

# Projeto Final: Análise e Predição da Satisfação de Clientes do Airbnb

## Grupo

Nome	RA				
Manoela Finotti	RA00319067				
Melissa Assis	RA00320501				

# Objetivo

Nós, como uma empresa de consultoria, temos como objetivo analisar e prever as satisfações de clientes que se hospedaram em Airbnbs a fim de disponibilizar tais análises e previsões para agências de turismo.

Temos um banco de dados com as informações necessarias para administrar nossos clientes (agências). A tabela 'Cliente' apresenta informações básicas destes, como nome, e-mail, endereço e método de pagamento. A tabela 'Pacote de Serviço' apresenta os pacotes disponíveis para as agências adquirirem, como o Ouro, Prata e Bronze, o valor e a quantidade de análises que a agência tem disponível por mês para solicitar. Já a tabela 'Análise', contém a cidade que o cliente tem interesse, a data e a quantidade de análises que foram feitas de fato.

Além disso, temos o dataset com os dados dos apartamentos/ casas de Airbnb, como o preço, tipo de quarto, capacidade de pessoas, satisfação dos clientes, entre outros... Tais informações serão importantes para uma análise exploratória dos dados, identificando o que mais influencia ou não na satisfação dos clientes, fazendo, assim, uma previsão com Machine Learning.

Dessa forma, utilizamos o dataset para prever a satisfação dos clientes de acordo com as características do Airbnb. Passamos essa análise para as agências de viagens (de acordo com o controle no banco de dados), que está interessada no resultado, para apresentar melhores opções de Airbnbs aos seus clientes (hóspedes).

### Importando Bibliotecas

```
In []: import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import mysql.connector
```

### Carregando o Dataset

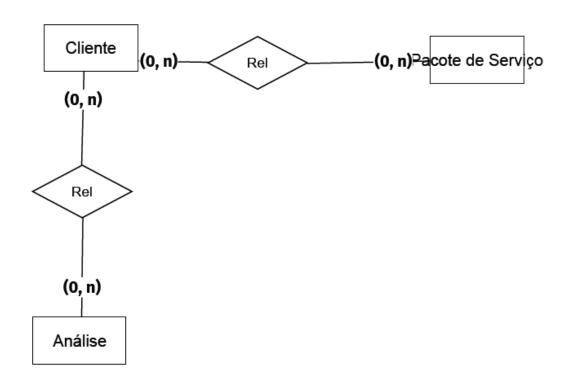
```
In [ ]: df = pd.read_csv('dataset.csv')
In [ ]: df.head()
```

#### Out[ ]:

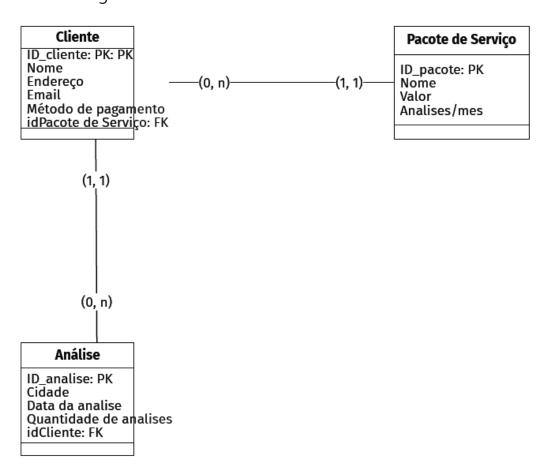
]:		City	Price	Day	Room Type	Shared Room		Person Capacity	Superhost	Multiple Rooms	Business	Cleanliness Rating	Guest Satisfaction	Bedrooms	
	0	Amsterdam	194.033698	Weekday	Private room	False	True	2.0	False	1	0	10.0	93.0	1	5
	1	Amsterdam	344.245776	Weekday	Private room	False	True	4.0	False	0	0	8.0	85.0	1	С
	2	Amsterdam	264.101422	Weekday	Private room	False	True	2.0	False	0	1	9.0	87.0	1	5
	3	Amsterdam	433.529398	Weekday	Private room	False	True	4.0	False	0	1	9.0	90.0	2	С
	4	Amsterdam	485.552926	Weekday	Private room	False	True	2.0	True	0	0	10.0	98.0	1	С

# Banco de Dados

### Modelo Conceitual



# Modelo Lógico



Modelo Físico

```
CREATE TABLE Pacote de Serviço (ID_pacote INT PRIMARY KEY,
Nome VARCHAR(5) NOT NULL,
Valor INT NOT NULL,
Analises/mes INT NOT NULL,
);
CREATE TABLE Análise (ID_analise INT PRIMARY KEY,
Cidade VARCHAR(10) NOT NULL,
Data da analise DATE NOT NULL,
Quantidade de analises INT NOT NULL,
idCliente INT,
);
CREATE TABLE Cliente (ID_cliente INT PRIMARY KEY,
Nome VARCHAR(30) NOT NULL,
Endereço VARCHAR(50) NOT NULL,
Email VARCHAR(50) NOT NULL',
Método de pagamento VARCHAR(10) NOT NULL,
idPacote de Serviço INT,
);
```

ALTER TABLE Análise ADD FOREIGN KEY(idCliente) REFERENCES Cliente (idCliente) ALTER TABLE Cliente ADD FOREIGN KEY(idPacote de Serviço) REFERENCES Pacote de Serviço (idPacote de Serviço)

#### Queries

Visualizando as tabelas

```
In [ ]: #tabela Cliente
    cliente = ("""SELECT * FROM Cliente""")
    executar_query(cliente)
```

```
ProgrammingError
                                          Traceback (most recent call last)
d:\Ciência de Dados e IA_PUC\1. Negócios\Projeto Final\projeto.ipynb Cell 21 in <cell line: 3>()
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=0'>1</a> #tabela Cliente
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=1'>2</a> cliente = ("""SELECT * FROM Cliente""")
----> <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=2'>3</a> executar_query(cliente)
d:\Ciência de Dados e IA_PUC\1. Negócios\Projeto Final\projeto.ipynb Cell 21 in executar_query(query)
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=1'>2</a> def executar_query(query):
----> <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=2'>3</a>
                                              con = mysql.connector.connect(user='sql10625864', password='9TIKAMFHsn',
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZ0%3D%3D?line=3'>4</a>
                                                                        host='sql10.freemysqlhosting.net',
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=4'>5</a>
                                                                        database='sql10625864')
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro</pre>
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=5'>6</a> cursor = con.cursor()
      <a href='vscode-notebook-cell:/d%3A/Ci%C3%AAncia%20de%20Dados%20e%20IA_PUC/1.%20Neg%C3%B3cios/Projeto%20Final/pro
jeto.ipynb#X26sZmlsZQ%3D%3D?line=6'>7</a> cursor.execute(query)
File ~\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.10_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python310\si
te-packages\mysql\connector\pooling.py:294, in connect(*args, **kwargs)
    292 if CMySQLConnection and not use_pure:
            return CMySQLConnection(*args, **kwargs)
--> 294 return MySQLConnection(*args, **kwargs)
File ~\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.10_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python310\si
te-packages\mysql\connector\connection.py:164, in MySQLConnection.__init__(self, **kwargs)
    162 if kwargs:
   163
           try:
--> 164
                self.connect(**kwargs)
           except Exception:
    165
    166
                # Tidy-up underlying socket on failure
                self.close()
    167
File ~\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.10_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python310\si
te-packages\mysql\connector\abstracts.py:1181, in MySQLConnectionAbstract.connect(self, **kwargs)
            self.config(**kwargs)
   1178
  1180 self.disconnect()
-> 1181 self._open_connection()
  1182 # Server does not allow to run any other statement different from ALTER
  1183 # when user's password has been expired.
  1184 if not self._client_flags & ClientFlag.CAN_HANDLE_EXPIRED_PASSWORDS:
File ~\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.10_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python310\si
te-packages\mysql\connector\connection.py:572, in MySQLConnection._open_connection(self)
    570 self._socket.open_connection()
    571 self._do_handshake()
--> 572 self._do_auth(
    573
           self._user,
    574
           self._password,
    575
           self. database,
    576
            self._client_flags,
    577
           self._charset_id,
    578
           self._ssl,
    579
            self._conn_attrs,
    580 )
    581 self.set_converter_class(self._converter_class)
    582 if self._client_flags & ClientFlag.COMPRESS:
File ~\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.10_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python310\si
te-packages\mysql\connector\connection.py:309, in MySQLConnection._do_auth(self, username, password, database, client_f
lags, charset, ssl_options, conn_attrs)
    296 packet = self._protocol.make_auth(
            handshake=self._handshake,
    298
            username=username,
   (\ldots)
    306
            auth_plugin_class=self._auth_plugin_class,
    307 )
    308 self._socket.send(packet)
--> 309 self. auth switch request(username, password)
    311 if not (client flags & ClientFlag.CONNECT WITH DB) and database:
            self.cmd_init_db(database)
File ~\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.10_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python310\si
te-packages\mysql\connector\connection.py:366, in MySQLConnection. auth switch request(self, username, password)
            return self._handle_mfa(packet)
    365 if packet[4] == 255:
```

raise get\_exception(packet)

--> 366

```
ProgrammingError: 1045 (28000): Access denied for user 'sql10625864'@'189.40.88.48' (using password: YES)
```

(O banco de dados expirou, portanto ao rodar as células das queries dará erro. Abaixo está disponível o print da tabela Cliente, que não foi possível mostrar.)

```
1 #tabela Cliente
             2 cliente = ("""SELECT * FROM Cliente""")
             3 executar_query(cliente)
          [(1, 'Voe', 'Rua das Margaridas 70', 'voe@email.com', 'Crédito', 1),
           (2, 'Continental', 'Rua Ofélia 15', 'continental@email.com', 'Boleto', 3),
           (3, 'Clube Tour', 'Rua dos Girassóis 45', 'clubetour@email.com', 'PIX', 2),
           (4, 'Global', 'Rua Divino 78', 'global@email.com', 'Crédito', 3),
           (5, 'Vip Tour', 'Rua Mundo 1000', 'viptour@email.com', 'Boleto', 1),
           (6, 'Vivência', 'Rua Menino Jesus 33', 'vivencia@email.com', 'Crédito', 2),
           (7, 'Libert', 'Avenida Cardoso 5555', 'libert@email.com', 'PIX', 3),
           (8, 'Gira Mundo', 'Rua Mundão 562', 'giramundo@email.com', 'Crédito', 2),
           (9, 'Mala Pronta', 'Rua da Amazonia 98', 'malapronta@email.com', 'Boleto', 1),
           (10,
            'Santa Viagem',
            'Rua Virgem Maria 33333',
            'santaviagem@email.com',
            'Crédito',
            3)]
In [ ]: #tabela Pacote_serviço
        pacotes = ("""SELECT * FROM Pacote_serviço""")
        executar_query(pacotes)
Out[]: [(1, 'Bronze', 5000, 5), (2, 'Prata', 10000, 10), (3, 'Ouro', 15000, 15)]
In [ ]: #tabela Análise
        analises = ("""SELECT * FROM Análise""")
        executar_query(analises)
Out[]: [(1, 'Amsterdam', datetime.date(2023, 3, 1), 3, 1),
         (2, 'Atenas', datetime.date(2022, 12, 1), 13, 2),
         (3, 'Barcelona', datetime.date(2022, 5, 1), 10, 3),
         (4, 'Budapeste', datetime.date(2023, 1, 1), 8, 4),
         (5, 'Lisboa', datetime.date(2022, 10, 1), 4, 5),
         (6, 'Paris', datetime.date(2022, 11, 1), 9, 6),
         (7, 'Roma', datetime.date(2023, 2, 1), 15, 7),
         (8, 'Viena', datetime.date(2023, 4, 1), 8, 8),
         (9, 'Amsterdam', datetime.date(2023, 6, 1), 4, 9),
         (10, 'Atenas', datetime.date(2022, 7, 1), 15, 10),
         (11, 'Barcelona', datetime.date(2021, 10, 1), 5, 1),
         (12, 'Berlim', datetime.date(2021, 6, 1), 11, 2),
         (13, 'Budapeste', datetime.date(2021, 5, 1), 7, 3),
         (14, 'Lisboa', datetime.date(2022, 4, 1), 6, 4),
         (15, 'Paris', datetime.date(2021, 9, 1), 1, 5),
         (16, 'Roma', datetime.date(2021, 2, 1), 0, 6),
         (17, 'Viena', datetime.date(2020, 5, 1), 10, 7),
         (18, 'Amsterdam', datetime.date(2021, 7, 1), 10, 8),
         (19, 'Atenas', datetime.date(2020, 3, 1), 2, 9),
         (20, 'Barcelona', datetime.date(2020, 9, 1), 15, 10)]
        Query 1: Quantas análises a agência Voe solicitou em Março de 2023?
In [ ]: query1 = ("""SELECT Análise.Quantidade_análise
                FROM Análise
                JOIN Cliente on Análise.ID_cliente_fk = Cliente.ID_cliente
                WHERE Nome = 'Voe'
                AND MONTH(Análise.Data_análise) = 3
                AND YEAR(Análise.Data_análise) = 2023
        res = executar_query(query1)
        if res:
            analise = res[0][0]
            print('A agência Voe solicitou {} análises em Março de 2023'.format(analise))
        else:
            print('Sem reusltados')
```

A agência Voe solicitou 3 análises em Março de 2023

```
In [ ]: | query2 = ("""SELECT Análise.Quantidade_análise
                FROM Análise
                JOIN Cliente on Análise.ID_cliente_fk = Cliente.ID_cliente
                WHERE ID_cliente = 2
                AND MONTH(Análise.Data análise) = 12
                AND YEAR(Análise.Data_análise) = 2022
        res = executar_query(query2)
        if res:
            analise = res[0][0]
            print('O cliente Continental pediu {} análises em dezembro de 2022'.format(analise))
        else:
            print('Sem reusltados')
        O cliente Continental pediu 13 análises em dezembro de 2022
        Query 3: Qual foi a cidade analisada pelo cliente com ID=10 em Julho de 2022? Qual foi o cliente?
In [ ]: query3 = ("""SELECT Análise.Cidade, Cliente.Nome
                FROM Análise
                JOIN Cliente on Análise.ID_cliente_fk = Cliente.ID_cliente
                WHERE ID_cliente = 10
                AND MONTH(Análise.Data_análise) = 07
                AND YEAR(Análise.Data_análise) = 2022
                """)
        res = executar_query(query3)
        if res:
            cidade = res[0][0]
            cliente = res[0][1]
            print('A cidade analisada pelo cliente com ID = 10 ({}) em Julho de 2022 foi {}'.format(cidade, cliente))
        else:
            print('Sem reusltados')
        A cidade analisada pelo cliente com ID = 10 (Atenas) em Julho de 2022 foi Santa Viagem
```

Query 4: Quantas vezes o método de pagamento 'Crédito' foi usado?

```
In [ ]: | query4 = ("""SELECT Método_pagamento, COUNT(*)
                FROM Cliente
                WHERE Método_pagamento = "Crédito"
        res = executar_query(query4)
        if res:
            credito = res[0][1]
            print('O método de pagamento Crédito foi usado {} vezes.'.format(credito))
        else:
            print('Sem reusltados')
```

O método de pagamento Crédito foi usado 5 vezes.

Query 5: Qual é o endereço do cliente com ID=9?

```
In [ ]: query5 = ("""SELECT Endereço
                FROM Cliente
                WHERE ID_cliente = 9
        res = executar_query(query5)
        if res:
            endereco = res[0][0]
            print('O endereço do cliente com ID = 9 é {}.'.format(endereco))
        else:
            print('Sem reusltados')
```

O endereço do cliente com ID = 9 é Rua da Amazonia 98.

Query 6: Qual é o email de contato do cliente Libert?

```
In [ ]: query6 = ("""SELECT Email
                FROM Cliente
                WHERE Nome = "Libert"
        res = executar_query(query6)
        if res:
            email = res[0][0]
            print('O e-mail de contato do cliente Libert é {}.'.format(email))
            print('Sem reusltados')
```

O e-mail de contato do cliente Libert é libert@email.com.

Query 7: Qual é o Pacote utilizado pelo cliente com ID=3?

```
In [ ]: query7 = ("""SELECT Pacote_serviço.Nome
                FROM Pacote_serviço
                JOIN Cliente on Pacote_serviço.ID_pacote = Cliente.ID_pacote_fk
                WHERE ID_cliente = 3
                """)
        res = executar_query(query7)
        if res:
            pacote = res[0][0]
            print('O Pacote de serviço utilizado pelo cliente com ID = 3 é {}.'.format(pacote))
        else:
            print('Sem reusltados')
        O Pacote de serviço utilizado pelo cliente com ID = 3 é Prata.
        Query 8: Quantas análises o cliente Gira Mundo tinha disponível por mês e quantas ele solicitou no mês de julho em 2021?
In []: query8 = ("""SELECT Pacote_serviço.Analises_mes, Análise.Quantidade_análise, Análise.Data_análise
                FROM Pacote_serviço
                JOIN Cliente on Pacote_serviço.ID_pacote = Cliente.ID_pacote_fk
                JOIN Análise on Cliente.ID_cliente = Análise.ID_cliente_fk
                WHERE Cliente.Nome = "Gira Mundo"
                AND MONTH(Análise.Data_análise) = 7
                AND YEAR(Análise.Data_análise) = 2021
        res = executar_query(query8)
        if res:
            analises_disponiveis = res[0][0]
            analises_feitas = res[0][0]
            data = res[0][2]
            print('O cliente Gira Mundo tem {} análises por mês e fez {} análises na data {}'.format(analises_disponiveis,anali
        else:
            print('Sem reusltados')
        O cliente Gira Mundo tem 10 análises por mês e fez 10 análises na data 2021-07-01
        Query 9: Quantas análises foram feitas para a cidade de Amsterdã?
In [ ]: query9 = ("""SELECT SUM(Quantidade_análise)
                FROM Análise
                WHERE Cidade = "Amsterdam"
        res = executar_query(query9)
        if res:
            analises = res[0][0]
            print('Foram feitas {} análises para a cidade de Amsterdã'.format(analises))
        else:
            print('Sem reusltados')
        Foram feitas 17 análises para a cidade de Amsterdã
        Query 10: Quais são os clientes que tem o Pacote Ouro?
In [ ]: query10 = ("""SELECT Cliente.Nome
                FROM Cliente
                JOIN Pacote_serviço on Cliente.ID_pacote_fk = Pacote_serviço.ID_pacote
                WHERE Pacote_serviço.Nome = "Ouro"
                """)
        res = executar_query(query10)
            clientes = [cliente[0] for cliente in res]
            print('Há {} clientes no Pacote Ouro'.format(clientes))
        else:
            print('Sem reusltados')
        Há ['Continental', 'Global', 'Libert', 'Santa Viagem'] clientes no Pacote Ouro
        EDA - Exploratory Data Analysis
        Análise Exploratória
In [ ]: #tamanho do dataframe
        df.shape
```

Out[]: (41714, 19)

df.columns

In [ ]: #colunas

```
Out[ ]: Index(['City', 'Price', 'Day', 'Room Type', 'Shared Room', 'Private Room',
               'Person Capacity', 'Superhost', 'Multiple Rooms', 'Business',
               'Cleanliness Rating', 'Guest Satisfaction', 'Bedrooms',
               'City Center (km)', 'Metro Distance (km)', 'Attraction Index',
               'Normalised Attraction Index', 'Restraunt Index',
               'Normalised Restraunt Index'],
              dtype='object')
In [ ]: #informações das colunas
        df.info()
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        RangeIndex: 41714 entries, 0 to 41713
        Data columns (total 19 columns):
             Column
                                          Non-Null Count Dtype
                                          41714 non-null object
         0
             City
         1
             Price
                                          41714 non-null float64
         2
                                          41714 non-null object
             Day
         3
             Room Type
                                          41714 non-null object
         4
             Shared Room
                                          41714 non-null bool
         5
             Private Room
                                          41714 non-null bool
         6
             Person Capacity
                                          41714 non-null float64
         7
                                          41714 non-null bool
             Superhost
         8
            Multiple Rooms
                                          41714 non-null int64
         9
             Business
                                          41714 non-null int64
         10 Cleanliness Rating
                                          41714 non-null float64
         11 Guest Satisfaction
                                          41714 non-null float64
         12 Bedrooms
                                          41714 non-null int64
                                          41714 non-null float64
         13 City Center (km)
                                          41714 non-null float64
         14 Metro Distance (km)
         15 Attraction Index
                                          41714 non-null float64
         16 Normalised Attraction Index 41714 non-null float64
         17 Restraunt Index
                                          41714 non-null float64
         18 Normalised Restraunt Index 41714 non-null float64
        dtypes: bool(3), float64(10), int64(3), object(3)
        memory usage: 5.2+ MB
In [ ]: #há valores ausentes?
        df.isnull().sum()
Out[]: City
                                       0
        Price
                                       0
        Day
                                       0
        Room Type
                                       0
        Shared Room
        Private Room
                                       0
        Person Capacity
        Superhost
                                       0
        Multiple Rooms
                                       0
                                       0
        Business
        Cleanliness Rating
                                       0
        Guest Satisfaction
                                       0
        Bedrooms
                                       0
        City Center (km)
                                       0
        Metro Distance (km)
                                       0
        Attraction Index
                                       0
        Normalised Attraction Index
                                       0
        Restraunt Index
                                       0
        Normalised Restraunt Index
                                       0
        dtype: int64
In [ ]: #resumo estatístico
```

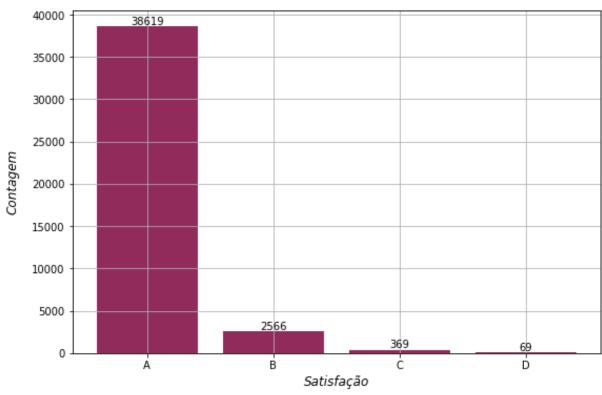
Out[ ]:

df.describe()

	Price	Person Capacity	Multiple Rooms	Business	Cleanliness Rating	Guest Satisfaction	Bedrooms	City Center (km)	Metro Distance (km)	Att
count	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.000000	41714.
mean	260.094423	3.237235	0.295273	0.341180	9.442274	93.103179	1.165939	2.679792	0.603921	293.
std	279.408493	1.299459	0.456171	0.474112	0.889173	8.141745	0.638157	1.996684	0.706206	235.
min	34.779339	2.000000	0.000000	0.000000	2.000000	20.000000	0.000000	0.015045	0.002301	15.
25%	144.016085	2.000000	0.000000	0.000000	9.000000	90.000000	1.000000	1.275913	0.236693	124.
50%	203.819274	3.000000	0.000000	0.000000	10.000000	95.000000	1.000000	2.253237	0.391220	228.
75%	297.373358	4.000000	1.000000	1.000000	10.000000	98.000000	1.000000	3.584489	0.678702	394.
max	18545.450285	6.000000	1.000000	1.000000	10.000000	100.000000	10.000000	25.284557	14.273577	4513.

```
In [ ]: #adicionando uma nova coluna para classificação da satisfação do cliente (D: menor indice de satisfação, A: Maior indi
        intervalo = [20, 40, 60, 80, 100]
        classes = ['D', 'C', 'B', 'A']
        df['Guest Satisfaction_class'] = pd.cut(df['Guest Satisfaction'],
            bins=intervalo, labels=classes, right=True)
In [ ]: #analise das quantidades de cada classe
        df['Guest Satisfaction_class'].value_counts()
Out[ ]: Guest Satisfaction_class
        Α
             38619
        В
              2566
        C
               369
        D
                69
        Name: count, dtype: int64
In [ ]: #removendo valores nulos
        df.dropna(inplace=True)
In [ ]: #gráfico para visualização da satisfação por categorias
        fig = plt.subplots(figsize = (9,6))
        contagem_categorias = df['Guest Satisfaction_class'].value_counts()
        plt.bar(contagem_categorias.index, contagem_categorias.values, color = "#902B5C")
        for i, count in enumerate(contagem_categorias.values):
            plt.text(i, count, str(count), ha='center', va='bottom')
        plt.title('Satisfação por categorias', fontsize = 18, style = "italic", loc = "center", pad = 15)
        plt.xlabel('Satisfação', fontsize = 12, style = "italic")
        plt.ylabel('Contagem', fontsize = 12, style = "italic", labelpad = 12)
        plt.grid()
        plt.savefig("img\satisfacao_categorias.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```

# Satisfação por categorias



In [ ]: df.head()

Out[]:

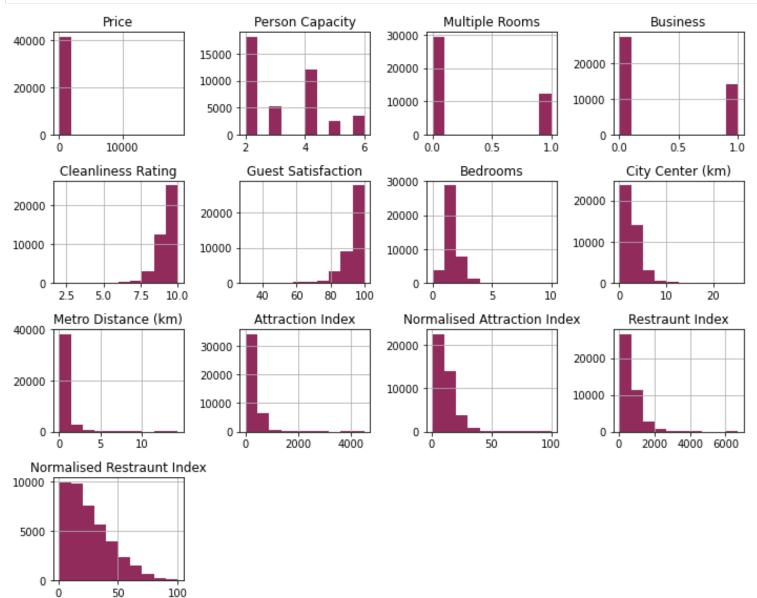
•	City	Price	Day	Room Type	Shared Room	Private Room	Person Capacity	SIIDOPDOCT	Multiple Rooms	Business	Cleanliness Rating	Guest Satisfaction	Bedrooms	
O	Amsterdam	194.033698	Weekday	Private room	False	True	2.0	False	1	0	10.0	93.0	1 5	
1	Amsterdam	344.245776	Weekday	Private room	False	True	4.0	False	0	0	8.0	85.0	1 C	
2	Amsterdam	264.101422	Weekday	Private room	False	True	2.0	False	0	1	9.0	87.0	1 5	
3	Amsterdam	433.529398	Weekday	Private room	False	True	4.0	False	0	1	9.0	90.0	2 C	
4	Amsterdam	485.552926	Weekday	Private room	False	True	2.0	True	0	0	10.0	98.0	1 C	

In [ ]: df.shape

Out[]: (41623, 20)

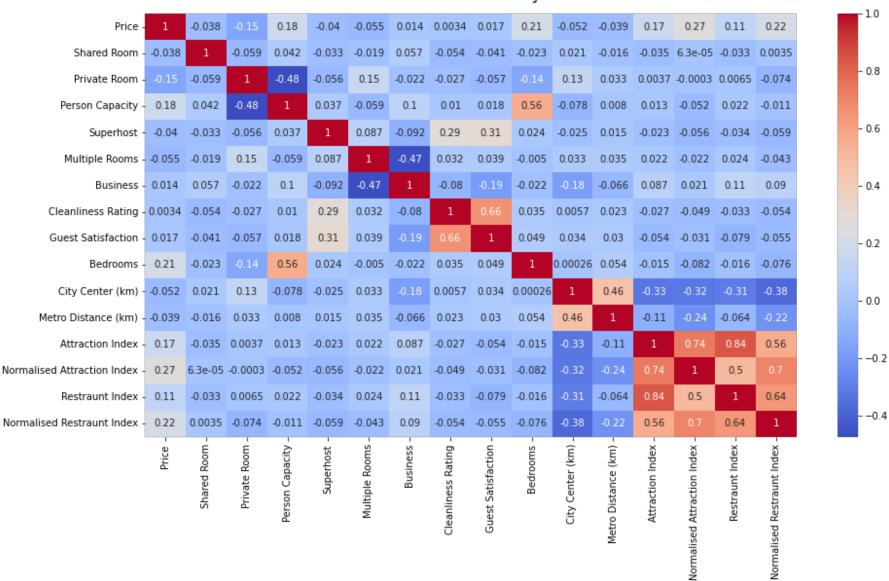
Histogramas

```
In [ ]: #visualização da distribuição dos dados numéricos
    df.hist(figsize=(10, 8), color = "#902B5C")
    plt.tight_layout()
    plt.savefig("img\histogramas.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```



## Correlação entre as Variáveis

### Matriz de Correlação



```
In []: #gráfico de calor de correlação > 0.25

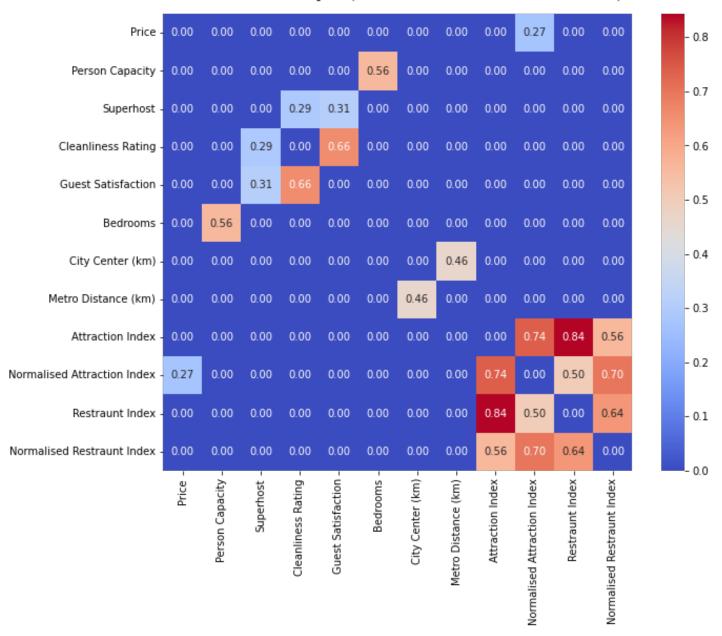
correlacao = data.corr()

variaveis_filtradas = correlacao[(correlacao > 0.25)]
    np.fill_diagonal(variaveis_filtradas.values, np.nan)

variaveis_filtradas = variaveis_filtradas.dropna(how='all', axis=0).dropna(how='all', axis=1)
    variaveis_filtradas = variaveis_filtradas.fillna(0)

plt.figure(figsize=(10, 8))
    sns.heatmap(variaveis_filtradas, annot=True, cmap="coolwarm", fmt=".2f")
    plt.title("Matriz de Correlação (Variáveis Mais Correlacionadas)", fontsize = 16, style = "italic", loc = "center", pa
    plt.savefig("img\matriz_corr_var.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```

### Matriz de Correlação (Variáveis Mais Correlacionadas)



### Análise das Categorias

In [ ]: df.head()

Out[ ]:

•		City	Price	Day	Room Type	Shared Room		Person Capacity	Superhost	Multiple Rooms	Business	Cleanliness Rating	Guest Satisfaction	Bedrooms	
	0	Amsterdam	194.033698	Weekday	Private room	False	True	2.0	False	1	0	10.0	93.0	1	5
	1	Amsterdam	344.245776	Weekday	Private room	False	True	4.0	False	0	0	8.0	85.0	1	С
	2	Amsterdam	264.101422	Weekday	Private room	False	True	2.0	False	0	1	9.0	87.0	1	5
	3	Amsterdam	433.529398	Weekday	Private room	False	True	4.0	False	0	1	9.0	90.0	2	С
	4	Amsterdam	485.552926	Weekday	Private room	False	True	2.0	True	0	0	10.0	98.0	1	С

### Centro da Cidade x Distância do Metrô

```
In [ ]: | fig = px.scatter(df, x='Normalised Attraction Index', y='Normalised Restraunt Index', color='Guest Satisfaction_class',
                   fig.update_layout(
                           title={
                                     'text': 'Satisfação do Cliente por: Índice de atração x Índice de Restaurante',
                                             'size': 16
                                    },
                                     'x': 0.5,
                           }
                   )
                  fig.write_html(r'img\atracao_restaurante.html', include_plotlyjs='cdn')
                  fig.show()
                   Satisfação x Tipo de Quarto
In [ ]: |satisfacao_quarto = df[['Guest Satisfaction', 'Room Type']].groupby('Room Type').mean().reset_index().sort_values('Guest
                   satisfacao_quarto
Out[ ]:
                                Room Type Guest Satisfaction
                                                                     93.589916
                   0 Entire home/apt
                              Private room
                                                                     92.642143
                   1
                              Shared room
                   2
                                                                     89.829114
In [ ]: |color_map = {
                            'Entire home/apt': "#341B32",
                            'Private room': "#823a58",
                            'Shared room': "#ba5a5d"}
In [ ]: fig = px.box(df, x="Room Type", y="Guest Satisfaction", color = 'Room Type', category_orders = {'Room Type': satisfacao
                   fig.update_layout(
                           title={
                                    'text': 'Satisfação do Cliente por Tipo de Quarto',
                                    'font': {
                                             'size': 16
                                    },
                                     'x': 0.5
                           })
                  fig.show()
                  Satisfação x Superhost
In [ ]: | satisfacao_superhost = df[['Guest Satisfaction', 'Superhost']].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost')].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost')].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost')].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost')].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost')].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost')].groupby('Superhost').mean().reset_index().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Superhost').mean().sort_values('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Guest Satisfaction', 'Superhost').groupby('Guest Satisfaction', 'Guest Satisfacti
                   satisfacao_superhost
Out[ ]:
                         Superhost Guest Satisfaction
                   1
                                   True
                                                            96.937462
                   0
                                                            91.833611
                                  False
In [ ]: | color_map = {
                           1: "#341B32",
                           0: "#823a58"}
In [ ]: fig = px.box(df, x="Superhost", y="Guest Satisfaction", color = 'Superhost', category_orders = {'Superhost': satisfacao
                  fig.update_layout(
                                    'text': 'Relação entre Satisfação do Cliente e a Condição de Superhost',
                                    'font': {
                                             'size': 16
                                    },
                                     'x': 0.5
                           })
                  fig.show()
                   Satisfação x Limpeza
In [ ]: | satisfacao_limpeza = df[['Guest Satisfaction_class', 'Cleanliness Rating']].groupby('Guest Satisfaction_class').mean().
                   satisfacao_limpeza
```

```
        Out[]:
        Guest Satisfaction_class
        Cleanliness Rating

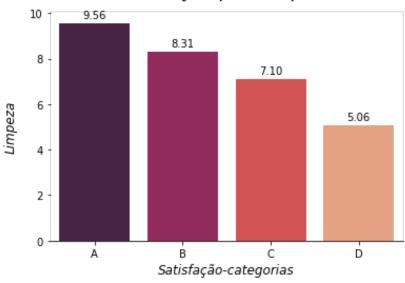
        0
        D
        5.057971

        1
        C
        7.097561

        2
        B
        8.310990

        3
        A
        9.561511
```

### Satisfação por Limpeza

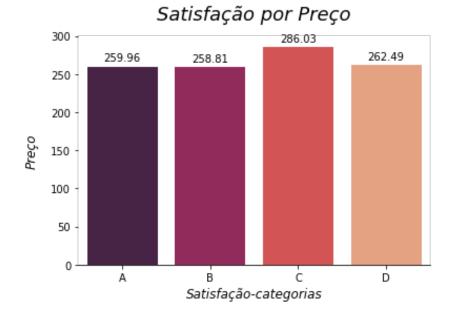


#### Satisfação x Preço

```
In [ ]: satisfacao_preco = df[['Guest Satisfaction_class', 'Price']].groupby('Guest Satisfaction_class').mean().reset_index()
satisfacao_preco
```

Out[]:	Gu	est Satisfaction_class	Price
	0	D	262.487119
	1	C	286.034328
	2	В	258.814817
	3	А	259 955475

```
In []: ordem = ['A', 'B', 'C', 'D']
    satisfacao_preco['Guest Satisfaction_class'] = pd.Categorical(satisfacao_preco['Guest Satisfaction_class'], categories=
    fig, ax = plt.subplots(figsize = (6,4))
    sns.barplot(data = satisfacao_preco, x = 'Guest Satisfaction_class', y = 'Price', palette = 'rocket')
    plt.title('Satisfação por Preço', fontsize = 18, style = "italic", loc = "center", pad = 15)
    plt.xlabel('Satisfação-categorias', fontsize = 12, style = "italic")
    plt.ylabel('Preço', fontsize = 12, style = "italic", labelpad = 12)
    for container in ax.containers:
        ax.bar_label(container,size=10,fmt='%.2f', label_type = 'edge', padding = 3)
    sns.despine(left=True, top = True)
    plt.savefig("img\satisfacao_preco.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```



#### Machine Learning

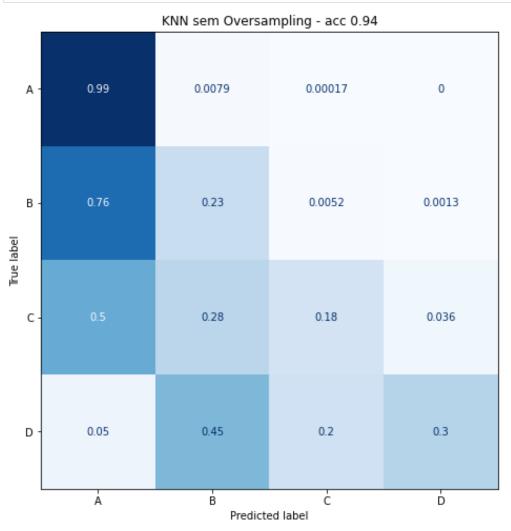
Carregando as bibliotecas

```
In [ ]: | from sklearn.preprocessing import StandardScaler
        from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
        from sklearn.svm import SVC
        from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        from sklearn.preprocessing import StandardScaler, OneHotEncoder
        from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
        from sklearn.impute import SimpleImputer
        from sklearn.compose import ColumnTransformer
        from sklearn.pipeline import Pipeline
        from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix, ConfusionMatrixDisplay, accuracy_score
        from collections import Counter
        from imblearn.over_sampling import SMOTE
        from joblib import dump
In [ ]: #variáveis preditoras
        X = df.drop(['Guest Satisfaction_class', 'Guest Satisfaction'], axis = 1)
In [ ]: X.shape
Out[]: (41623, 18)
In []: #variável-alvo
        y = df['Guest Satisfaction_class']
In [ ]: y.shape
Out[]: (41623,)
In [ ]: |#dividindo os dados para treinamento e teste
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42, stratify=y)
In [ ]: |#colunas numéricas
        numeric_cols = X_train.select_dtypes(include=['float', 'int']).columns
        numeric_cols
Out[ ]: Index(['Price', 'Person Capacity', 'Multiple Rooms', 'Business',
                'Cleanliness Rating', 'Bedrooms', 'City Center (km)',
                'Metro Distance (km)', 'Attraction Index',
                'Normalised Attraction Index', 'Restraunt Index',
                'Normalised Restraunt Index'],
              dtype='object')
In [ ]: #colunas categóricas
        categorical_cols = X_train.select_dtypes(include=['object', 'bool']).columns
        categorical_cols
Out[ ]: Index(['City', 'Day', 'Room Type', 'Shared Room', 'Private Room', 'Superhost'], dtype='object')
In [ ]: #padronização dos valores numéricos
        numeric_transformer = Pipeline(steps=[
             ('imputer', SimpleImputer(strategy='median')),
             ('scaler', StandardScaler())
        ])
        numeric_transformer
```

```
Out[ ]:
             Pipeline
          ▶ SimpleImputer
         ▶ StandardScaler
In [ ]: #transformando colunas categóricas em numéricas
        categorical_transformer = Pipeline(steps=[
            ('imputer', SimpleImputer(strategy='most_frequent')),
            ('encoder', OneHotEncoder())
        ])
        categorical_transformer
            Pipeline
Out[ ]: •
         ▶ SimpleImputer
          OneHotEncoder
In [ ]: preprocessor = ColumnTransformer(
           transformers=[
               ('num', numeric_transformer, numeric_cols),
               ('cat', categorical_transformer, categorical_cols)
           ])
        preprocessor
                  ColumnTransformer
Out[ ]:
                                  cat
          ▶ SimpleImputer
                            ► SimpleImputer
         ▶ StandardScaler
                            ▶ OneHotEncoder
In [ ]: |#ajustando os dados de treinamento
        X_train_preprocessed = preprocessor.fit_transform(X_train)
In [ ]: |X_train_preprocessed
\label{eq:out} \mbox{Out[]: array([[ 0.3355795 \ , \ 1.35350203, \ -0.64616894, \ \dots, \ \ 0.}
                1. , 0. ],
              [-0.40554215, -0.95195641, -0.64616894, ..., 0.
                     , 0.
                                 ],
              [-0.21956218, 0.58501588, -0.64616894, ..., 0.
                      , 0.
                                    ],
              [-0.31747881, 0.58501588, -0.64616894, \ldots, 0.
                0. , 1.
                                 ],
              [-0.05810735, 2.12198818, -0.64616894, ..., 0.
               1. , 0.
                                 ],
              [-0.15939638, -0.95195641, -0.64616894, ..., 1.
                      , 0.
                                     ]])
In [ ]: #ajustando os dados de teste
       X_test_preprocessed = preprocessor.transform(X_test)
In [ ]: | X_test_preprocessed
Out[]: array([[-0.56366772, -0.95195641, -0.64616894, ...,
                1. , 0.
                                 ],
              [-0.6502621, -0.18347027, -0.64616894, ..., 0.
                0. , 1. ],
              [-0.29810657, -0.95195641, 1.5475829, ..., 1.
                      , 0.
                                  ],
              ...,
              [-0.41886857, 0.58501588, -0.64616894, ..., 0.
               0. , 1. ],
              [-0.21254583, -0.95195641, -0.64616894, ..., 0.
               1. , 0.
                                 ],
              [-0.27194257, -0.95195641, 1.5475829, ..., 1.
                    , 1.
                                    ]])
In [ ]: | print('Original dataset shape %s' % Counter(y))
        Original dataset shape Counter({'A': 38619, 'B': 2566, 'C': 369, 'D': 69})
```

```
In [ ]: #para balancear os dados utilizando Oversampling
        sm = SMOTE(random_state=42)
In [ ]: #balanceando os dados de treinamento
        X_train_balanced, y_train_balanced = sm.fit_resample(X_train_preprocessed, y_train)
        print('Resampled dataset shape %s' % Counter(y_train_balanced))
        Resampled dataset shape Counter({'A': 27033, 'B': 27033, 'D': 27033, 'C': 27033})
In [ ]: |#balanceando os dados de teste
        X_test_balanced, y_test_balanced = sm.fit_resample(X_test_preprocessed, y_test)
        print('Resampled dataset shape %s' % Counter(y_test_balanced))
        Resampled dataset shape Counter({'A': 11586, 'C': 11586, 'B': 11586, 'D': 11586})
In [ ]: #função para o mapa da matriz de confusão
        def confusion_matrix_plot(clf, y_true, y_pred, title):
            cm = confusion_matrix(y_true, y_pred, normalize='true')
            fig, axs = plt.subplots(figsize=(8,8))
            acc = round(accuracy_score(y_true, y_pred), 2)
            disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=clf.classes_)
            axs.set_title('{} - acc {}'.format(title, acc))
            disp.plot(ax=axs, cmap='Blues', colorbar=False)
        KNN
In [ ]: knn = KNeighborsClassifier()
        Sem Oversampling
In [ ]: knn.fit(X_train_preprocessed, y_train)
Out[]: 

KNeighborsClassifier
        KNeighborsClassifier()
In [ ]: knn_preds = knn.predict(X_test_preprocessed)
In [ ]: knn_accuracy = accuracy_score(y_test, knn_preds)
In [ ]: |confusion_matrix_plot(knn, y_test, knn_preds, 'KNN sem Oversampling')
        plt.savefig("img\matriz_knn.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```



```
In [ ]: print('Classification Report do KNN sem Oversampling:')
    print(classification_report(y_test, knn_preds))
```

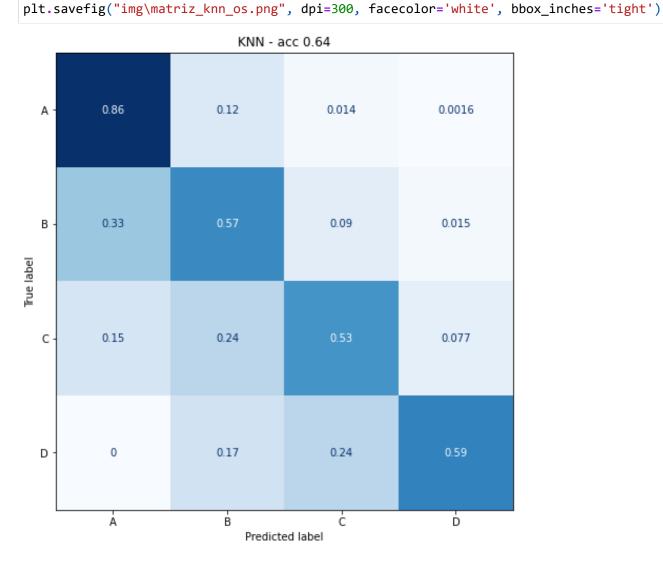
```
Classification Report do KNN sem Oversampling:
                           recall f1-score
              precision
                                               support
                                        0.97
           Α
                   0.95
                             0.99
                                                 11586
           В
                   0.58
                             0.23
                                        0.33
                                                   770
           C
                                                   111
                   0.67
                             0.18
                                        0.28
                   0.55
                             0.30
                                        0.39
                                                    20
                                        0.94
                                                 12487
   accuracy
                             0.43
                                        0.49
                                                 12487
                   0.68
   macro avg
weighted avg
                   0.92
                             0.94
                                        0.92
                                                 12487
```

Com Oversampling

Out[]: ▼ KNeighborsClassifier

KNeighborsClassifier()

```
In [ ]: os_knn_preds = knn.predict(X_test_balanced)
In [ ]: os_knn_accuracy = accuracy_score(y_test_balanced, os_knn_preds)
In [ ]: confusion_matrix_plot(knn, y_test_balanced, os_knn_preds, 'KNN')
```



```
In [ ]: print('Classification Report do KNN com Oversampling:')
    print(classification_report(y_test_balanced, os_knn_preds))
```

Classification Report do KNN com Oversampling: precision recall f1-score support Α 0.64 0.86 0.74 11586 В 11586 0.52 0.57 0.54 C 0.60 0.53 0.57 11586 0.86 0.59 0.70 11586 accuracy 0.64 46344 macro avg 0.66 0.64 0.64 46344 0.64 46344 weighted avg 0.66 0.64

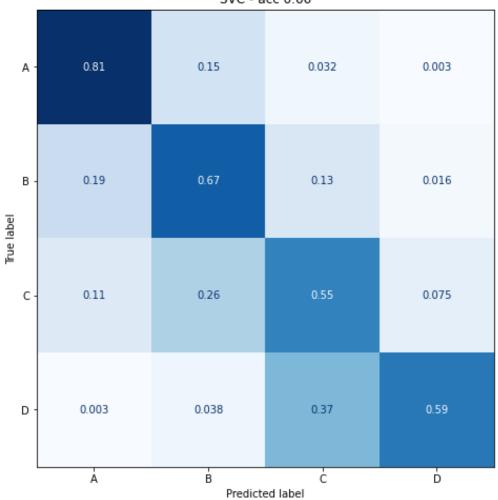
```
In [ ]: dump(knn, 'modelo_knn.joblib')
```

Out[ ]: ['modelo\_knn.joblib']

SVC

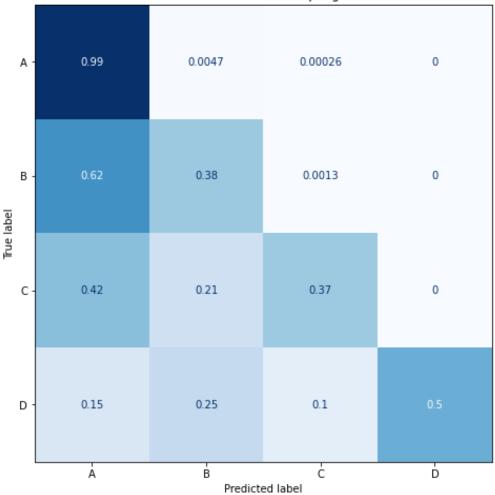
```
In [ ]: svc = SVC()
```

```
In [ ]: svc.fit(X_train_preprocessed, y_train)
Out[]: ▼ SVC
        SVC()
In [ ]: | svc_preds = svc.predict(X_test_preprocessed)
In [ ]: | svc_accuracy = accuracy_score(y_test, svc_preds)
In [ ]: confusion_matrix_plot(svc, y_test, svc_preds, 'SVC sem Oversampling')
         plt.savefig("img\matriz_svc.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
                              SVC sem Oversampling - acc 0.94
                                   0.003
                                                  0.00017
           Α-
           В-
                   0.84
                                   0.15
                                                  0.0078
                                                                    0
         True label
                                   0.25
                                                   0.19
                                                                  0.018
           C
                    0.05
                                    0.3
                                                                   0.15
           D
                                                    Ċ
                                                                    Ď
                                       Predicted label
In [ ]: print('Classification Report do SVC sem Oversampling:')
        print(classification_report(y_test, svc_preds))
         Classification Report do SVC sem Oversampling:
                                    recall f1-score support
                       precision
                    Α
                            0.94
                                       1.00
                                                 0.97
                                                          11586
                    В
                            0.63
                                       0.15
                                                 0.24
                                                            770
                    C
                            0.54
                                       0.19
                                                 0.28
                                                            111
                    D
                            0.60
                                       0.15
                                                 0.24
                                                             20
                                                 0.94
                                                          12487
             accuracy
                            0.68
                                       0.37
                                                 0.43
                                                          12487
            macro avg
                            0.92
                                       0.94
         weighted avg
                                                 0.92
                                                          12487
         Com Oversampling
In [ ]: | svc.fit(X_train_balanced, y_train_balanced)
Out[]: ▼ SVC
        SVC()
In [ ]: | os_svc_preds = svc.predict(X_test_balanced)
In [ ]: os_svc_accuracy = accuracy_score(y_test_balanced, os_svc_preds)
In [ ]: | confusion_matrix_plot(svc, y_test_balanced, os_svc_preds, 'SVC')
         plt.savefig("img\matriz_svc_os.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```



```
In [ ]: print('Classification Report do SVC com Oversampling:')
        print(classification_report(y_test_balanced, os_svc_preds))
        Classification Report do SVC com Oversampling:
                                   recall f1-score support
                      precision
                           0.73
                                     0.81
                                               0.77
                                                        11586
                   Α
                           0.60
                                     0.67
                                               0.63
                                                        11586
                   C
                           0.51
                                     0.55
                                               0.53
                                                        11586
                           0.86
                                     0.59
                                               0.70
                                                        11586
                                               0.66
                                                        46344
            accuracy
                           0.67
                                     0.66
                                               0.66
                                                        46344
           macro avg
                                     0.66
                                                        46344
        weighted avg
                           0.67
                                               0.66
In [ ]: dump(svc, 'modelo_svc.joblib')
Out[ ]: ['modelo_svc.joblib']
        Random Forest
In [ ]: rf = RandomForestClassifier(random_state = 42)
        Sem Oversampling
In [ ]: rf.fit(X_train_preprocessed, y_train)
Out[ ]: ▼
                  RandomForestClassifier
        RandomForestClassifier(random_state=42)
In [ ]: rf_preds = rf.predict(X_test_preprocessed)
In [ ]: rf_accuracy = accuracy_score(y_test, rf_preds)
In [ ]: confusion_matrix_plot(rf, y_test, rf_preds, 'Random Forest sem Oversampling')
        plt.savefig("img\matriz_rf.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```





```
In [ ]: print('Classification Report do Random Forest sem Oversampling:')
print(classification_report(y_test, rf_preds))
```

Classification Report do Random Forest sem Oversampling:

precision recall f1-score support

	precision	recall	f1-score	support
A B	0.96 0.78	0.99 0.38	0.98 0.51	11586 770
C	0.87	0.37	0.52	111
D	1.00	0.50	0.67	20
accuracy			0.95	12487
macro avg	0.90	0.56	0.67	12487
weighted avg	0.94	0.95	0.94	12487

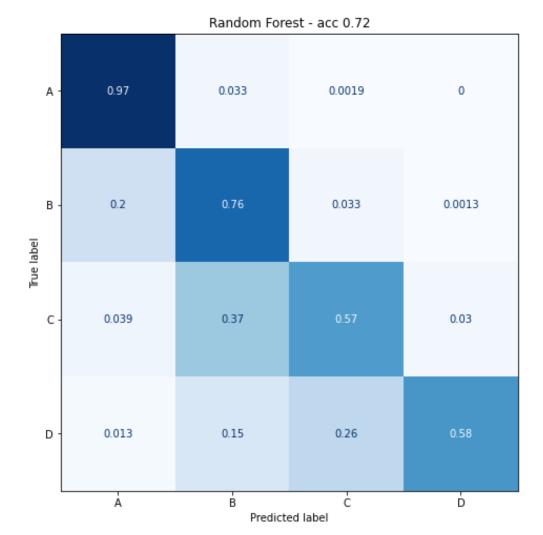
#### Com Oversampling

```
In [ ]: rf.fit(X_train_balanced, y_train_balanced)
```

```
In [ ]: os_rf_preds = rf.predict(X_test_balanced)
```

In [ ]: os\_rf\_accuracy = accuracy\_score(y\_test\_balanced, os\_rf\_preds)

```
In [ ]: confusion_matrix_plot(rf, y_test_balanced, os_rf_preds, 'Random Forest')
    plt.savefig("img\matriz_rf_os.png", dpi=300, facecolor='white', bbox_inches='tight')
```



```
In [ ]: print('Classification Report do Random Forest com Oversampling:')
        print(classification_report(y_test_balanced, os_rf_preds))
        Classification Report do Random Forest com Oversampling:
                      precision
                                   recall f1-score
                                                      support
                           0.79
                                     0.97
                                               0.87
                   Α
                                                        11586
                   В
                           0.58
                                     0.76
                                               0.66
                                                        11586
                   C
                           0.66
                                     0.57
                                               0.61
                                                        11586
                   D
                           0.95
                                     0.58
                                               0.72
                                                        11586
                                               0.72
                                                        46344
            accuracy
           macro avg
                           0.75
                                     0.72
                                               0.71
                                                        46344
        weighted avg
                           0.75
                                     0.72
                                               0.71
                                                        46344
In [ ]: dump(rf, 'modelo_rf.joblib')
```

Conclusão

Out[ ]: ['modelo\_rf.joblib']

O projeto teve como objetivo analisar e prever a satisfação dos clientes de Airbnb para agências de viagens interessadas.

Para o nosso controle sobre às agência de viagem (nossos cliente), criamos, inicialmente, um modelo conceitual de Banco de Dados com as seguintes entidades: Clientes, Pacotes de Serviço e Análise, seguido por um modelo lógico e físico.

Criamos as tabelas e as preenchemos com valores hipotéticos para a realização das queries.

Fizemos uma função para conectar o banco de dados à este Notebook por meio do mysql.connector. Assim, foram criadas as 10 queries para uma análise aprofundada e controle dos nossos clientes.

A fim de atingir nosso objetivo, inicialmente, foi realizada uma análise exploratória dos dados, onde foi verificado o tamanho do dataframe, informação das colunas, se haviam valores nulos... Depois foi criada uma nova coluna "Guest Satisfaction\_class", onde os valores da coluna (já existente originalmente) "Guest Satisfaction" foram divididos em intervalos para que fossem classificados de A à D, sendo A - muito satisfeito, B - satisfetio, C - insatisfeito e D - muito insatisfeito.

Após essa divisão foi possível observar que os dados estavam desbalanceados, ou seja, a categoria A estava com muitos mais dados do que as outras três.

Foi criado um mapa para analisar a correlação entre as variáveis. A maioria foi baixa. As que chamaram mais atenção foram:

- Guest Satisfaction x Cleanliness Rating
- Guest Satisfaction x Superhost
- Metro Distance x City Center
- Normalised Attraction Index x Normalised Restraunt Index

Depois foram criados os gráficos para analisar essas variáveis e suas relações.

Pudemos observar que conforme a hospedagem fica mais longe do centro da cidade e do metrô, há menos hóspedes. A distância do metrô acaba sendo mais relevante que do centro da cidade, visto que há uma maior concentração, no gráfico "Satisfação do Cliente por: Distância do Centro (km) x Distância do Metrô (km)", próximo ao 0 referente à distância do metrô. A distância do centro da cidade varia, mas nem tanto. Analisando, podemos observar que a satisfação do cliente não é muito influenciada por essas variáveis, visto que há clientes muito satisfeitos tanto próximos, quanto longe do metro e do centro da cidade. O mesmo para clientes muito insatisfeitos. Dessa forma a satisfação do cliente não é muito influenciada por essas distâncias, mas geralmente eles preferem estar próximos ao metrô.

Além disso, para o índice de atração e restaurante, conseguimos observar que conforme o hóspede fica mais longe das atrações, fica mais longe, também, dos restaurantes. A satisfação também não é muito influenciada, já que há bastante clientes muito satisfeitos longe de atrações e restaurantes e clientes muito insatisfeitos perto de atrações e restaurantes.

Analisando a satisfação do cliente de acordo com o tipo de quarto, conseguimos observar uma diferença nas preferências. Geralmente o cliente é mais satisfeito quando está com uma casa/ apartamento inteiro e menos satisfeito quando o quarto é compartilhado, o quarto privado está entre os dois. Isso se justifica, possivelmente, por, ao ter que compartilhar um quarto ou uma casa, o hóspede é influenciado de acordo com as atitudes do outro hóspede presente na casa e, ao ter uma casa inteira, sem compartilhar, não há esse tipo de problema.

Comparando, agora, a satisfação de acordo com a condição de superhost (se é ou não) podemos observar que há uma grande tendência do cliente se sentir mais satisfeito quando o host é superhost. Nesse caso a mediana está mais próxima de 100 e o valor mínimo não é baixo, pelo contrário, é 91, ou seja, a menor satisfação do cliente para um Airbnb quando o host era superhost foi de 91. Quando não é superhost, a mediana está um pouco mais abaixo e o valor mínimo em 75, além de ter mais outliers baixos.

Em relação à limpeza, de forma bem clara, conseguimos observar que a satisfação é maior quando a avaliação para limpeza é mais alta. Isso é de se esperar, já que a limpeza é um grande fator para que um hóspede se sinta confortável no ambiente.

Já em relação ao preço, não é possível observar muitas diferenças. Nesse caso, a categoria C (insatisfeito), foi a que teve a média de preços ligeiramente mais alta do que as outras três categorias.

Essas foram as conclusões das análises das categorias que julgamos mais importantes para avaliar diante do nosso problema de negócio. É importante ressaltar que os dados estavam desbalanceados ao fazer essas análises, portanto a categoria A sempre terá mais valores e com menos padrões.

Depois das análises gráficas, foi iniciado o processo de Machine Learning.

Primeiramente, foram definidas as variáveis preditoras (todas, exceto a coluna original da satisfação dos clientes e a criada posteriormente, das categorias) e a variável-alvo (categoria da satisfação do cliente). Os dados de treino e teste foram divididos e definidos para serem avaliados com 30% dos dados.

Após isso, foi feito um pré-processamento dos dados. Foi utilizado o StandardScaler(), transformando as variáveis numéricas para que tenham média zero e desvio padrão um, tornando-as comparáveis, estando na mesma escala, sem ser afetadas por valores discrepantes (outliers) ou por diferenças nas unidades de medidas. Também foi utilizado o OneHotEncoder(), transformando as variáveis categóricas em colunas binárias, isso faz com que essas variáveis possam ser usadas como recursos para algoritmos de

Machine Learning que requerem entradas numéricas. Depois, com o ColumnTransformer() foram aplicadas as transformações às colunas numéricas e categóricas.

Os dados de treinamento e teste foram ajustados. Para os dados de treinamento, o pré-processador aprende os parâmetros necessários para aplicar as tranformações aos dados e depois aplica. Para os dados de teste são aplicadas as mesmas transformações que foram aprendidas nos dados de treinamento.

Depois os dados foram balanceados utilizando Oversampling, onde as classe minoritárias (B, C e D) foram aumentadas de forma que houvesse um equilíbrio na distribuição das classes. Esse processo, utilizando o algoritmo SMOTE, cria amostras sintéticas para as classes minoritárias, com base em amostras já existentes. Isso evita erros no modelo de Machine Learning para que a classe majoritária (A) não seja mais influenciada do que as outras.

Foram treinados 3 classificadores: KNN, SVC e Random Forest.

O KNN tem como objetivo comparar uma nova observação e as demais já treinadas de acordo com os rótulos dos K vizinhos mais próximos.

O SVC faz parte do SVM. O objetivo do SVM é classificar a qual grupo pertence um objeto. Ele divide os grupos distintos e gera um hiperplano, separando-os.

Já a Random Forest é um conjunto de Árvores de Decisão para fazer previsões. Ela divide os dados em conjutno menores, de forma que fiquem em diferentes categorias. Cada árvore é treinada em uma amostra aleatória e as previsão são feitas de acordo com o resultado que mais vezes foi apresentado.

Disponibilizamos os resultados tanto sem oversampling, quanto com oversampling (modelo final), para que pudessem ser expostas as diferenças e mudanças entre cada um.

Modelo	Acurácia Final	Precisão Média	Recall Médio	F1-Score Médio
KNN	64%	66%	64%	64%
SVC	66%	67%	66%	66%
Random Forest	72%	75%	72%	71%

Dessa forma, o KNN foi o modelo com piores métricas, o SVC foi ligeiramente melhor e a Random Forest foi a que apresentou melhor desempenho.

Assim, podemos concluir que a Random Forest foi o melhor modelo para o nosso objetivo de negócio: prever a satisfação de clientes do Airbnb. A acurácia indicou que 72% dos casos foram previstos corretamente. Sua precisão indica que 75% das classificação foram corretas. O recall indica que o modelo conseguiu identificar corretamente 72% das instâncias positivas. Já o f1-score indicou um bom equilíbrio entre precisão e recall: 71%.

É importante ressaltar que a satisfação do cliente pode ser afetada por diversos outros fatores, além dos considerados nesse projeto. Seriam interessante futuras análises que complementassem esse trabalho a fim de melhorar a capacidade do nosso modelo.