# Indicium

February 20, 2024

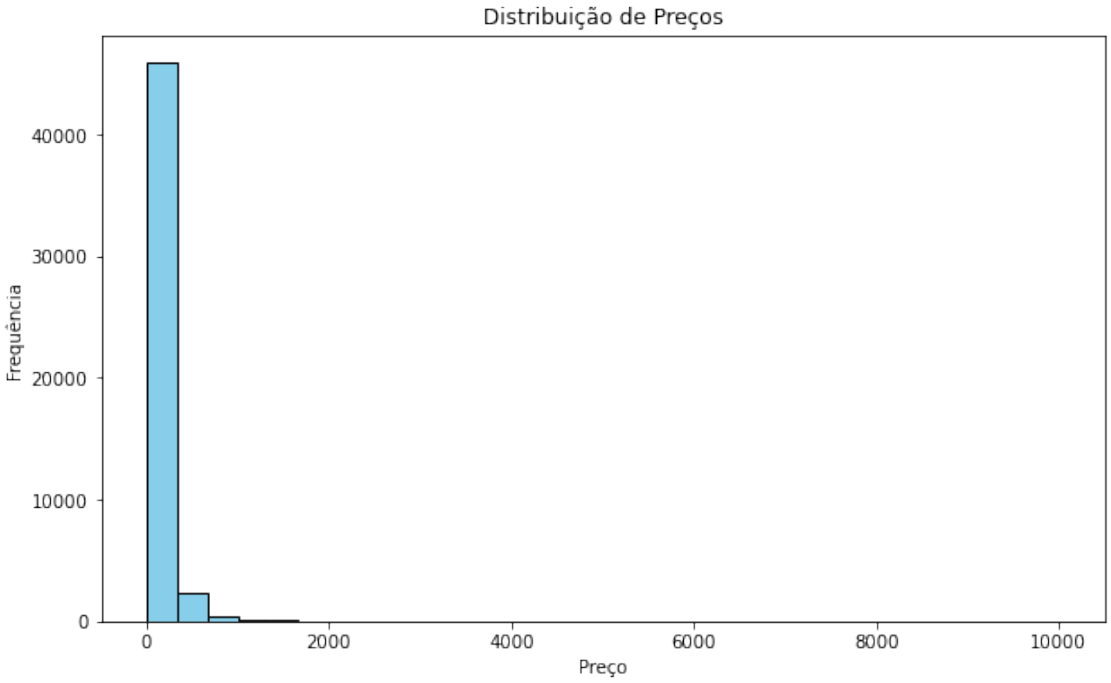
[1]:
```
# Importando bibliotecas
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.impute import SimpleImputer
import joblib

# Carregando o conjunto de dados
df = pd.read_csv('teste_indicium_precificacao.csv')


# --- Análise Exploratória de Dados (EDA) ---

# Visualizando as primeiras linhas do conjunto de dados
print(df.head())

# Resumo estatístico
print(df.describe())


# Distribuição de preços
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.hist(df['price'].dropna(), bins=30, edgecolor='black', color='skyblue')
plt.title('Distribuição de Preços')
plt.xlabel('Preço')
plt.ylabel('Frequência')
plt.show()



# Correlações entre variáveis
correlation_matrix = df.select_dtypes(include=['float64', 'int64']).corr()
plt.figure(figsize=(12, 8))
```

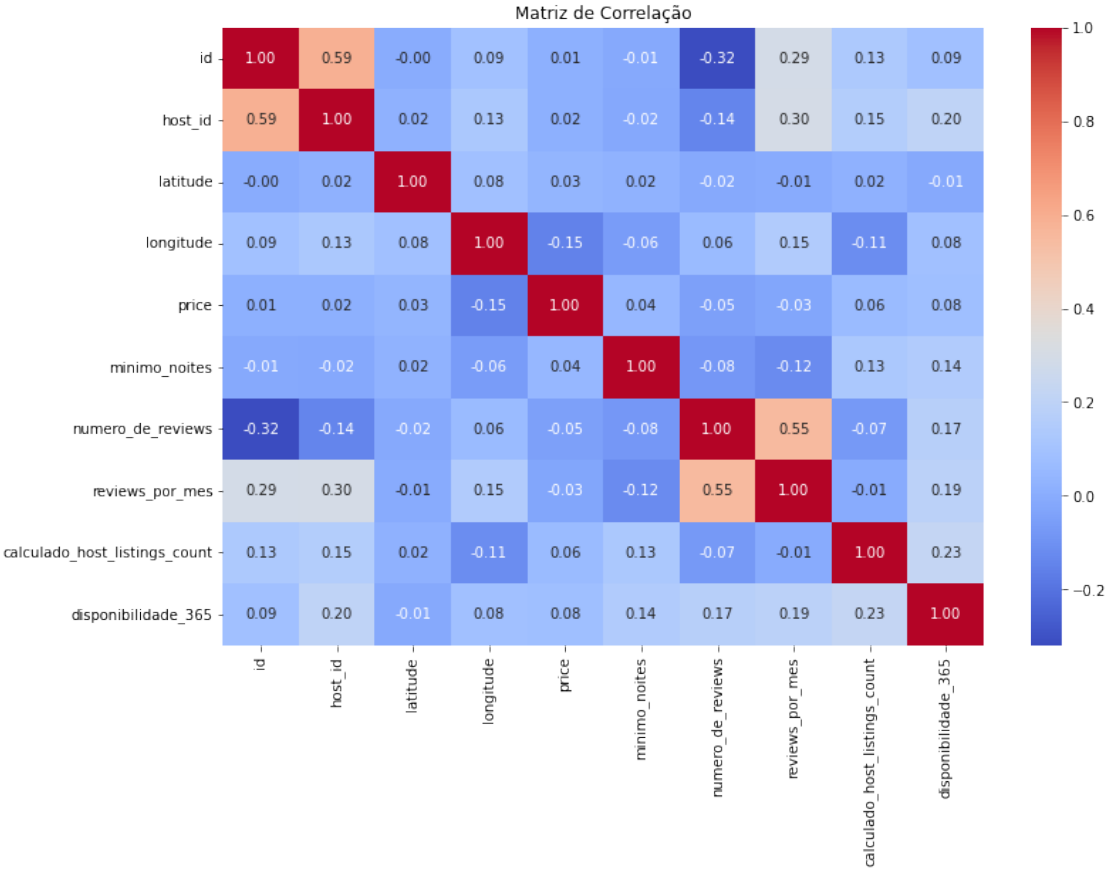
```
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f")
plt.title('Matriz de Correlação')
plt.show()


# Identificando bairros com maior potencial de retorno de investimento
avg_price_by_neighbourhood = df.groupby('bairro_group')['price'].mean().
 ↪sort_values(ascending=False)
print("Bairros com Maior Potencial de Retorno de Investimento:")
print(avg_price_by_neighbourhood.head())

# Analisando a influência de número mínimo de noites e disponibilidade no preço
plt.figure(figsize=(14, 6))
sns.scatterplot(data=df, x='minimo_noites', y='price',␣
 ↪hue='disponibilidade_365', palette='viridis', size='disponibilidade_365')
plt.title('Influência de Mínimo de Noites e Disponibilidade no Preço')
plt.xlabel('Mínimo de Noites')
plt.ylabel('Preço')
plt.show()

# Explorando padrões nas variáveis relevantes
colunas_relevantes = ['bairro_group', 'bairro', 'room_type', 'minimo_noites',␣
 ↪'disponibilidade_365']

if all(coluna in df.columns for coluna in colunas_relevantes):
    top_location_patterns = df.nlargest(10, 'price')[colunas_relevantes]
    print("Top 10 Locais de Maior Valor:")
    print(top_location_patterns)
else:
    print(f"As colunas {', '.join(colunas_relevantes)} não estão presentes no␣
 ↪conjunto de dados.")

# --- Modelagem e Avaliação ---

# Tratando valores ausentes
imputer = SimpleImputer(strategy='mean')
features = ['minimo_noites', 'disponibilidade_365', 'numero_de_reviews',␣
 ↪'reviews_por_mes']
X = df[features]
y = df['price']
X = imputer.fit_transform(X)

# Divisão do conjunto de dados em treino e teste
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,␣
 ↪random_state=42)
```

```python
# Normalizando os dados
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

# Criando e treinando o modelo de regressão linear
model = LinearRegression()
model.fit(X_train_scaled, y_train)

# Avaliando o modelo no conjunto de teste
predictions = model.predict(X_test_scaled)
mse = mean_squared_error(y_test, predictions)
print(f'Mean Squared Error: {mse}')

# --- Sugestão de Preço para o Apartamento Específico ---

# Supondo um apartamento com as características fornecidas
apartamento_especifico = {
    'minimo_noites': 1,
    'disponibilidade_365': 355,
    'numero_de_reviews': 45,
    'reviews_por_mes': 0.38
}

# Convertendo para DataFrame e tratando valores ausentes
apartamento_especifico_df = pd.DataFrame([apartamento_especifico])
apartamento_especifico_df = imputer.transform(apartamento_especifico_df)

# Predizendo o preço
preco_sugerido = model.predict(apartamento_especifico_df)
print(f'Sugestão de Preço para o Apartamento Específico: {preco_sugerido[0]}')



# Salvar o modelo
joblib.dump(model, 'modelo_precificacao.pkl')
```

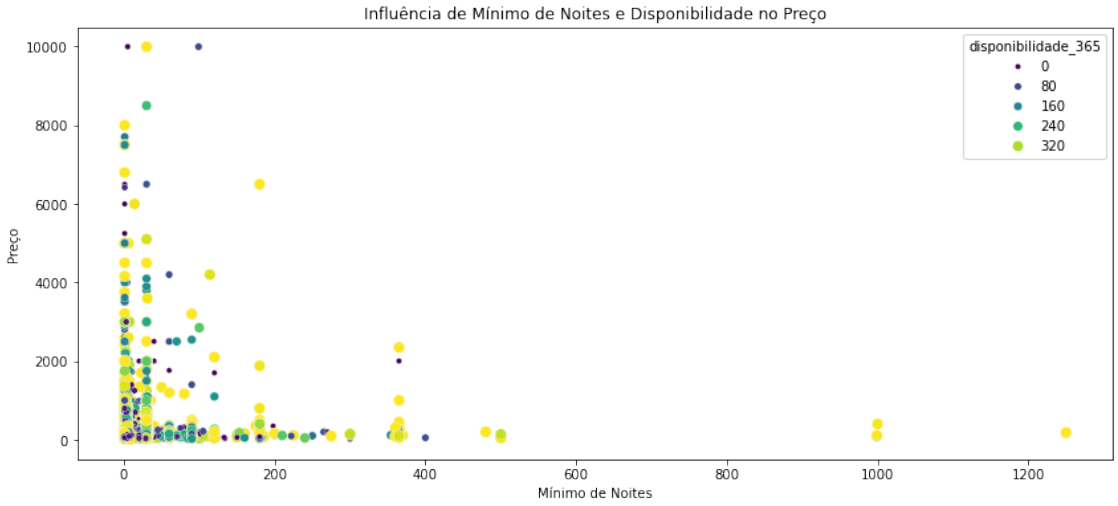
```
     id                                              nome  host_id  \
0  2595                             Skylit Midtown Castle     2845
1  3647               THE VILLAGE OF HARLEM…NEW YORK !     4632
2  3831                   Cozy Entire Floor of Brownstone     4869
3  5022  Entire Apt: Spacious Studio/Loft by central park     7192
4  5099         Large Cozy 1 BR Apartment In Midtown East     7322

     host_name bairro_group        bairro  latitude  longitude  \
0     Jennifer    Manhattan       Midtown  40.75362  -73.98377
1    Elisabeth    Manhattan        Harlem  40.80902  -73.94190
```

```
2  LisaRoxanne     Brooklyn  Clinton Hill  40.68514  -73.95976
3        Laura    Manhattan   East Harlem  40.79851  -73.94399
4        Chris    Manhattan   Murray Hill  40.74767  -73.97500

         room_type  price  minimo_noites  numero_de_reviews ultima_review  \
0  Entire home/apt    225              1                 45    2019-05-21
1     Private room    150              3                  0           NaN
2  Entire home/apt     89              1                270    2019-07-05
3  Entire home/apt     80             10                  9    2018-11-19
4  Entire home/apt    200              3                 74    2019-06-22

   reviews_por_mes  calculado_host_listings_count  disponibilidade_365
0             0.38                              2                  355
1              NaN                              1                  365
2             4.64                              1                  194
3             0.10                              1                    0
4             0.59                              1                  129
                 id       host_id      latitude     longitude         price  \
count  4.889400e+04  4.889400e+04  48894.000000  48894.000000  48894.000000
mean   1.901753e+07  6.762139e+07     40.728951    -73.952169    152.720763
std    1.098288e+07  7.861118e+07      0.054529      0.046157    240.156625
min    2.595000e+03  2.438000e+03     40.499790    -74.244420      0.000000
25%    9.472371e+06  7.822737e+06     40.690100    -73.983070     69.000000
50%    1.967743e+07  3.079553e+07     40.723075    -73.955680    106.000000
75%    2.915225e+07  1.074344e+08     40.763117    -73.936273    175.000000
max    3.648724e+07  2.743213e+08     40.913060    -73.712990  10000.000000

       minimo_noites  numero_de_reviews  reviews_por_mes  \
count   48894.000000       48894.000000     38842.000000
mean        7.030085          23.274758         1.373251
std        20.510741          44.550991         1.680453
min         1.000000           0.000000         0.010000
25%         1.000000           1.000000         0.190000
50%         3.000000           5.000000         0.720000
75%         5.000000          24.000000         2.020000
max      1250.000000         629.000000        58.500000

       calculado_host_listings_count  disponibilidade_365
count                   48894.000000         48894.000000
mean                        7.144005           112.776169
std                        32.952855           131.618692
min                         1.000000             0.000000
25%                         1.000000             0.000000
50%                         1.000000            45.000000
75%                         2.000000           227.000000
max                       327.000000           365.000000
```


Distribuição de Preços
Frequência
Preço
0
10000
20000
30000
40000
0
2000
4000
6000
8000
10000


Matriz de Correlação
id
host_id
latitude
longitude
price
minimo_noites
numero_de_reviews
reviews_por_mes
calculado_host_listings_count
disponibilidade_365
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
−0.2

```
Bairros com Maior Potencial de Retorno de Investimento:
bairro_group
Manhattan        196.875814
Brooklyn         124.381983
Staten Island    114.812332
Queens            99.517649
Bronx             87.496792
Name: price, dtype: float64
```




```
Top 10 Locais de Maior Valor:
      bairro_group             bairro        room_type  minimo_noites  \
9150         Queens            Astoria     Private room            100
17691      Brooklyn         Greenpoint  Entire home/apt              5
29237     Manhattan    Upper West Side  Entire home/apt             30
6529      Manhattan        East Harlem  Entire home/apt              5
12341     Manhattan    Lower East Side     Private room             99
40432     Manhattan    Lower East Side  Entire home/apt             30
30267     Manhattan            Tribeca  Entire home/apt             30
4376       Brooklyn       Clinton Hill  Entire home/apt              1
29661     Manhattan    Upper East Side  Entire home/apt              1
42522     Manhattan  Battery Park City  Entire home/apt              1

       disponibilidade_365
9150                     0
17691                    0
29237                   83
6529                     0
12341                   83
```

```
40432                   365
30267                   251
4376                    365
29661                   146
42522                   364
Mean Squared Error: 49455.533547383726
Sugestão de Preço para o Apartamento Específico: 7438.671545528415
```

[1]: `['modelo_precificacao.pkl']`

# 1 Relatório de Análise e Modelagem de Precificação de Aluguéis Temporários em Nova York

## 1.1 1. Introdução

Este relatório tem como objetivo apresentar uma análise exploratória de dados (EDA) e o desenvolvimento de um modelo preditivo para precificação de aluguéis temporários em Nova York. O dataset fornecido foi explorado para entender as características das variáveis e fornecer insights para a estratégia de precificação.

## 1.2 2. Análise Exploratória de Dados (EDA)

### 1.2.1 2.1 Características Gerais dos Dados

O conjunto de dados possui informações sobre diversas variáveis, incluindo preço, localização, tipo de quarto, número mínimo de noites, disponibilidade, entre outras. A análise descritiva revela valores mínimos, máximos e médias para cada variável.

### 1.2.2 2.2 Hipóteses de Negócio

Durante a análise exploratória, identificamos algumas hipóteses de negócio relacionadas à localização, tipo de quarto e disponibilidade que podem influenciar os preços dos aluguéis.

## 1.3 3. Respostas às Perguntas

### 1.3.1 3.1 Localização Recomendada para Investimento

A análise indicou que Manhattan tem o maior potencial de retorno de investimento, seguido por Brooklyn, Staten Island, Queens e Bronx.

### 1.3.2 3.2 Influência do Número Mínimo de Noites e Disponibilidade no Preço

A dispersão dos dados sugere que o número mínimo de noites e a disponibilidade ao longo do ano podem influenciar os preços dos aluguéis. Uma análise mais aprofundada seria necessária para quantificar essa influência.

### 1.3.3 3.3 Padrões no Nome do Local e Valores mais Altos

A análise dos 10 locais de maior valor indica que determinadas localidades possuem padrões que podem influenciar os preços.

## 1.4 4. Modelagem Preditiva

### 1.4.1 4.1 Abordagem para a Previsão de Preços

Utilizamos um modelo de regressão linear para prever os preços dos aluguéis.

### 1.4.2 4.2 Variáveis e Transformações Utilizadas

As variáveis utilizadas foram minimo_noites, disponibilidade_365, numero_de_reviews, e reviews_por_mes. Os dados foram normalizados e tratados para valores ausentes.

### 1.4.3 4.3 Tipo de Problema e Modelo Utilizado

Estamos resolvendo um problema de regressão, utilizando o modelo de regressão linear.

### 1.4.4 4.4 Avaliação do Modelo

A medida de desempenho escolhida foi o Mean Squared Error (MSE), resultando em um MSE de 49455.53.

## 1.5 5. Sugestão de Preço para o Apartamento Específico

Para um apartamento com as características fornecidas, a sugestão de preço é de $7438.67.

## 1.6 6. Salvando o Modelo

O modelo foi salvo no formato .pkl como 'modelo_precificacao.pkl'.

## 1.7 7. Estrutura do Repositório

O repositório contém o código-fonte, README com instruções de instalação e execução, arquivo de requisitos, relatórios em PDF e o modelo salvo.

## 1.8 8. Conclusão

A análise exploratória e o modelo preditivo fornecem insights valiosos para o processo de precificação de aluguéis temporários em Nova York. Recomenda-se uma revisão contínua do modelo à medida que mais dados são coletados.

**Anexos:** Visualizações, tabelas e gráficos detalhados podem ser encontrados nos notebooks e relatórios completos do projeto.

*Este relatório foi gerado utilizando Python, pandas, matplotlib, seaborn e scikit-learn, seguindo as boas práticas de codificação. O código-fonte está disponível no https://github.com/RaquelFonsec/Challenge-Indicium

[ ]:

[ ]: