## Desafio

## January 23, 2025

```
[1]: # Importar bibliotecas necessárias
    import pandas as pd
    import numpy as np
    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_absolute_error, mean_squared_error, __
      →root_mean_squared_error
    import pickle
[3]: # Carregar o dataset
    data = pd.read_csv("teste_indicium_precificacao.csv")
[4]: # Etapa 1: Análise Exploratória de Dados (EDA)
     # ==========
     # Visualizar as primeiras linhas do dataset
    print(data.head())
         id
                                                              host_id \
                                                         nome
    0 2595
                                        Skylit Midtown Castle
                                                                  2845
                          THE VILLAGE OF HARLEM...NEW YORK !
    1 3647
                                                               4632
    2 3831
                              Cozy Entire Floor of Brownstone
                                                                  4869
            Entire Apt: Spacious Studio/Loft by central park
    3 5022
                                                                  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 \
      Entire home/apt
                          225
                                                             45
                                                                   2019-05-21
    0
                                           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	disponibil:	idade_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

## [5]: # Informações gerais sobre o dataset print(data.info())

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 48894 entries, 0 to 48893
Data columns (total 16 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype				
0	id	48894 non-null	int64				
1	nome	48878 non-null	object				
2	host_id	48894 non-null	int64				
3	host_name	48873 non-null	object				
4	bairro_group	48894 non-null	object				
5	bairro	48894 non-null	object				
6	latitude	48894 non-null	float64				
7	longitude	48894 non-null	float64				
8	room_type	48894 non-null	object				
9	price	48894 non-null	int64				
10	minimo_noites	48894 non-null	int64				
11	numero_de_reviews	48894 non-null	int64				
12	ultima_review	38842 non-null	object				
13	reviews_por_mes	38842 non-null	float64				
14	calculado_host_listings_count	48894 non-null	int64				
15	disponibilidade_365	48894 non-null	int64				
dtypes: float64(3), int64(7), object(6)							

dtypes: float64(3), int64(7), object(6)

memory usage: 6.0+ MB

None

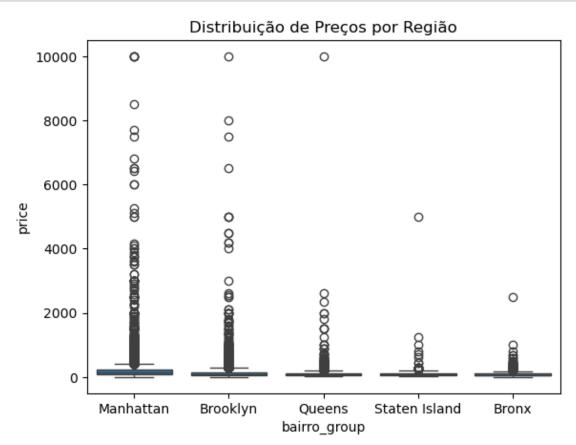
## [6]: # Estatísticas descritivas print(data.describe())

	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	

```
3.648724e+07 2.743213e+08
                                            40.913060
                                                          -73.712990 10000.000000
    max
           minimo_noites
                           numero_de_reviews
                                              reviews_por_mes
            48894.000000
                                 48894.000000
                                                   38842.000000
    count
                 7.030085
                                    23.274758
    mean
                                                       1.373251
                20.510741
                                    44.550991
                                                       1.680453
    std
    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
              1250.000000
                                   629.000000
                                                      58.500000
    max
            calculado_host_listings_count
                                            disponibilidade_365
                             48894.000000
                                                   48894.000000
    count
                                  7.144005
    mean
                                                      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
[7]: # Verificar valores ausentes
     print(data.isnull().sum())
                                           0
    id
                                          16
    nome
    host_id
                                           0
    host_name
                                          21
                                           0
    bairro_group
                                           0
    bairro
    latitude
                                           0
                                           0
    longitude
                                           0
    room_type
    price
                                           0
    minimo_noites
                                           0
    numero_de_reviews
                                           0
    ultima_review
                                       10052
                                       10052
    reviews_por_mes
    calculado_host_listings_count
                                           0
    disponibilidade_365
                                           0
    dtype: int64
[8]: # Substituir valores ausentes em 'reviews por mes' por 0
     data['reviews_por_mes'] = data['reviews_por_mes'].fillna(0)
[9]: # Remover colunas irrelevantes para o modelo
```

```
data.drop(columns=['id', 'nome', 'host_id', 'host_name', 'ultima_review'], usinplace=True)
```

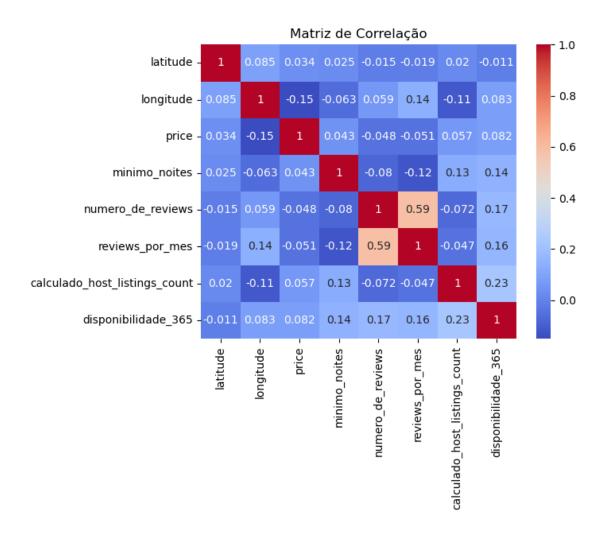
```
[10]: # Gráficos exploratórios
sns.boxplot(x='bairro_group', y='price', data=data)
plt.title('Distribuição de Preços por Região')
plt.show()
```



```
[11]: # Selecionar apenas as colunas numéricas
numeric_data = data.select_dtypes(include=['number'])

# Calcular a matriz de correlação
correlation_matrix = numeric_data.corr()

# Criar o heatmap
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm')
plt.title('Matriz de Correlação')
plt.show()
```



```
[15]: # Dividir em conjuntos de treino e teste
     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,__
      →random_state=42)
# Etapa 3: Modelagem Preditiva
     # ===========
     # Instanciar o modelo
     model = LinearRegression()
[17]: # Treinar o modelo
     model.fit(X_train, y_train)
[17]: LinearRegression()
[18]: # Fazer previsões
     y_pred = model.predict(X_test)
[19]: # Calcular MAE
     mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
     # Calcular RMSE usando a função específica
     rmse = root_mean_squared_error(y_test, y_pred)
     # Exibir resultados
     print(f"MAE: {mae:.2f}")
     print(f"RMSE: {rmse:.2f}")
     MAE: 2115754.75
     RMSE: 144202911.46
# Etapa 4: Previsão de Preço
     # ===============
     # Criar DataFrame para o novo apartamento
     novo_apartamento = {
         'latitude': 40.75362,
         'longitude': -73.98377,
         'minimo_noites': 1,
         'numero_de_reviews': 45,
         'reviews_por_mes': 0.38,
         'calculado_host_listings_count': 2,
         'disponibilidade_365': 355,
         'bairro_group': 'Manhattan',
         'bairro': 'Midtown',
         'room_type': 'Entire home/apt'
```

Preço sugerido (\$): 228.83

Modelo salvo como 'modelo\_precificacao.pkl'

```
[22]: with open('modelo_precificacao.pkl', 'rb') as file:
    loaded_model = pickle.load(file)
```

```
[23]: # Exemplo de entrada
novo_apartamento = {
    'latitude': 20.75362,
    'longitude': -73.98377,
    'minimo_noites': 1,
    'numero_de_reviews': 45,
    'reviews_por_mes': 0.38,
    'calculado_host_listings_count': 2,
    'disponibilidade_365': 355,
    'bairro_group': 'Manhattan',
    'bairro': 'Midtown',
    'room_type': 'Entire home/apt'
}

# Transformar em DataFrame
```

```
[24]: # Fazer a previsão
preco_previsto = loaded_model.predict(novo_apartamento_df)
print("Preço sugerido ($):", round(preco_previsto[0], 2))
```

Preço sugerido (\$): 2161.76