gerando:
           - min
           - std
           - 25%
           - mode
           - 50%
           - mean
           - 75%
           - range
           - max
           - coeficiente de variação
           - histograma
```

3.2.2 Atividade A2.2: Analisar as variáveis Qualitativas

- boxplot

```
[41]: def pareto(table, column, title):
    """

    Gera o Diagrama de Pareto e exibe a tabela de frequências:
    - Frequência Absoluta
    - Frequência Relativa (%)
    - Frequência Acumulada (%)
    """
```

```
from matplotlib.ticker import PercentFormatter
    # Contagem
    se = table[column].value_counts()
    df = pd.DataFrame({
        "Categoria": se.index,
        "Frequência Absoluta": se.values
    })
    df["Frequência Relativa (%)"] = round(df["Frequência Absoluta"] /__

df["Frequência Absoluta"].sum() * 100, 2)
    df["Frequência Acumulada (%)"] = round(df["Frequência Absoluta"].cumsum() / ___

df["Frequência Absoluta"].sum() * 100, 2)
    # Ordenar por frequência
    df = df.sort_values(by="Frequência Absoluta", ascending=False).
 →reset_index(drop=True)
    # Gráfico de Pareto
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,5))
    ax2 = ax.twinx()
    ax.bar(df["Categoria"], df["Frequência Absoluta"], color="CO")
    ax2.plot(df["Categoria"], df["Frequência Acumulada (%)"], color="C1", __
 →marker="D", ms=7)
    ax2.yaxis.set_major_formatter(PercentFormatter())
    ax.tick_params(axis="y", colors="CO")
    ax2.tick_params(axis="y", colors="C1")
    if column == 'OPINIÃO DO CLIENTE':
        ax.set_xticks(range(len(df["Categoria"])))
        ax.set_xticklabels(df["Categoria"], rotation=90, ha='right')
    plt.title(f"DIAGRAMA DE PARETO - {column.replace('NOME','')} - {title}")
    plt.show()
    # Exibir tabelinha
    print(f"\n Tabela de Frequências - {column.replace('NOME','')}")
    display(df)
    #return df
def AtividadeA2_2():
    HELP: Solução da etapa A2.2
    Analisa variáveis qualitativas gerando:
      - Frequência absoluta e relativa
```

```
- Gráfico de Pareto
    - Boxplot (relacionando qualitativas com TOTAL (R$))
  colunas_qualitativas = [
      'NOME REGIÃO',
      'NOME SEXO',
      #'NOME TIPO DA CONTA',
      'NOME ESTADO CIVIL',
      'NOTA OPINIÃO',
  ]
  print("CONTAS ESSENTIAL")
  for col in colunas_qualitativas:
      pareto(df_essential,col,'Contas ESSENTIAL')
      plt.figure(figsize=(8,5))
      sns.boxplot(x=col, y='TOTAL (R$)', data=df_essential, hue=col,__
→palette="pastel")
      plt.title(f"Boxplot de TOTAL (R$) por {col.replace('NOME','')} - Contas__
⇒ESSENTIAL")
      if col == 'OPINIÃO DO CLIENTE':
          plt.xticks(rotation=90)
      plt.show()
  print("\n\nCONTAS VIP")
  for col in colunas_qualitativas:
      pareto(df_vip,col,'Contas VIP')
      plt.figure(figsize=(8,5))
      sns.boxplot(x=col, y='TOTAL (R$)', data=df_essential, hue=col,_
→palette="pastel")
      plt.title(f"Boxplot de TOTAL (R$) por {col.replace('NOME','')} - Contas_
⇔VIP")
      if col == 'OPINIÃO DO CLIENTE':
          plt.xticks(rotation=90)
      plt.show()
  print("\n\nCONTAS PRIME")
  for col in colunas_qualitativas:
      pareto(df_prime,col,'Contas PRIME')
      plt.figure(figsize=(8,5))
      sns.boxplot(x=col, y='TOTAL (R$)', data=df_prime, hue=col,__
→palette="pastel")
      plt.title(f"Boxplot de TOTAL (R$) por {col.replace('NOME','')} - Contasu
⇔PRIME")
```

```
if col == 'OPINIÃO DO CLIENTE':
    plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
```

[42]: AtividadeA2_2()

CONTAS ESSENTIAL

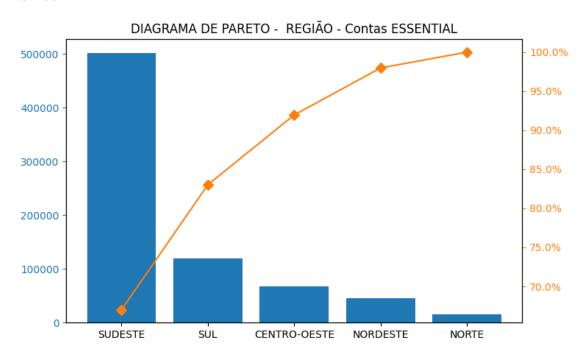
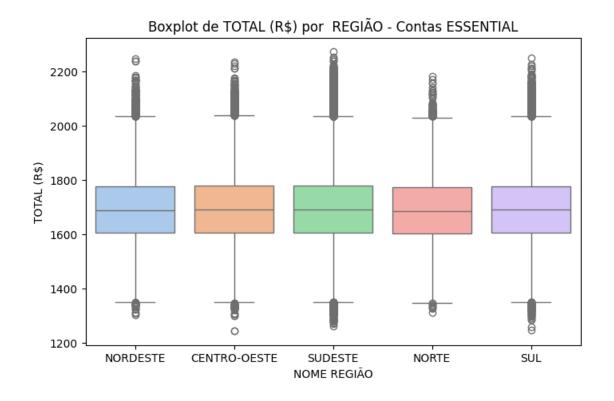


Tabela de Frequências - REGIÃO

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | \ |
|---|--------------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | SUDESTE | 502527 | 67.00 | |
| 1 | SUL | 120116 | 16.02 | |
| 2 | CENTRO-OESTE | 67041 | 8.94 | |
| 3 | NORDESTE | 45160 | 6.02 | |
| 4 | NORTE | 15156 | 2.02 | |

| | Frequência | Acumulada (%) |
|---|------------|---------------|
| 0 | | 67.00 |
| 1 | | 83.02 |
| 2 | | 91.96 |
| 3 | | 97.98 |
| 4 | | 100.00 |



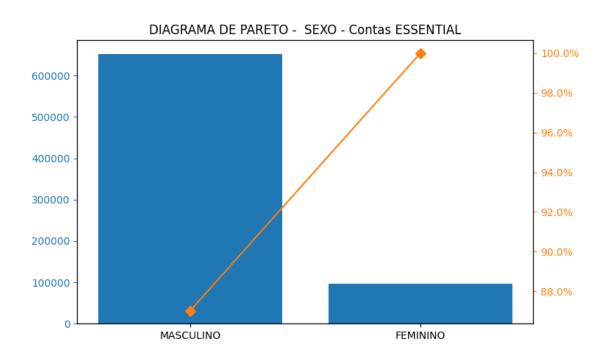
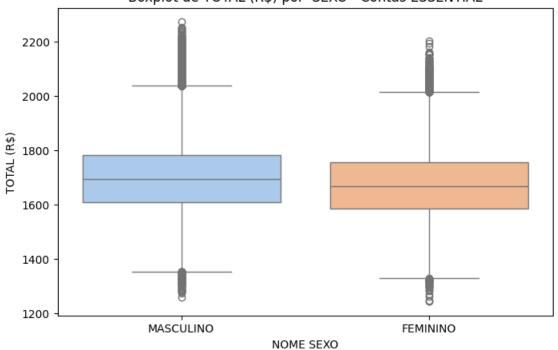


Tabela de Frequências - SEXO

Categoria Frequência Absoluta Frequência Relativa (%) \
0 MASCULINO 652618 87.02
1 FEMININO 97382 12.98

Frequência Acumulada (%)
0 87.02
1 100.00

Boxplot de TOTAL (R\$) por SEXO - Contas ESSENTIAL



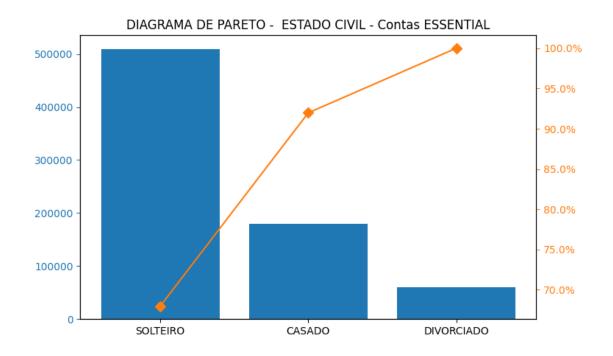
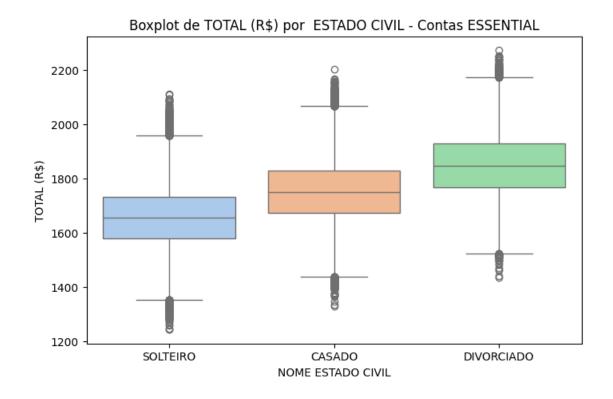


Tabela de Frequências - ESTADO CIVIL

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | \ |
|---|------------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | SOLTEIRO | 509659 | 67.95 | |
| 1 | CASADO | 180139 | 24.02 | |
| 2 | DIVORCIADO | 60202 | 8.03 | |

Frequência Acumulada (%) 0 67.95 1 91.97 2 100.00



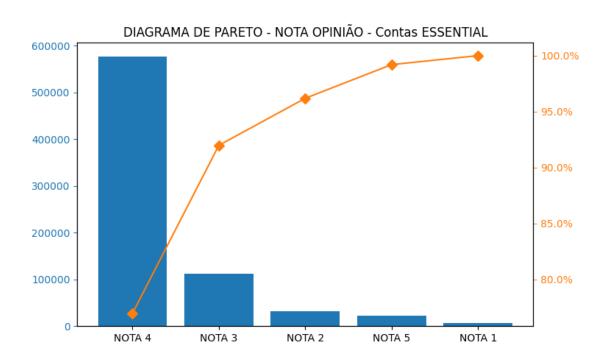
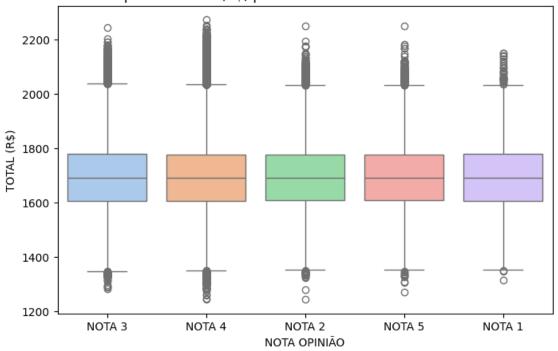


Tabela de Frequências - NOTA OPINIÃO

| Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | ١ |
|-----------|--------------------------------------|---|---|
| NOTA 4 | 577383 | 76.98 | |
| NOTA 3 | 112568 | 15.01 | |
| NOTA 2 | 31508 | 4.20 | |
| NOTA 5 | 22547 | 3.01 | |
| NOTA 1 | 5994 | 0.80 | |
| | NOTA 4 NOTA 3 NOTA 2 NOTA 5 | NOTA 4 577383 NOTA 3 112568 NOTA 2 31508 NOTA 5 22547 | NOTA 3 112568 15.01 NOTA 2 31508 4.20 NOTA 5 22547 3.01 |

Frequência Acumulada (%) 0 76.98 1 91.99 2 96.19 3 99.20 4 100.00

Boxplot de TOTAL (R\$) por NOTA OPINIÃO - Contas ESSENTIAL



CONTAS VIP

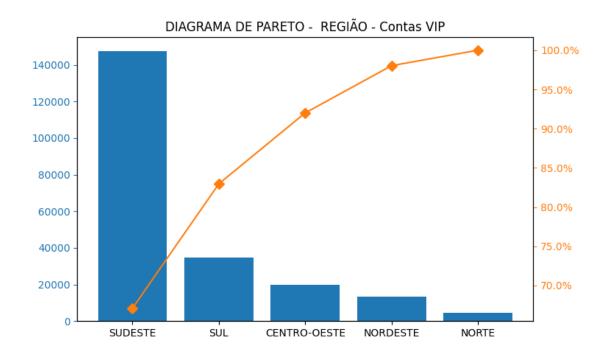
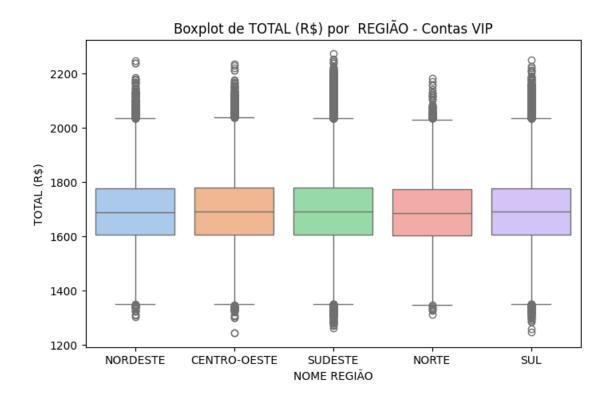


Tabela de Frequências - REGIÃO

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) \ |
|---|--------------|---------------------|---------------------------|
| 0 | SUDESTE | 147613 | 67.10 |
| 1 | SUL | 34919 | 15.87 |
| 2 | CENTRO-OESTE | 19891 | 9.04 |
| 3 | NORDESTE | 13233 | 6.02 |
| 4 | NORTE | 4344 | 1.97 |

| | Frequência | Acumulada (%) |
|---|------------|---------------|
| 0 | | 67.10 |
| 1 | | 82.97 |
| 2 | | 92.01 |
| 3 | | 98.03 |
| 4 | | 100.00 |



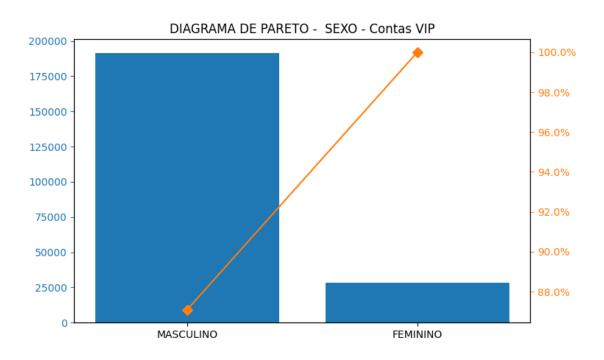
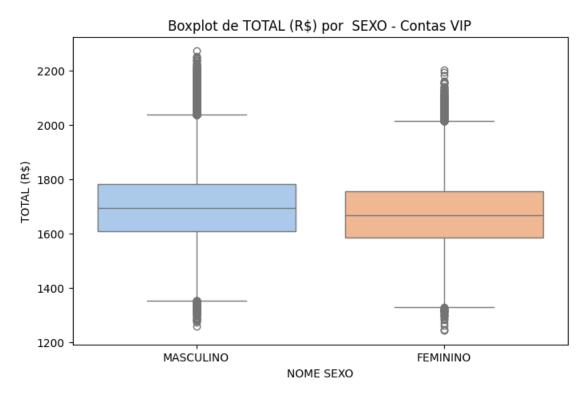


Tabela de Frequências - SEXO

```
Categoria Frequência Absoluta Frequência Relativa (%) \
0 MASCULINO 191594 87.09
1 FEMININO 28406 12.91

Frequência Acumulada (%)
0 87.09
1 100.00
```



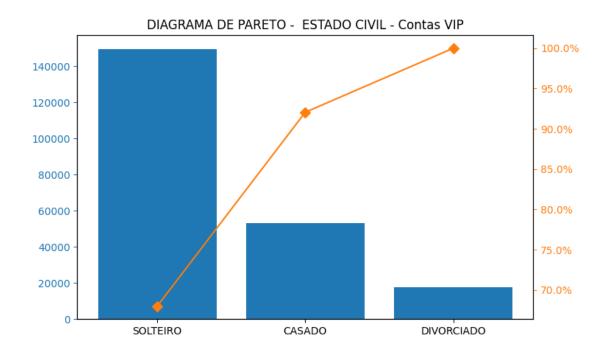
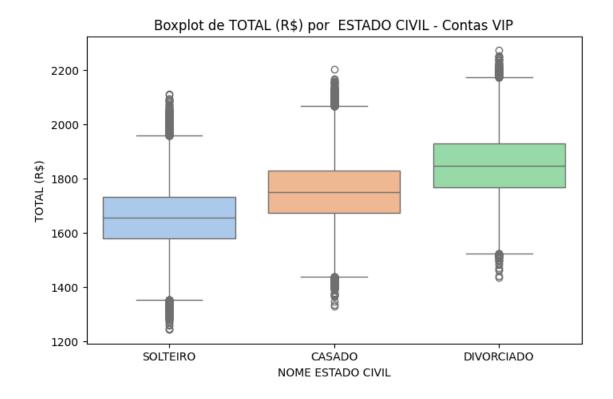


Tabela de Frequências - ESTADO CIVIL

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | \ |
|---|------------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | SOLTEIRO | 149560 | 67.98 | |
| 1 | CASADO | 52942 | 24.06 | |
| 2 | DIVORCIADO | 17498 | 7.95 | |

| | Frequência | Acumulada | (%) |
|---|------------|-----------|------|
| 0 | | 67 | .98 |
| 1 | | 92 | 2.05 |
| 2 | | 100 | . 00 |



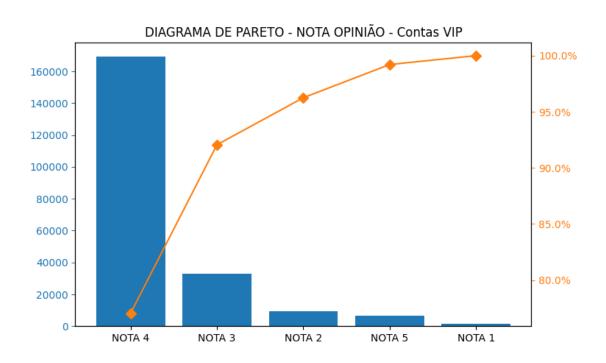
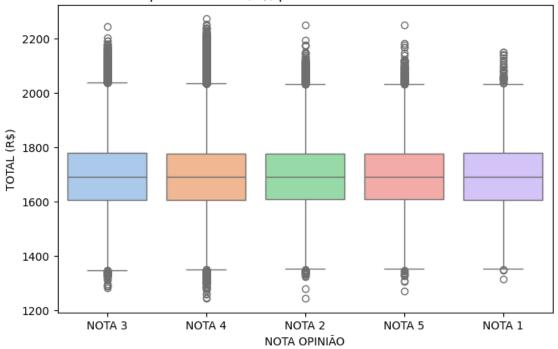


Tabela de Frequências - NOTA OPINIÃO

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | ١ |
|---|-----------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | NOTA 4 | 169477 | 77.04 | |
| 1 | NOTA 3 | 33059 | 15.03 | |
| 2 | NOTA 2 | 9216 | 4.19 | |
| 3 | NOTA 5 | 6518 | 2.96 | |
| 4 | NOTA 1 | 1730 | 0.79 | |

Frequência Acumulada (%) 0 77.04 1 92.06 2 96.25 3 99.21 4 100.00

Boxplot de TOTAL (R\$) por NOTA OPINIÃO - Contas VIP



CONTAS PRIME

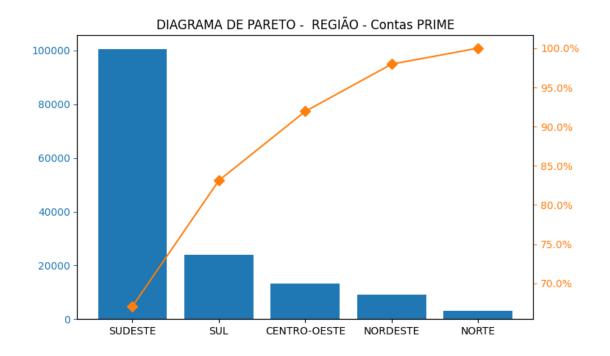
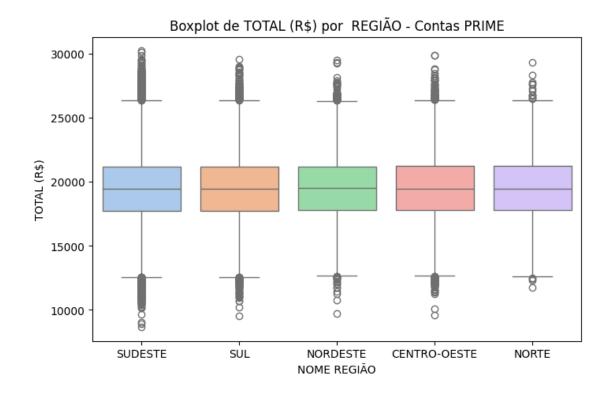


Tabela de Frequências - REGIÃO

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | \ |
|---|--------------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | SUDESTE | 100631 | 67.09 | |
| 1 | SUL | 24062 | 16.04 | |
| 2 | CENTRO-OESTE | 13212 | 8.81 | |
| 3 | NORDESTE | 9052 | 6.03 | |
| 4 | NORTE | 3043 | 2.03 | |

| | Frequência | Acumulada (%) |
|---|------------|---------------|
| 0 | | 67.09 |
| 1 | | 83.13 |
| 2 | | 91.94 |
| 3 | | 97.97 |
| 4 | | 100.00 |



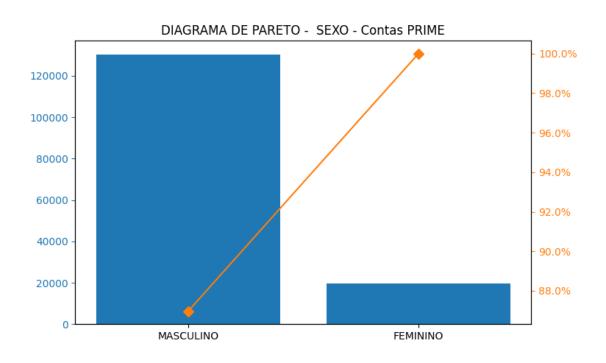
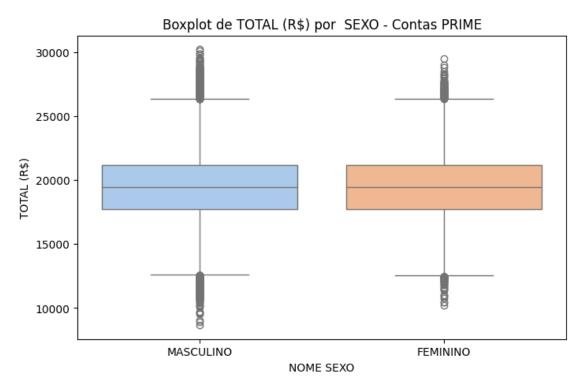


Tabela de Frequências - SEXO

```
Categoria Frequência Absoluta Frequência Relativa (%) \
0 MASCULINO 130433 86.96
1 FEMININO 19567 13.04

Frequência Acumulada (%)
0 86.96
1 100.00
```



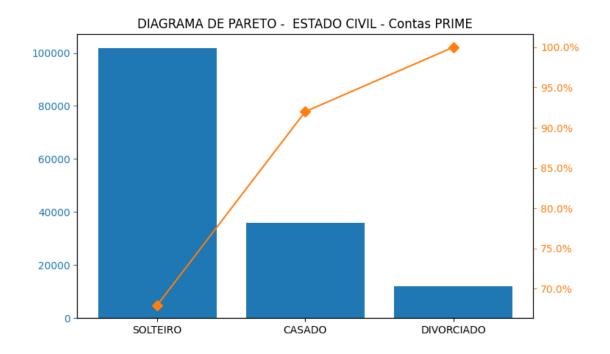
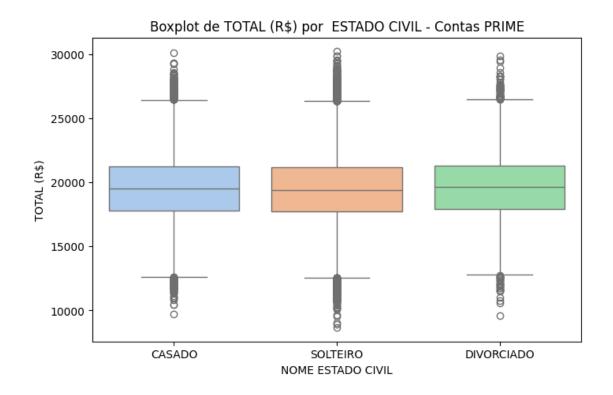


Tabela de Frequências - ESTADO CIVIL

| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | \ |
|---|------------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | SOLTEIRO | 101927 | 67.95 | |
| 1 | CASADO | 36073 | 24.05 | |
| 2 | DIVORCIADO | 12000 | 8.00 | |

Frequência Acumulada (%) 0 67.95 1 92.00 2 100.00



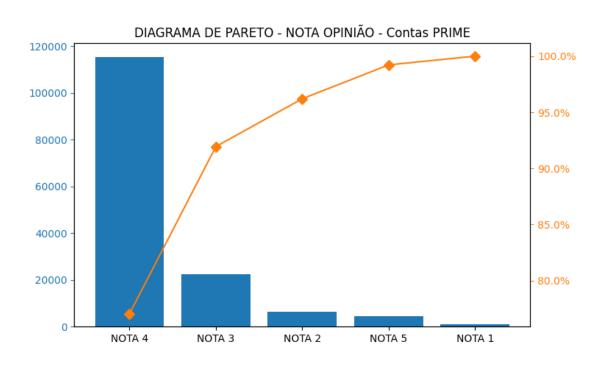


Tabela de Frequências - NOTA OPINIÃO

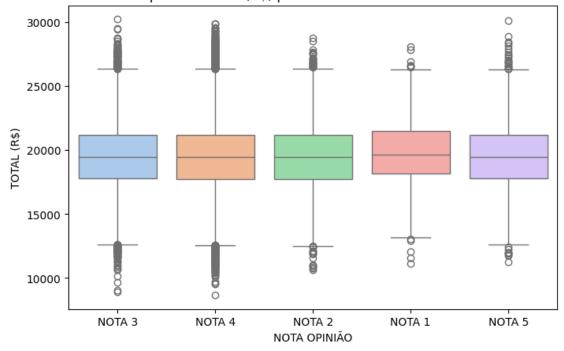
| | Categoria | Frequência Absoluta | Frequência Relativa (%) | \ |
|---|-----------|---------------------|-------------------------|---|
| 0 | NOTA 4 | 115540 | 77.03 | |
| 1 | NOTA 3 | 22373 | 14.92 | |
| 2 | NOTA 2 | 6380 | 4.25 | |
| 3 | NOTA 5 | 4535 | 3.02 | |
| 4 | NOTA 1 | 1172 | 0.78 | |

100.00

Frequência Acumulada (%) 0 77.03 1 91.94 2 96.20 3 99.22

4

Boxplot de TOTAL (R\$) por NOTA OPINIÃO - Contas PRIME



[43]: help(AtividadeA2_2)

Help on function AtividadeA2_2 in module __main__:

AtividadeA2_2()

HELP: Solução da etapa A2.2

Analisa variáveis qualitativas gerando:

- Frequência absoluta e relativa
- Gráfico de Pareto
- Boxplot (relacionando qualitativas com TOTAL (R\$))

3.3 Atividade A3: Resultado da Pesquisa de Satisfação

Fazer o resultado da Pesquisa de satisfação do cliente em porcentagem (%): * Geral * Por Sexo

3.3.1 Atividade A3.1: Discretizar a Variável Qualitativa (OPINIÃO DO CLIENTE)

- Nota 1
 - "Tive uma experiência ruim com a UVVine"
 - "Produto chegou atrasado na UVVine"
 - "Não gostei do atendimento na UVVine"
 - "Senti que faltou qualidade no atendimento da UVVine"
- Nota 2
 - "Serviço deixou a desejar na UVVine":
 - "Foi aceitável, esperava mais da UVVine"
 - "Razoável, com margem de melhora no preço médio da UVVine"
 - "Atendimento comum, poderia melhorar em cordialidade a UVVine"
 - "Experiência regular, não atendeu a política de cashback da UVVine"
 - "Nada demais, serviço regular na UVVine"
- Nota 3
 - "Foi indiferente minha experiência com a UVVine"
 - "Compro exponenciamente, opinião neutra sobre UVVine"
 - "Não tenho muito a dizer sobre a UVVine"
 - "Nada digno de nota com a UVVine"
 - "Sem opinião formada sobre a UVVine"
- Nota 4
 - "Funcionou bem e me atendeu no prazo certo a UVVine"
 - "Entrega foi boa e rápida na UVVine"
 - "Fiquei satisfeito com o serviço da UVVine"
 - "Gostei do atendimento prestado pela UVVine"
 - "Serviço eficiente, recomendo o clube: UVVine"
- Nota 5
 - "Ótimo! Tudo ocorreu maravilhosamente bem com a UVVine"
 - "Produto perfeito, chegou antes do prazo de previsão. Top demais a UVVine"
 - "Servico impecável, adorei o clube: UVVine"
 - "Excelente experiência, recomendo muito a UVVine"
 - "Superou expectativas o atendimento na UVVine"

[44]: def AtividadeA3 1():

11 11 11

HELP: Solução da etapa A3.1

HHHHreturn df.loc[:,['OPINIÃO DO CLIENTE','NOTA OPINIÃO','NOTA OPINIÃO NUM']] [45]: AtividadeA3_1() [45]: OPINIÃO DO CLIENTE NOTA OPINIÃO \ 0 Compro exponenciamente, opinião neutra sobre U... NOTA 3 Compro exponenciamente, opinião neutra sobre U... NOTA 3 1 2 Foi indiferente minha experiência com a UVVine NOTA 3 3 Serviço eficiente, recomendo o clube: UVVine NOTA 4 4 Fiquei satisfeito com o serviço da UVVine NOTA 4 Gostei do atendimento prestado pela UVVine NOTA 4 1119995 1119996 Gostei do atendimento prestado pela UVVine NOTA 4 1119997 Entrega foi boa e rápida na UVVine NOTA 4 1119998 Funcionou bem e me atendeu no prazo certo a UV... NOTA 4 1119999 Nada digno de nota com a UVVine NOTA 3 NOTA OPINIÃO NUM 0 3 1 3 2 3 3 4 4 4 4 1119995 1119996 4 1119997 4 1119998 4

[1120000 rows x 3 columns]

3

1119999

3.3.2 Atividade A3.2: Análise Bootstrap do resultado da Pesquisa de Satisfação

```
[46]: def analisar_bootstrap_satisfacao(df, coluna="NOTA OPINIÃO NUM", name=None):
    """
    Faz análise bootstrap da pesquisa de satisfação:
        - Erro-Padrão
        - Intervalo de Confiança
        - Gráfico da distribuição bootstrap
    """
    dados = df[coluna]

# Gerador de números aleatórios fixo (para reprodutibilidade)
    rng = np.random.default_rng()
```

```
# Executa o bootstrap (usando média como métrica)
   res = bootstrap(
       data=(dados,),
       statistic=np.mean,
       confidence_level=0.90,
       random_state=rng
   )
   # Resultados
   se = res.standard error
   ci_low, ci_high = res.confidence_interval.low, res.confidence_interval.high
    # Exibe resultados
   print(f" RESULTADOS DA ANÁLISE BOOTSTRAP - PESQUISA DE SATISFAÇÃO -
 →{name}")
   print(f"Média das notas
                            : {np.mean(dados):.2f}")
   print(f"Erro-Padrão (SE)
                               : {se:.3f}")
   print(f"Intervalo de Confiança 90% : [{ci_low:.2f}, {ci_high:.2f}]")
   # Gráfico
   plt.figure(figsize=(8,5))
   plt.hist(res.bootstrap_distribution, bins=30, color="skyblue", __
 ⇔edgecolor="black", alpha=0.7)
   plt.axvline(ci_low, color="red", linestyle="--", label=f"Limite Inferior_u
 plt.axvline(ci_high, color="red", linestyle="--", label=f"Limite Superior_□
 plt.axvline(np.mean(dados), color="green", linestyle="-", label=f"Média_
 \hookrightarrow({np.mean(dados):.2f})")
   plt.title(f"Distribuição Bootstrap - Pesquisa de Satisfação - {name}")
   plt.xlabel("Média das Notas")
   plt.ylabel("Frequência")
   plt.legend()
   plt.show()
def AtividadeA3_2():
   HELP: Solução da etapa A3.2
   Fazer os Cálculos / Gráficos para determinar:
       - Erro-Padrão
        - Intervalo de Confiança
        - Gráfico da Análise Bootstrap dos resultados da Pesquisa de Satisfação.
   analisar_bootstrap_satisfacao(df_essential.sample(n=1000, replace=False),_
 ⇔name="Contas ESSENTIAL")
```

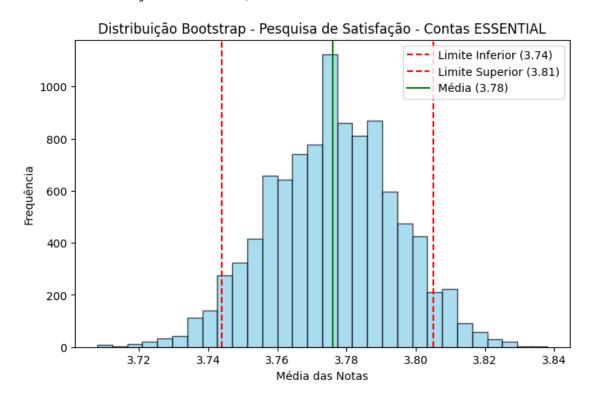
```
analisar_bootstrap_satisfacao(df_vip.sample(n=1000, replace=False), oname="Contas VIP")
analisar_bootstrap_satisfacao(df_prime.sample(n=1000, replace=False), oname="Contas PRIME")
```

[47]: AtividadeA3_2()

RESULTADOS DA ANÁLISE BOOTSTRAP - PESQUISA DE SATISFAÇÃO - Contas ESSENTIAL

Média das notas : 3.78 Erro-Padrão (SE) : 0.018

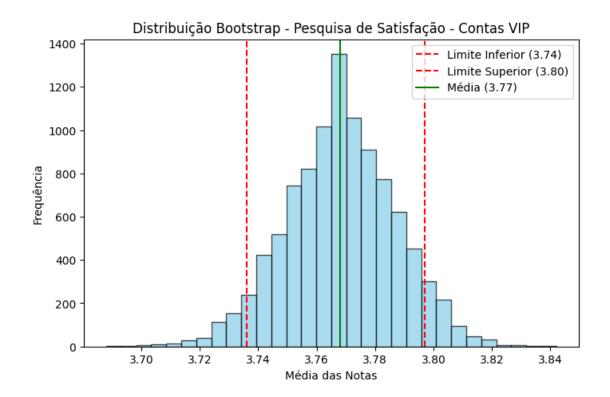
Intervalo de Confiança 90% : [3.74, 3.81]



RESULTADOS DA ANÁLISE BOOTSTRAP - PESQUISA DE SATISFAÇÃO - Contas VIP

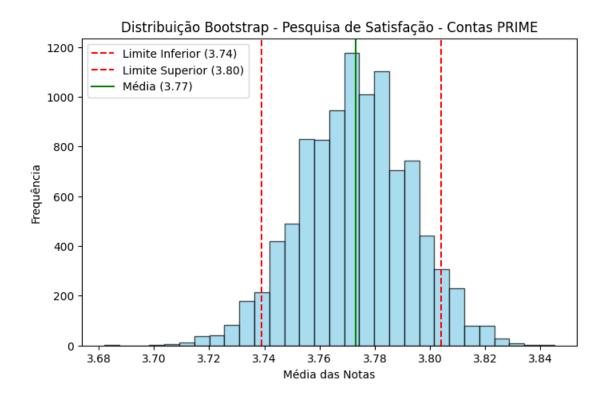
Média das notas : 3.77 Erro-Padrão (SE) : 0.019

Intervalo de Confiança 90% : [3.74, 3.80]



RESULTADOS DA ANÁLISE BOOTSTRAP - PESQUISA DE SATISFAÇÃO - Contas PRIME

Intervalo de Confiança 90% : [3.74, 3.80]



[48]: help(AtividadeA3_2)

Help on function AtividadeA3_2 in module __main__:

AtividadeA3_2()

HELP: Solução da etapa A3.2

Fazer os Cálculos / Gráficos para determinar:

- Erro-Padrão
- Intervalo de Confiança
- Gráfico da Análise Bootstrap dos resultados da Pesquisa de Satisfação.

3.3.3 Atividade A3.3: Resultado Final da Pesquisa de Satisfação

```
geral = geral.rename("Percentual (%)")
    print("=== RESULTADO GERAL ===")
    print(geral.round(2))
    print("\n")
    # POR SEXO
    por_sexo = (
        df.groupby("NOME SEXO")['NOTA OPINIÃO']
        .value counts(normalize=True)
        .mul(100)
        .rename("Percentual (%)")
        .reset index()
        .sort_values(["NOME SEXO", "NOTA OPINIÃO"])
    )
    print("=== RESULTADO POR SEXO ===")
    print(por_sexo.to_string(index=False))
    fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12,5))
    # Gráfico geral
    geral.plot(kind="bar", ax=axes[0], color="skyblue", edgecolor="black")
    axes[0].set title("Resultado Geral da Pesquisa de Satisfação (%)")
    axes[0].set_xlabel("Nota")
    axes[0].set ylabel("Percentual (%)")
    axes[0].set_xticklabels(axes[0].get_xticklabels(), rotation=0)
    # Gráfico por sexo (stacked bar)
    sexo = por_sexo.pivot(index="NOTA OPINIÃO", columns="NOME SEXO", L
 ⇔values="Percentual (%)")
    sexo.plot(kind="bar", ax=axes[1], edgecolor="black")
    axes[1].set_title("Resultado da Pesquisa por Sexo (%)")
    axes[1].set xlabel("Nota")
    axes[1].set_ylabel("Percentual (%)")
    axes[1].set_xticklabels(axes[1].get_xticklabels(), rotation=0)
    plt.tight_layout()
    plt.show()
def AtividadeA3_3():
    HELP: Solução da etapa A3.3
    Resultado Final da Pesquisa de satisfação do cliente em porcentagem (%):
        - Geral
        - Por Sexo
```

```
print("Contas ESSENTIAL\n")
resultado_final_satisfacao(df_essential)
print("\n\nContas VIP\n")
resultado_final_satisfacao(df_vip)
print("\n\nContas PRIME\n")
resultado_final_satisfacao(df_prime)
```

[50]: AtividadeA3_3()

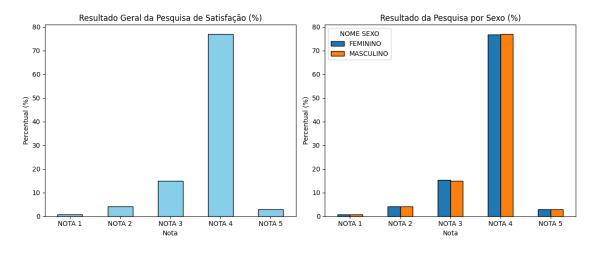
Contas ESSENTIAL

=== RESULTADO GERAL ===
NOTA OPINIÃO
NOTA 1 0.80
NOTA 2 4.20
NOTA 3 15.01
NOTA 4 76.98
NOTA 5 3.01

Name: Percentual (%), dtype: float64

=== RESULTADO POR SEXO ===

| NOME SEXO | NOTA | OPINIÂ | ΟŽ | Percentual (%) |
|-----------|------|--------|----|----------------|
| FEMININO | | NOTA | 1 | 0.804050 |
| FEMININO | | NOTA | 2 | 4.216385 |
| FEMININO | | NOTA | 3 | 15.246144 |
| FEMININO | | NOTA | 4 | 76.727732 |
| FEMININO | | NOTA | 5 | 3.005689 |
| MASCULINO | | NOTA | 1 | 0.798476 |
| MASCULINO | | NOTA | 2 | 4.198781 |
| MASCULINO | | NOTA | 3 | 14.973691 |
| MASCULINO | | NOTA | 4 | 77.022699 |
| MASCULINO | | NOTA | 5 | 3.006353 |



Contas VIP

=== RESULTADO GERAL ===

NOTA OPINIÃO

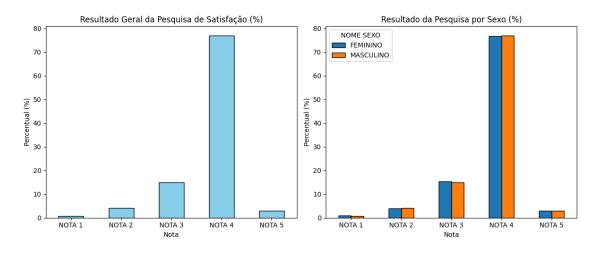
NOTA 5

NOTA 1 0.79 NOTA 2 4.19 NOTA 3 15.03 NOTA 4 77.04 2.96

Name: Percentual (%), dtype: float64

=== RESULTADO POR SEXO ===

| NOME | SEXO | NOTA | OPINIÃ | ΟĬ | Percentual (%) |
|-------|-------|------|--------|----|----------------|
| FEM: | ININO | | NOTA | 1 | 0.855453 |
| FEM: | ININO | | NOTA | 2 | 3.932268 |
| FEM: | ININO | | NOTA | 3 | 15.380553 |
| FEM: | ININO | | NOTA | 4 | 76.874604 |
| FEM: | ININO | | NOTA | 5 | 2.957122 |
| MASCU | JLINO | | NOTA | 1 | 0.776120 |
| MASCU | JLINO | | NOTA | 2 | 4.227168 |
| MASCU | JLINO | | NOTA | 3 | 14.974373 |
| MASCU | JLINO | | NOTA | 4 | 77.058781 |
| MASCU | JLINO | | NOTA | 5 | 2.963558 |



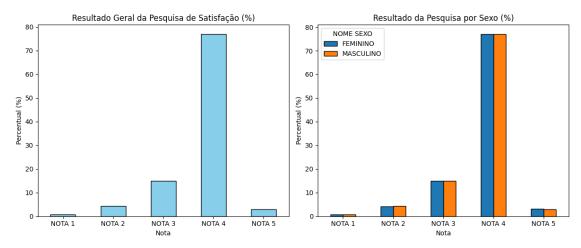
Contas PRIME

=== RESULTADO GERAL === NOTA OPINIÃO NOTA 1 0.78 NOTA 2 4.25 NOTA 3 14.92 NOTA 4 77.03 NOTA 5 3.02

Name: Percentual (%), dtype: float64

| === RESULTADO POR SEXO === | | | | | | |
|----------------------------|--------------|----------------|--|--|--|--|
| NOME SEXO | NOTA OPINIÃO | Percentual (%) | | | | |
| FEMININO | NOTA 1 | 0.781929 | | | | |
| FEMININO | NOTA 2 | 4.057853 | | | | |
| FEMININO | NOTA 3 | 14.994634 | | | | |
| FEMININO | NOTA 4 | 77.088976 | | | | |
| FEMININO | NOTA 5 | 3.076609 | | | | |
| MASCULINO | NOTA 1 | 0.781244 | | | | |
| MASCULINO | NOTA 2 | 4.282659 | | | | |

MASCULINO NOTA 3 14.903437 MASCULINO NOTA 4 77.017319 MASCULINO NOTA 5 3.015341



4 RELATÓRIO FINAL - PARTE 1

Fazer aqui o **RELATÓRIO FINAL - PARTE 1** com todas as conclusões e resultados que serão apresentados as gestores da **EMPRESA: UVVine**.

Segue detalhamento dos resultados das análises.

A1: Fica determinado os seguintes tamanhos de amostra:

- Entre 179.000 e 179.500 para dados de contas do tipo ESSENTIAL.
- Entre 51.700 e 52.000 para dados de contas do tipo VIP.
- Entre 34.000 e 34.500 para dados de contas do tipo PRIME.

A análise incial visual e de bootstrap indica que as amostras são Normais. Foi testado com e sem outliers, sem mudança significativa aparente.

Com relação aos outliers a análise sugere que não é necessário dropar os mesmos, são dados que fazem sentido no contexto do dataset e também não apresetam valores expressivos fora dos limites inferior e superior.

Para os testes de hipóteses foram feitos com e sem outliers afim de comprovar decisão de manter os dados. Segue resultados (separados por tipo de conta).

- Testes de Normalidade: Anderson, Shapiro e Agostino.
 Todos os testes resultaram em amostras não Gaussianas, indicando que os conjuntos não apresetam Normalidade.
- Testes de Independência: Pearson, Spearman, Kendall e Chi-Squared.

 Todos os testes resultaram em amostras independentes. Resultado positivo indicando que não há viés de confirmação entre as amostras.
- Testes de Distribuição: Mann-Whitney, t-test e ANOVA Todos os testes resultaram em amostras da mesma distribuição.
- $\bullet\,$ Testes de Médias amostrais: Teste T Todos os testes resultaram em amostras de média semelhante, sem divergência significativa.

Em resumo a amostragem foi positiva, considerando que apenas os testes de normalidade (Anderson, Shapiro e Agostino) falharam, o resultado geral é positivo. Possível explicação para a falha é o tamanho das amostras, dado que esses testes são sensíveis para grandes amostras - como é o caso desse projeto - mas não invalida as saídas positivas dos demais testes. Ainda considerando que visualmente as distribuições apresentam curvas suaves de Normalidade.

A2: Análises descritivas de variáveis quantitativas e qualitativas.

Para a análise quantitativa podemos perceber um comportamento muito semelhante entre todas as variáveis. Todas apresentam uma curva semelhante no gráfico e também possuem um baixo coeficiente de variação.

As variáveis qualitativas também apresentam comportamento semelhante mas dessa vez não entre as variáveis e sim entre os tipos de conta. Para cada conta é possível se observar um comportamento muito similar entre as variáveis. Mesmo que os valores possam variar bastante entre contas, há uma certa semelhança na distribuição.

A3: Pesquisa de satisfação.

É facilmente observável um comportamento muito semelhante entre os tipos de conta e também quando comparamos a distribuição das notas entre os sexos masculino e feminino. Ambos os sexos votam de forma semelhante independente do tipo de conta que estão atrelados.