

LH\_CD\_ALINE\_CASTRO.ipynb

Arquivo Editar Ver Inserir Ambiente de execução Ferramentas Ajuda Não é possível salvar as alterações

+ Código + Texto Copiar para o Drive RAM Disco Gemini

[Open in Colab](#)

## DESAFIO CIENTISTA DE DADOS

### INCIDIUM / LIGHTHOUSE

Autora: Aline de Castro Santos  
Data: Janeiro de 2025

#### 1. INTRODUÇÃO

Este projeto de ciência de dados foi desenvolvido para abordar um desafio proposto pela Indicium, uma empresa que está trabalhando na criação de uma plataforma de aluguéis temporários na cidade de Nova York. O objetivo principal é desenvolver um modelo preditivo para prever os preços dos aluguéis com base em um conjunto de dados fornecido.

Este projeto é uma oportunidade para explorar conceitos estatísticos de modelos preditivos, aplicar criatividade na resolução de problemas e utilizar modelos básicos de machine learning.

#### 1.1 A base de dados

O conjunto de dados, denominado `teste_indicium_precificacao.csv`, contém informações detalhadas sobre os anúncios de aluguel, incluindo características como localização, tipo de quarto, preço por noite, número mínimo de noites, número de comentários, entre outros. A análise desses dados permitirá a criação de um modelo que pode prever os preços dos aluguéis, o que é crucial para a estratégia de precificação da plataforma.

#### 1.2 Descrição das variáveis

- `id`: Atua como uma chave exclusiva para cada anúncio nos dados do aplicativo.
- `nome`: Representa o nome do anúncio.
- `host_id`: Representa o id do usuário que hospedou o anúncio.
- `host_name`: Contém o nome do usuário que hospedou o anúncio.
- `bairro_group`: Contém o nome do bairro onde o anúncio está localizado.
- `bairro`: Contém o nome da área onde o anúncio está localizado.
- `latitude`: Contém a latitude do local.
- `longitude`: Contém a longitude do local.
- `room_type`: Contém o tipo de espaço de cada anúncio.
- `price`: Contém o preço por noite em dólares listado pelo anfitrião.
- `minimo_noites`: Contém o número mínimo de noites que o usuário deve reservar.
- `numero_de_reviews`: Contém o número de comentários dados a cada listagem.
- `ultima_review`: Contém a data da última revisão dada à listagem.
- `reviews_por_mes`: Contém o número de avaliações fornecidas por mês.
- `calculado_host_listings_count`: Contém a quantidade de listagem por host.
- `disponibilidade_365`: Contém o número de dias em que o anúncio está disponível para reserva.

#### 2. BIBLIOTECAS NECESSÁRIAS

```
[ ] import pandas as pd # Para manipulação e análise de dados estruturados em tabelas
import numpy as np # Para realizar operações matemáticas e manipular arrays multidimensionais
import matplotlib.pyplot as plt # Para criação de gráficos estáticos, animados e interativos em 2D
import seaborn as sns # Para criação de gráficos estatísticos mais atraentes e informativos baseados em Matplotlib
import scipy.stats as stats # Para realizar cálculos estatísticos e operações matemáticas avançadas
import plotly.express as px # Para criação de gráficos interativos de alto nível
import plotly.subplots as sp # Para criação de subplots em gráficos Plotly
import plotly.graph_objs as go # Para criação de gráficos Plotly de baixo nível com mais controle sobre o design
import statsmodels.formula.api as smf # Para criação de modelos estatísticos e execução de testes estatísticos usando fórmulas
import statsmodels.api as sm # Para acesso a funções estatísticas completas e modelos estatísticos
from wordcloud import WordCloud # Para visualização funcional de dados de texto através de nuvens de palavras
from sklearn.model_selection import train_test_split # Para dividir dados em conjuntos de treinamento e teste
from sklearn.model_selection import LinearRegression # Para realizar regressão linear e modelar relações entre variáveis
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score # Para calcular o erro quadrático médio, uma métrica de avaliação de modelo
import pickle # Para serializar e desserializar objetos Python, permitindo que os objetos sejam salvos e carregados
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor # Para realizar Random Forest, um método de aprendizado de máquina
from sklearn.impute import SimpleImputer # Para preencher valores ausentes nos dados
from sklearn.model_selection import GridSearchCV # Para ajustar os hiperparâmetros
import warnings
```

# Ignorar os avisos de desempenho do pandas
warnings.filterwarnings('ignore', category=pd.errors.PerformanceWarning)

# Configuração para exibir gráficos diretamente no notebook
%matplotlib inline

#### 3. CARREGANDO A BASE DE DADOS

```
[ ] # Carregando os dados
df = pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/Aline-Castro/Desafio-INDICIUM-2025/refs/main/teste_indicium_precificacao.csv")

# Visualização das primeiras cinco linhas do DataFrame
df.head()
```

	<code>id</code>	<code>nome</code>	<code>host_id</code>	<code>host_name</code>	<code>bairro_group</code>	<code>bairro</code>	<code>latitude</code>	<code>longitude</code>	<code>room_type</code>	<code>price</code>	<code>minimo_noites</code>	<code>numero_de_reviews</code>	<code>ultima_review</code>	<code>reviews_por_mes</code>	<code>calculado_host_listings_count</code>	<code>disponibilidade_365</code>
0	2595	Skylit Midtown Castle	2845	Jennifer	Manhattan	Midtown	40.75362	-73.98377	Entire home/apt	225	1	45	2019-05-21	0.38	2	355
1	3647	THE VILLAGE OF HARLEM...NEW YORK!	4632	Elisabeth	Manhattan	Harlem	40.80902	-73.94190	Private room	150	3	0	Nan	Nan	1	365
2	3831	Cozy Entire Floor of Brownstone	4869	LisaRoxanne	Brooklyn	Clinton Hill	40.68514	-73.95976	Entire home/apt	89	1	270	2019-07-05	4.64	1	194
3	5022	Entire Apt Spacious Studio/Loft by central park	7192	Laura	Manhattan	East Harlem	40.79851	-73.94399	Entire home/apt	80	10	9	2018-11-19	0.10	1	0
4	5099	Large Cozy 1 BR Apartment In Midtown East	7322	Chris	Manhattan	Murray Hill	40.74767	-73.97500	Entire home/apt	200	3	74	2019-06-22	0.59	1	129

#### 4. ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

## 4.1 Descrição dos dados

```
[ ] # Informações gerais sobre os dados  
df.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)  
memory usage: 6.0+ MB
```

```
[ ] # Descrição estatística das variáveis numéricas  
df.describe()
```

```
→ id          host_id      latitude    longitude     price  minimo_noites  numero_de_reviews  reviews_por_mes  calculado_host_listings_count  disponibilidade_365  
count  4.889400e+04  4.889400e+04  48894.000000  48894.000000  48894.000000  48894.000000  38842.000000  48894.000000  48894.000000  
mean  1.901753e+07  7.621239e+07  40.728951  -73.952169  152.720763  7.030085  23.274758  1.373251  7.144005  112.776169  
std   1.098288e+07  7.861118e+07  0.054529  0.046157  240.156625  20.510741  44.550991  1.680453  32.952855  131.618692  
min   2.595000e+03  2.438000e+03  40.499790  -74.244420  0.000000  1.000000  0.000000  0.010000  1.000000  0.000000  
25%   9.472371e+06  7.822737e+06  40.690100  -73.983070  69.000000  1.000000  1.000000  0.190000  1.000000  0.000000  
50%   1.967743e+07  3.079553e+07  40.723075  -73.955680  106.000000  3.000000  5.000000  0.720000  1.000000  45.000000  
75%   2.915225e+07  1.074344e+08  40.763117  -73.936273  175.000000  5.000000  24.000000  2.020000  2.000000  227.000000  
max   3.648724e+07  2.743219e+08  40.913060  -73.712990  10000.000000  1250.000000  629.000000  58.500000  327.000000  365.000000
```

```
[ ] # Dimensionalidade do DataFrame (número de linhas, número de colunas)  
df.shape
```

```
→ (48894, 16)
```

```
[ ] # Número de valores nulos em cada coluna  
df.isnull().sum()
```

```
→ 0  
   id          0  
   nome         16  
   host_id       0  
   host_name      21  
   bairro_group    0  
   bairro          0  
   latitude         0  
   longitude        0  
   room_type        0  
   price            0  
   minimo_noites     0  
   numero_de_reviews 0  
   ultima_review     10052  
   reviews_por_mes  10052  
   calculado_host_listings_count 0  
   disponibilidade_365 0  
  
dtype: int64
```

As colunas 'nome' e 'host\_name' serão substituídas por 'Desconhecido' e a coluna 'reviews\_por\_mes' será substituída por 0.

Essa substituição é realizada porque 'nome' e 'host\_name' são variáveis categóricas e a substituição por 'Desconhecido' permite manter a integridade dos dados sem adicionar informações tendenciosas. Para a coluna 'reviews\_por\_mes', a substituição por 0 é justificada pelo fato de que a ausência de uma revisão pode ser interpretada como nenhuma revisão feita naquele mês, portanto, 0 é um valor adequado.

```
[ ] # Substituindo valores nulos  
df['nome'].fillna('Desconhecido', inplace=True)  
df['host_name'].fillna('Desconhecido', inplace=True)  
df['reviews_por_mes'].fillna(0, inplace=True)
```

A coluna 'ultima\_review' contém datas, mas é do tipo 'object'.

Para facilitar a manipulação e análise desses dados, esta coluna será convertida para o tipo de dados *datetime*.

```
[ ] # Convertendo a coluna 'ultima_review' para datetime  
df['ultima_review'] = pd.to_datetime(df['ultima_review'])
```

```
[ ] # Verificando os tipos de dados de cada coluna  
df.dtypes
```

```
→ 0  
   id          int64  
   nome         object  
   host_id       int64  
   host_name      object  
   bairro_group    object  
   bairro          object  
   latitude        float64  
   longitude       float64  
   room_type       object
```

```

price          int64
minimo_noites  int64
numero_de_reviews  int64
ultima_review   datetime64[ns]
reviews_por_mes float64
calculado_host_listings_count  int64
disponibilidade_365  int64

```

dtype: object

## 4.2 Matriz de correlação

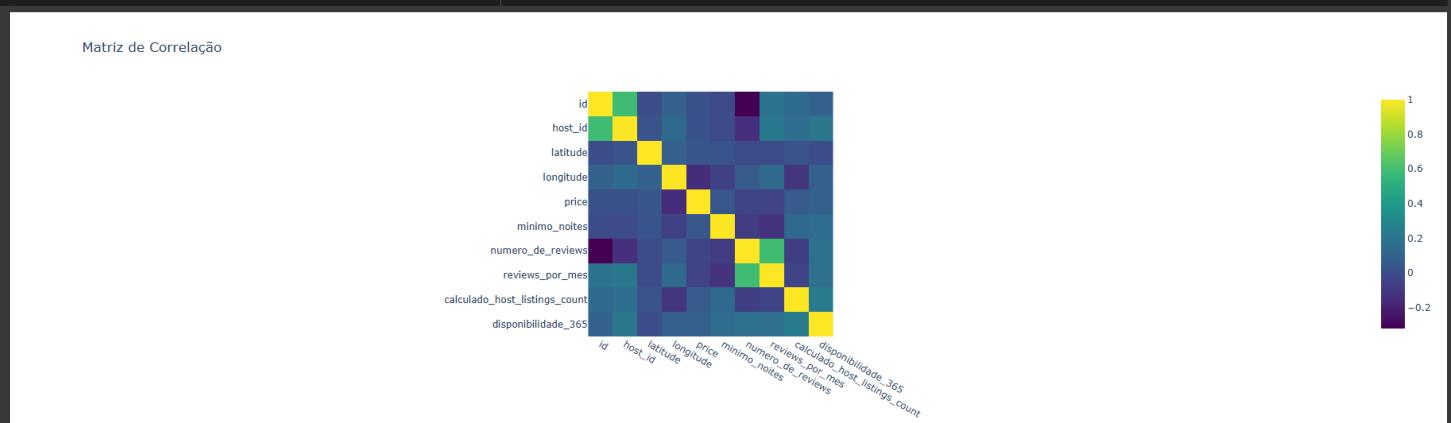
```

[ ] # Selecionando apenas colunas numéricas para calcular a correlação
df_numeric = df.select_dtypes(include=['number'])

# Gerando o mapa de calor da matriz de correlação
fig = px.imshow(df_numeric.corr(), color_continuous_scale='viridis', title="Matriz de Correlação")

# Mostrando a figura
fig.show()

```



```

[ ] # Selecionando apenas as colunas numéricas
df_numeric = df.select_dtypes(include=['number'])

# Calculando a correlação entre as variáveis
corr = df_numeric.corr()

# Exibindo a matriz de correlação
corr

```

	<b>id</b>	<b>host_id</b>	<b>latitude</b>	<b>longitude</b>	<b>price</b>	<b>minimo_noites</b>	<b>numero_de_reviews</b>	<b>reviews_por_mes</b>	<b>calculado_host_listings_count</b>	<b>disponibilidade_365</b>
<b>id</b>	1.000000	0.588282	-0.003178	0.090896	0.010618	-0.013235	-0.319782	0.180208	0.133274	0.085541
<b>host_id</b>	0.588282	1.000000	0.020199	0.127049	0.015309	-0.017370	-0.140113	0.209776	0.154951	0.203535
<b>latitude</b>	-0.003178	0.020199	1.000000	0.084777	0.033939	0.024861	-0.015399	-0.018775	0.019517	-0.010926
<b>longitude</b>	0.090896	0.127049	0.084777	1.000000	-0.150020	-0.062750	0.059092	0.138512	-0.114713	0.082751
<b>price</b>	0.010618	0.015309	0.033939	-0.150020	1.000000	0.042799	-0.047954	-0.050564	0.057472	0.081833
<b>minimo_noites</b>	-0.013235	-0.017370	-0.024861	-0.062750	0.042799	1.000000	-0.080118	-0.124909	0.127960	0.144320
<b>numero_de_reviews</b>	-0.319782	-0.140113	-0.015399	0.059092	-0.047954	-0.080118	1.000000	0.589406	-0.072376	0.172047
<b>reviews_por_mes</b>	0.180208	0.209776	0.018775	0.057472	0.127960	0.589406	1.000000	-0.047313	0.163760	
<b>calculado_host_listings_count</b>	0.133274	0.154951	0.019517	-0.114713	0.057472	0.127960	-0.072376	-0.047313	1.000000	0.225711
<b>disponibilidade_365</b>	0.085541	0.203535	-0.010926	0.082751	0.061833	0.144320	0.172047	0.163760	0.225711	1.000000

Algumas observações baseadas na matriz de correlação entre diferentes variáveis no conjunto de dados:

- **id** e **host\_id** têm uma correlação positiva moderada (0.588282), o que indica que os IDs dos anúncios e dos anfitriões podem estar de alguma forma relacionados.
- **numero\_de\_reviews** e **reviews\_por\_mes** têm uma forte correlação positiva (0.589406), o que faz sentido, pois um maior número de revisões por mês provavelmente levará a um maior número total de revisões.
- **longitude** e **price** têm uma correlação negativa moderada (-0.150020), o que pode indicar que os preços tendem a ser menores em áreas com longitudes maiores. No entanto, essa relação pode não ser direta e pode ser influenciada por outros fatores, como o bairro ou o tipo de quarto.
- **disponibilidade\_365** tem uma correlação positiva moderada com **calculado\_host\_listings\_count** (0.225711) e **host\_id** (0.203535), o que pode sugerir que anfitriões com mais listagens ou anfitriões mais antigos na plataforma tendem a ter suas listagens disponíveis por mais dias no ano.

## 4.3 Visualização da distribuição dos dados

### 4.3.1 Distribuição de dados das variáveis numéricas

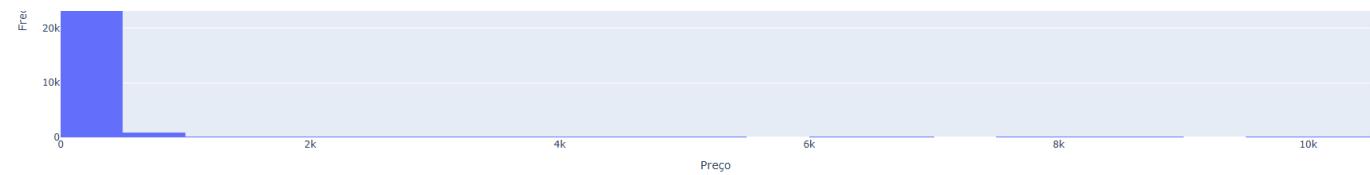
Histogramas para cada variável numérica ('price', 'minimo\_noites', 'numero\_de\_reviews', 'reviews\_por\_mes', 'calculado\_host\_listings\_count', 'disponibilidade\_365'), para entender a distribuição dos dados

```

[ ] # Verificando a distribuição do preço por noite
fig1 = px.histogram(df, x='price', nbins=30, title="Distribuição de Preços")
fig1.update_layout(xaxis_title='Preço', yaxis_title='Frequência')
fig1.show()

```

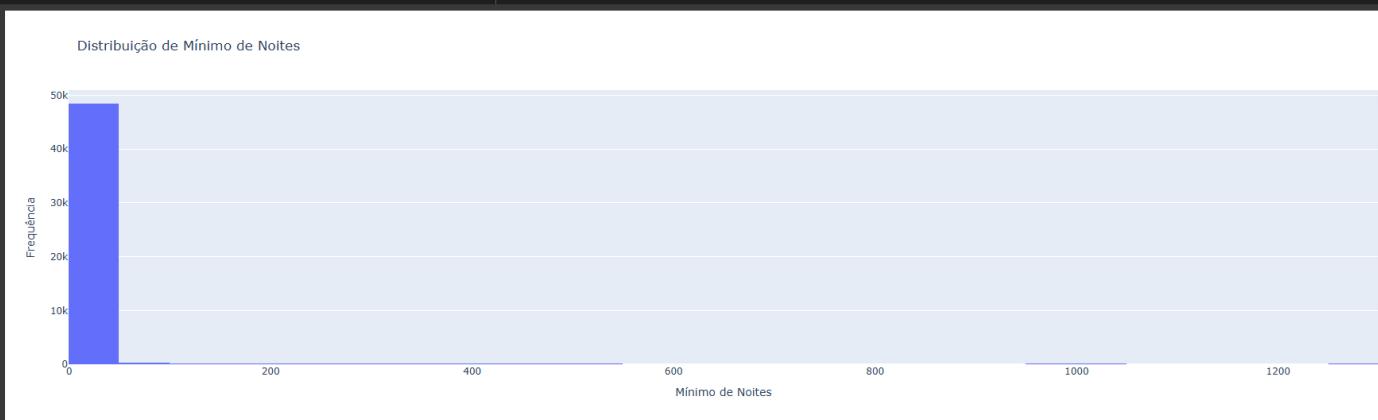




A partir do gráfico, pode-se observar que a maioria dos preços está concentrada no extremo inferior da escala. Há uma frequência muito alta de aluguéis com preços próximos entre 0 e 499 dólares.

Isso sugere que a maioria dos imóveis tem preços baixos.

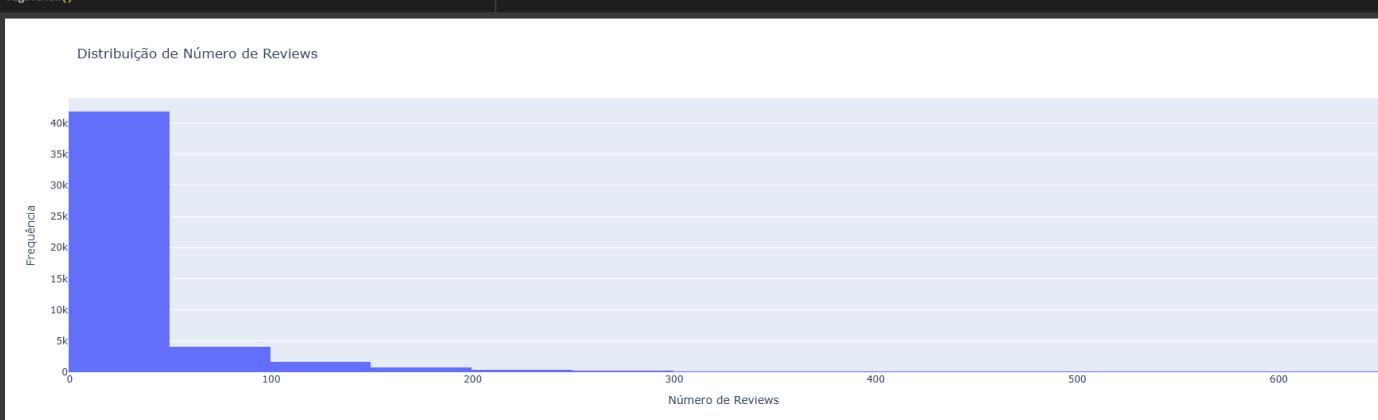
```
[ ] # Verificando a quantidade de mínima de noites que o usuário deve reservar
fig2 = px.histogram(df, x='minimo_noites', nbins=30, title='Distribuição de Mínimo de Noites')
fig2.update_layout(xaxis_title='Mínimo de Noites', yaxis_title='Frequência')
fig2.show()
```



A partir do gráfico, pode-se observar que a maioria das reservas exige um número muito baixo de noites mínimas. Há uma frequência muito alta de estadias com um requisito de noites mínimas entre 0 e 49.

Isso sugere que a maioria dos imóveis tem requisitos de estadia mínima baixos.

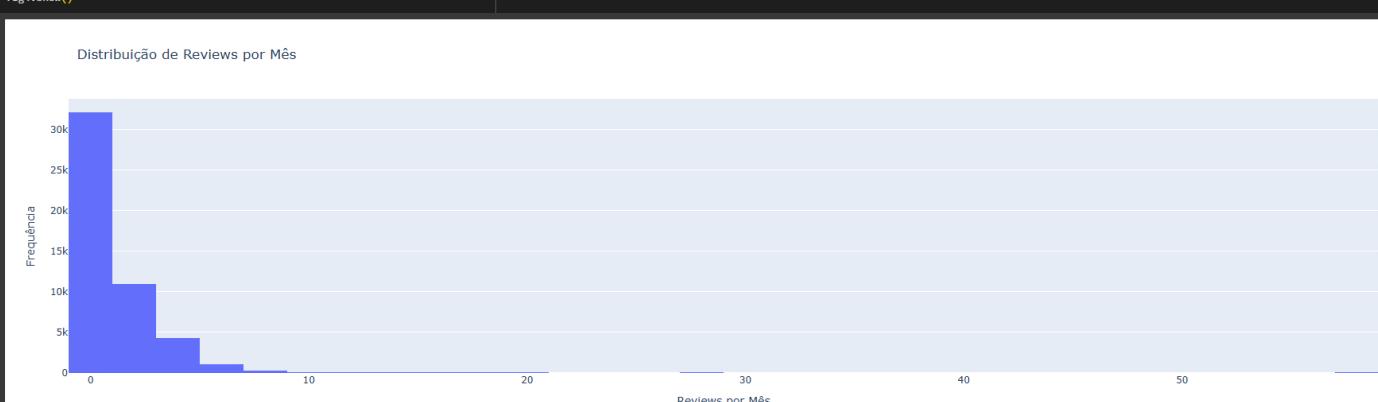
```
[ ] # Verificando o número de comentários dados a cada listagem
fig3 = px.histogram(df, x='numero_de_reviews', nbins=30, title='Distribuição de Número de Reviews')
fig3.update_layout(xaxis_title='Número de Reviews', yaxis_title='Frequência')
fig3.show()
```



A partir do gráfico, podemos observar que a maioria dos imóveis tem um número muito baixo de reviews. Há uma frequência muito alta de reviews entre 0 e 49.

Isso sugere que a maioria dos imóveis tem poucos reviews.

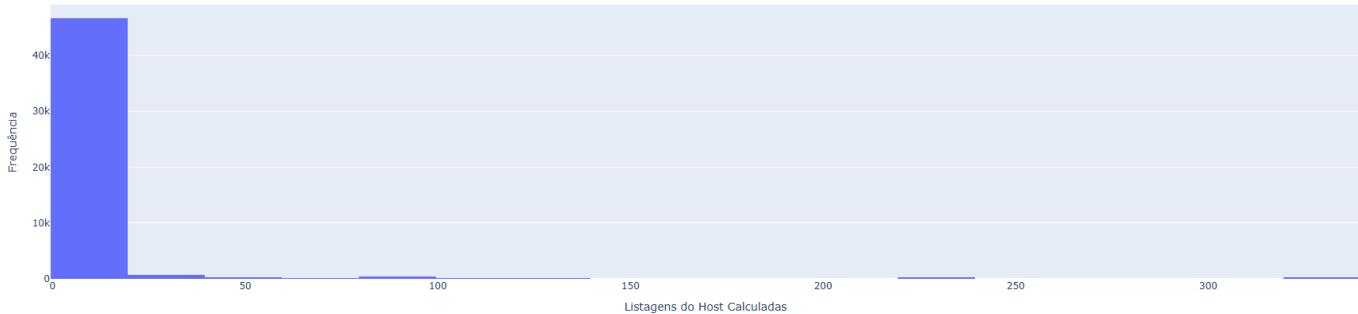
```
[ ] # Verificando o número de avaliações fornecidas por mês
fig4 = px.histogram(df, x='reviews_por_mes', nbins=30, title='Distribuição de Reviews por Mês')
fig4.update_layout(xaxis_title='Reviews por Mês', yaxis_title='Frequência')
fig4.show()
```



A partir do gráfico, podemos observar que a maioria dos imóveis tem um número muito baixo de reviews por mês. Há uma frequência muito alta de reviews por mês entre 0 e 99. Isso sugere que a maioria dos imóveis recebe poucos reviews por mês.

```
[ ] # Verificando a quantidade de listagem por host
fig5 = px.histogram(df, x='calculado_host_listings_count', nbins=30, title='Distribuição de Listagens do Host Calculadas')
fig5.update_layout(xaxis_title='Listagens do Host Calculadas', yaxis_title='Frequência')
fig5.show()
```

Distribuição de Listagens do Host Calculadas

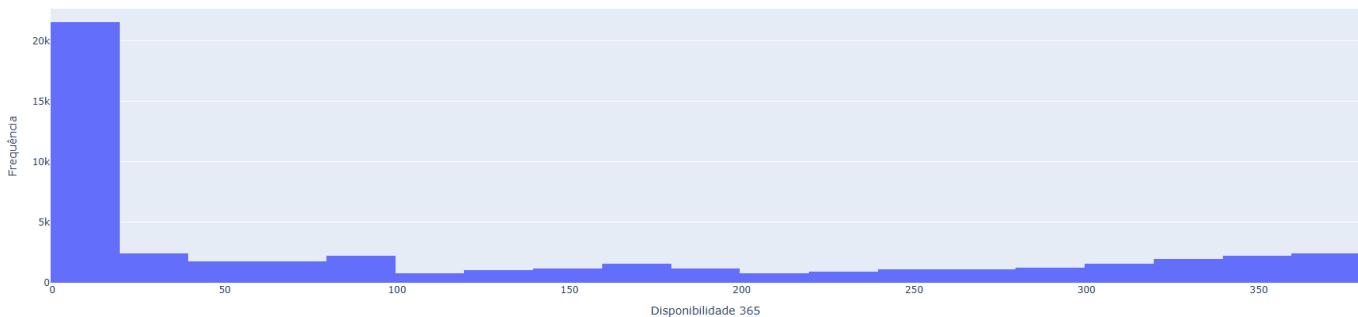


Pode-se observar que a maioria dos hosts tem um número muito baixo de listagens calculadas. Há uma frequência muito alta de hosts com um número de listagens entre 0 e 19.

Isso sugere que a maioria dos hosts tem poucas listagens.

```
⑥ # Dias em que o anúncio está disponível para reserva
fig6 = px.histogram(df, x='disponibilidade_365', nbins=30, title='Distribuição de Disponibilidade 365')
fig6.update_layout(xaxis_title='Disponibilidade 365', yaxis_title='Frequência')
fig6.show()
```

Distribuição de Disponibilidade 365



Nota-se que a maioria dos imóveis tem uma disponibilidade muito baixa ou muito alta ao longo de um ano. Há uma frequência muito alta de imóveis com uma disponibilidade próxima a 0 e outra frequência alta próxima a 350 dias.

Isso sugere que a maioria dos imóveis ou está disponível quase o ano todo ou raramente está disponível.

#### 4.3.2 Distribuição Geográfica dos Imóveis

```
[ ] # Distribuição Geográfica dos Imóveis com indicação dos preços
fig7 = px.scatter_mapbox(df,
                        lat='latitude',
                        lon='longitude',
                        color='price',
                        size='price',
                        color_continuous_scale='viridis',
                        title='Distribuição Geográfica dos Imóveis',
                        mapbox_style="carto-positron")

fig7.show()
```

Distribuição Geográfica dos Imóveis

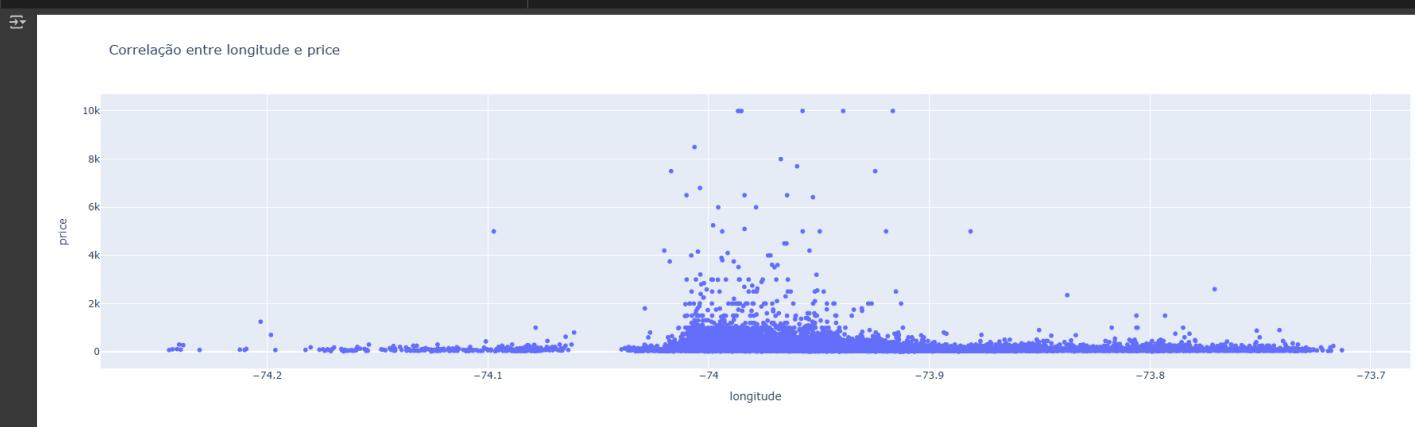


A imagem mostra um mapa de distribuição geográfica das propriedades, indicando seus preços. O mapa mostra partes de Nova Jersey e Nova York, incluindo cidades como Newark e Elizabeth.

As propriedades são representadas por pontos coloridos que estão codificados de acordo com a escala de preços indicada à direita. A escala de cores varia de roxo (preço baixo) a amarelo (preço alto).

A partir deste mapa, pode-se visualizar a distribuição geográfica das propriedades e ter uma ideia geral dos preços em diferentes áreas.

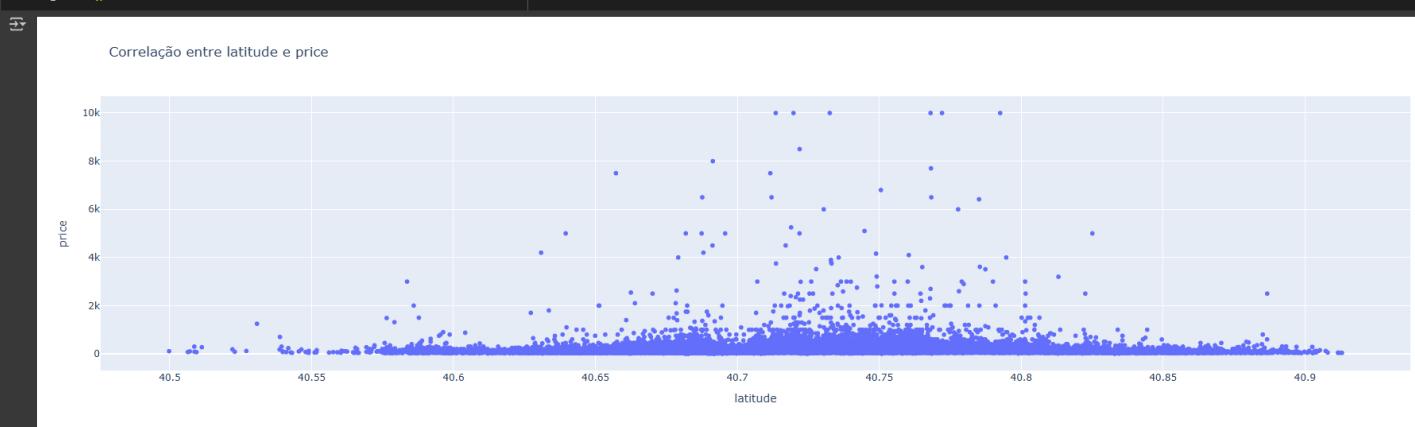
```
[ ] # Gráfico de dispersão para longitude e price
fig8 = px.scatter(df, x='longitude', y='price', title='Correlação entre longitude e price')
fig8.update_layout(xaxis_title='longitude', yaxis_title='price')
fig8.show()
```



Há uma concentração de dados em torno da faixa de preço mais baixa, particularmente entre as longitudes de aproximadamente -74 e -73,9.

Indica que a longitude tem algum impacto significativo no preço.

```
[ ] # Gráfico de dispersão para latitude e price
fig9 = px.scatter(df, x='latitude', y='price', title='Correlação entre latitude e price')
fig9.update_layout(xaxis_title='latitude', yaxis_title='price')
fig9.show()
```



A partir do gráfico, observa-se que a maioria dos pontos de dados está concentrada na extremidade inferior da faixa de preço, indicando que muitos aluguéis têm preços relativamente baixos. Além disso, não parece haver uma correlação forte entre a latitude e o preço, pois os pontos de dados estão amplamente dispersos.

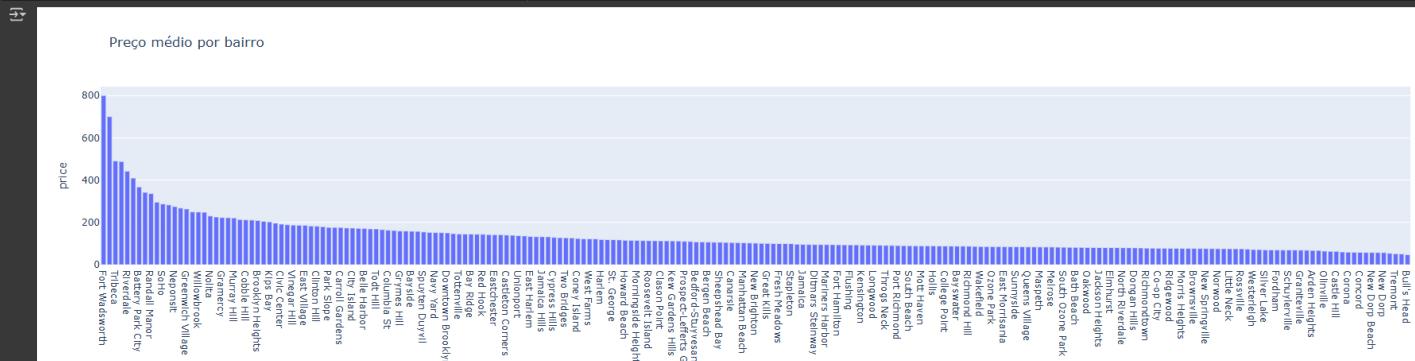
Isso sugere que a latitude, por si só, pode não ser um bom indicador do preço.

#### ▼ 4.3.3 Comparação entre variáveis

```
[ ] # Calculando o preço médio por bairro
preco_medio_por_bairro = df.groupby('bairro')['price'].mean().reset_index()

# Ordenando os dados
preco_medio_por_bairro = preco_medio_por_bairro.sort_values('price', ascending=False)

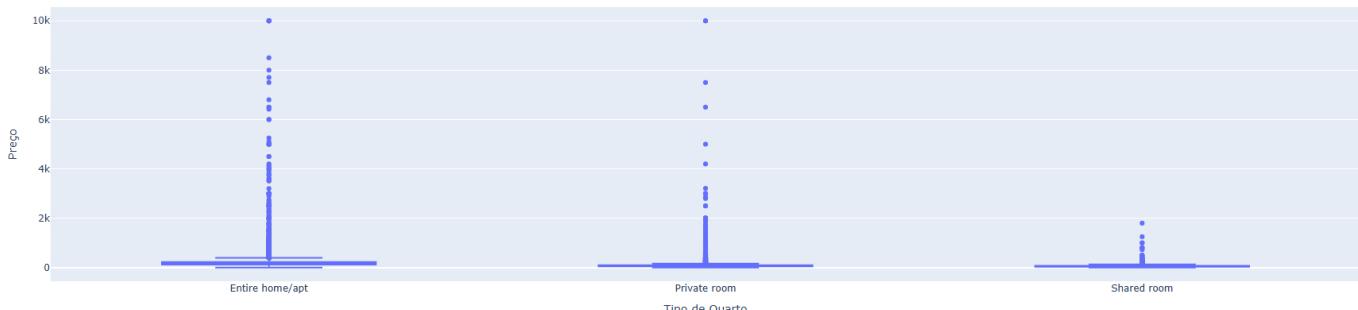
# Criando o gráfico de barras
fig10 = px.bar(preco_medio_por_bairro, x='bairro', y='price', title='Preço médio por bairro')
fig10.show()
```



Há uma ampla gama de preços médios entre diferentes bairros. Alguns bairros têm preços médios significativamente mais altos em comparação com outros, como, por exemplo, Fort Wadsworth. Isso pode ser devido a vários fatores, como localização, comodidades, demanda, etc.

```
[ ] # Boxplot por tipo de quarto
fig11 = px.box(df, x='room_type', y='price', title='Preços por Tipo de Quarto')
fig11.update_layout(xaxis_title='Tipo de Quarto', yaxis_title='Preço')
fig11.show()
```

Precos por Tipo de Quarto



A visualização da distribuição de preços para três tipos diferentes de quartos indica que:

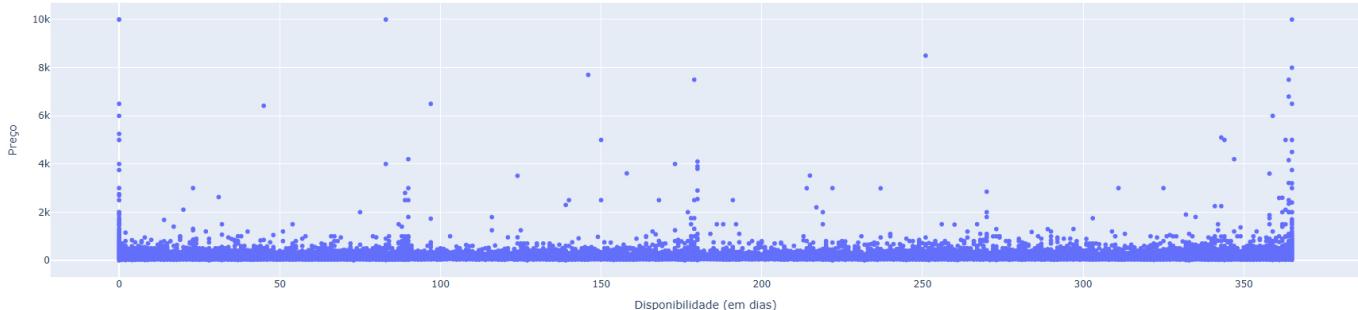
- **Casa/Apto inteiro:** A mediana do preço está em torno de 2k. Existem muitos outliers que se estendem até aproximadamente 10k.
- **Quarto privado:** A mediana do preço é menor do que a de casas/apartamentos inteiros, mas também tem outliers que se estendem até aproximadamente 8k.
- **Quarto compartilhado:** Tem o menor preço mediano com menos outliers e de menor valor em comparação com as outras duas categorias.

Com base nesta análise do boxplot:

- A Casa/Apto inteiro normalmente custa mais, com uma mediana de preço mais alta e outliers mais caros.
- Os quartos privados geralmente são mais baratos do que alugar uma casa ou apartamento inteiro, mas ainda podem ser bastante caros, como indicado por vários outliers de alto valor.
- Os quartos compartilhados são a opção mais barata, com uma baixa mediana de preço e outliers de baixo valor.

```
[ ] # Análise de disponibilidade
fig12 = px.scatter(df, x='disponibilidade_365', y='price', title='Disponibilidade x Preço')
fig12.update_layout(xaxis_title='Disponibilidade (em dias)', yaxis_title='Preço')
fig12.show()
```

Disponibilidade x Preço



A maioria dos pontos de dados está concentrada na faixa de preço mais baixa, especialmente entre 0-2k. Há uma concentração notável de pontos de dados nos dias de disponibilidade mais baixos, particularmente entre 0 e 50 dias. À medida que a disponibilidade aumenta, a densidade de pontos de dados diminui, mas ainda é significativa até cerca de 150 dias. Existem pontos de dados esporádicos além dessa faixa, com um pequeno aglomerado aparecendo novamente em torno de 300-350 dias.

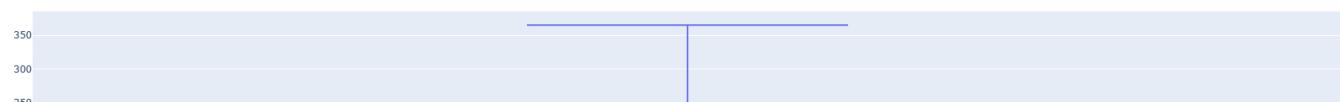
A presença de outliers em preços mais altos sugere variabilidade na especificação para itens com durações de disponibilidade semelhantes. Isso indica que outros fatores, além da disponibilidade, podem estar influenciando o preço.

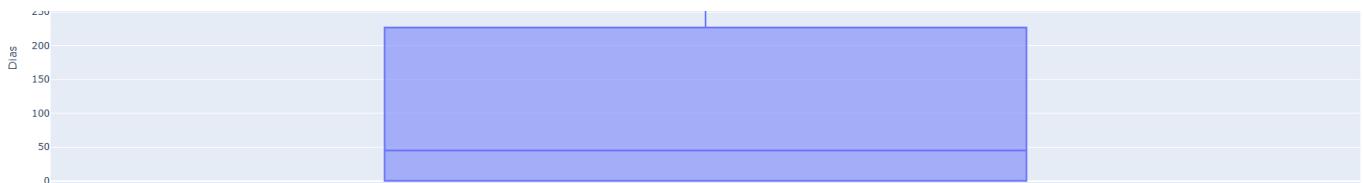
## 4.4 Outliers

### 4.4.1 Visualização de Outliers

```
[ ] # Análise de outliers na disponibilidade de noites
fig13 = px.box(df, y='disponibilidade_365', title='Boxplot para Disponibilidade_365')
fig13.update_layout(yaxis_title='Dias')
fig13.show()
```

Boxplot para Disponibilidade\_365



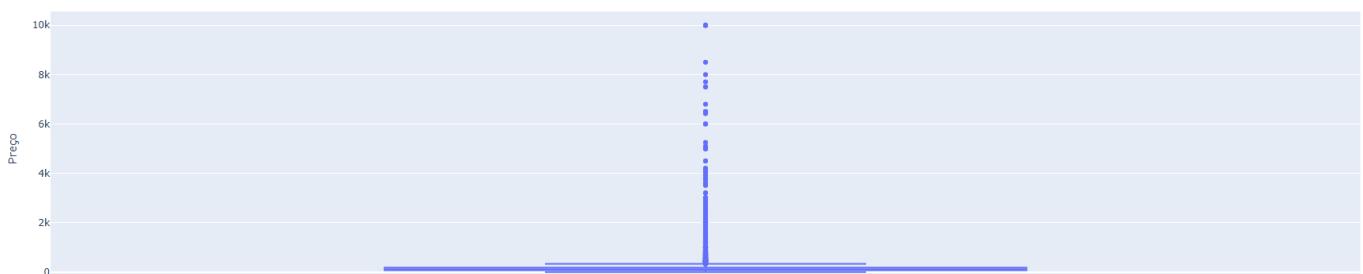


Análise de outliers na variável disponibilidade\_365:

As "antenas" acima e abaixo da caixa mostram a variabilidade fora dos quartis superior e inferior, portanto, os pontos fora dessas antenas são considerados como outliers. Neste caso, *nenhum outlier é visível*.

```
[ ] # Análise de outliers nos preços
fig14 = px.box(df, y='price', title='Boxplot para Preços')
fig14.update_layout(yaxis_title='Preço')
fig14.show()
```

Boxplot para Preços



Análise do boxplot para Outliers:

- Concentração de Dados:  
A maioria dos preços está concentrada na faixa inferior, como indicado pela posição da caixa perto da parte inferior do gráfico. Isso sugere que a maioria dos preços está na faixa de 0 a 2.000.
- Outliers:  
Existem vários pontos de dados (outliers) que estão significativamente acima da "antena" superior do boxplot, chegando perto de 10.000. Isso indica que existem algumas listagens com preços muito mais altos do que a maioria.
- Variação de Preços:  
A presença de outliers sugere uma grande variação nos preços. Isso pode ser devido a uma variedade de fatores, como localização, tipo de propriedade, comodidades, etc.

#### ▼ 4.4.2 Tratamento dos outliers

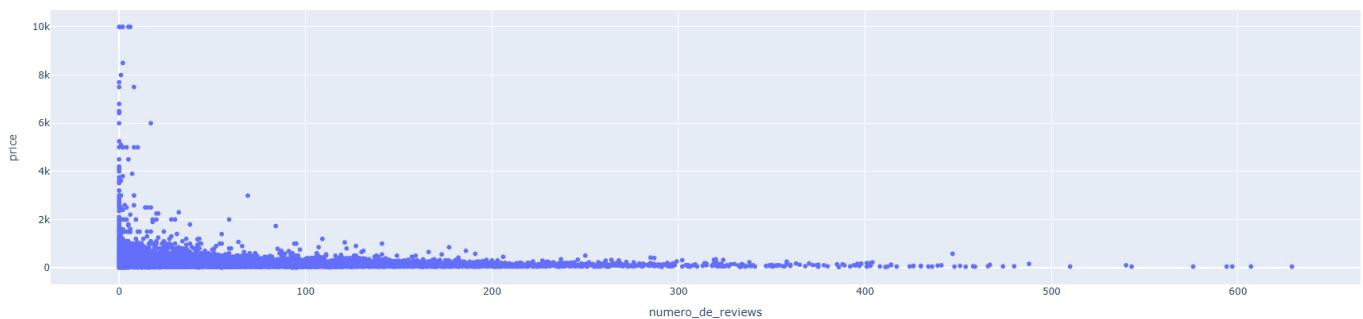
Os outliers podem ser tratados de várias maneiras, dependendo do contexto. No caso dos preços de alugéis, pode haver quartos extremamente caros que são considerados "luxuosos" ou "premium". Esses quartos podem ser considerados outliers, mas são válidos e representam uma parte importante do mercado. Neste caso, os outliers serão mantidos por enquanto.

### ▼ 5. HIPÓTESES DE NEGÓCIOS

#### ▼ 5.1. Supondo que uma pessoa esteja pensando em investir em um apartamento para alugar na plataforma, onde seria mais indicada a compra?

```
[ ] # Maior número de reviews pode indicar maior confiança dos usuários e possivelmente preços mais altos.
fig15 = px.scatter(df, x='numero_de_reviews', y='price', title='Relação entre Número de Reviews e Preços')
fig15.show()
```

Relação entre Número de Reviews e Preços



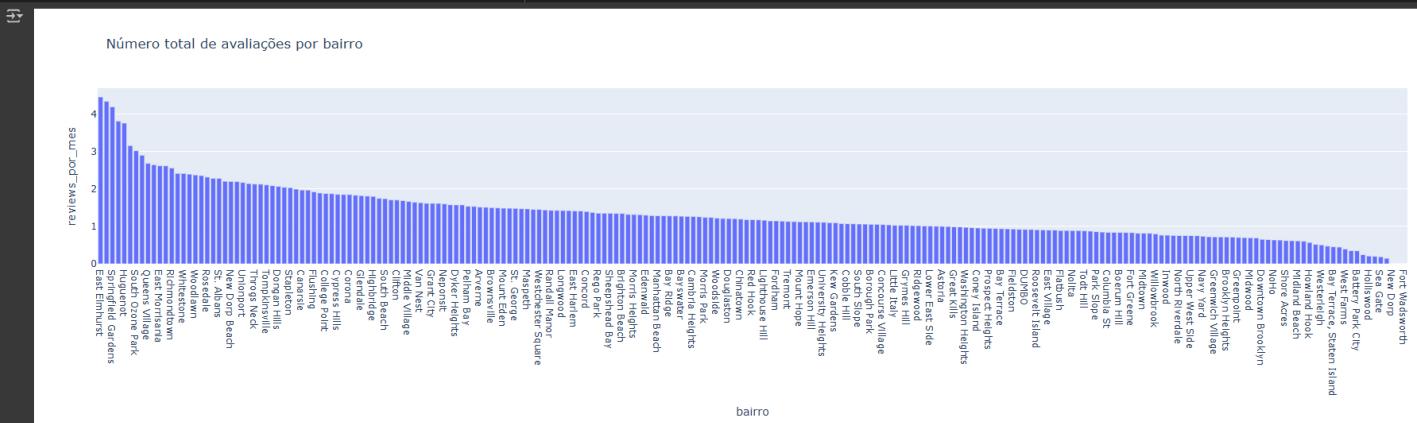
Analizando a partir da distribuição dos pontos:

- Concentração de Pontos: Há uma notável concentração de pontos de dados perto da origem, indicando muitos itens com poucas avaliações e preços baixos.

- **Amplitude de Preços:** Os itens com menos avaliações tendem a ter uma maior amplitude de preços, incluindo alguns dos preços mais altos mostrados no gráfico.
  - **Número de Reviews:** À medida que o número de avaliações aumenta, a amplitude de preços se estreita significativamente, e os itens geralmente têm preços mais baixos.

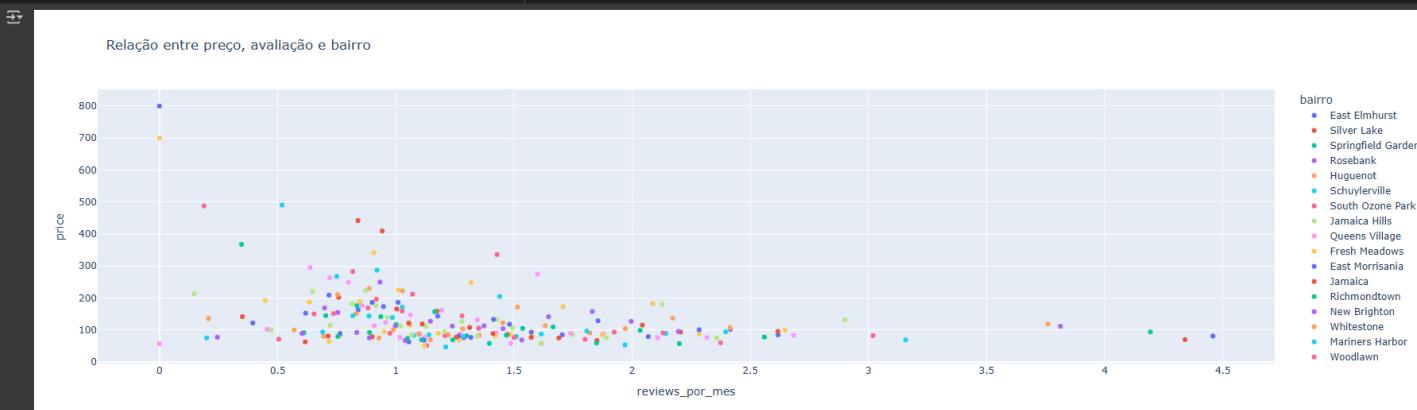
Em geral, com base nesta análise do gráfico, os locais com menos avaliações podem ter preços mais variados, enquanto os itens com mais avaliações tendem a ter preços mais consistentes e geralmente mais baixos.

```
[ ] # Calculando a média de reviews_por_mes para cada bairro  
media_por_bairro = df.groupby('bairro')['reviews_por_mes'].mean().reset_index()  
  
# Ordenando os dados  
media_por_bairro = media_por_bairro.sort_values('reviews_por_mes', ascending=False)  
  
# Visualizando o número total de avaliações por bairro  
fig16 = px.bar(media_por_bairro, x='bairro', y='reviews_por_mes', title='Número total de avaliações por bairro')  
fig16.show()
```



```
[ ] # Visualizando a relação entre o número de avaliações por mês e a localização do imóvel
fig17 = px.scatter_mapbox(df, lat="latitude", lon="longitude", color="reviews_por_mes", size="reviews_por_mes",
                           color_continuous_scale=px.colors.cyclical.IceFire, size_max=15, zoom=10,
                           mapbox_style="carto-positron")
fig17.show()
```

```
[ ] # Calculando a média de reviews_por_mes e price para cada bairro  
media_por_bairro = (df.groupbyby('bairro')[['reviews_por_mes', 'price']].mean().reset_index()).sort_values('reviews_por_mes', ascending=False)  
  
# Visualizando a relação entre o preço, as avaliações e o bairro  
fig18 = px.scatter(media_por_bairro, x='reviews_por_mes', y='price', color='bairro', title='Relação entre preço, avaliação e bairro')  
fig18.show()
```



```
[ ] # Calculando o preço médio e o número total de avaliações por mês por bairro
media_por_bairro = df.groupby('bairro').agg({'price':'mean', 'reviews_por_mes':'sum'}).reset_index()

# Ordenando os bairros pelo número total de avaliações e pelo preço médio
media_por_bairro = media_por_bairro.sort_values(['reviews_por_mes', 'price'], ascending=[False, True])

# Exibindo os 10 bairros mais recomendados para investimento
```

	bairro	price	reviews_por_mes
13	Bedford-Stuyvesant	107.678244	4874.52
214	Williamsburg	143.802806	3475.77
94	Harlem	118.974041	2956.23
95	Hells Kitchen	204.794178	2818.79
28	Bushwick	84.800406	2632.51
64	East Village	186.083108	1668.40
61	East Harlem	133.198747	1579.06
51	Crown Heights	112.480179	1560.82
201	Upper East Side	188.948276	1523.66
202	Upper West Side	210.918316	1487.27

Com base na análise dos gráficos e tabela, **Bedford-Stuyvesant** e **Williamsburg** são os bairros com o maior número de avaliações por mês, o que indica que esses locais são muito populares entre os usuários. Além disso, o preço médio desses bairros é relativamente baixo, o que pode torná-los atraentes.

Supondo que uma pessoa esteja pensando em investir em um apartamento para alugar na plataforma, **Bedford-Stuyvesant** e **Williamsburg** são os mais indicados.

## 5.2. O número mínimo de noites e a disponibilidade ao longo do ano interferem no preço?

### 5.2.1 Correlação

```
[ ] # Calculando correlação entre o número mínimo de noites, a disponibilidade ao longo do ano e o preço.
correlation = df[['minimo_noites', 'disponibilidade_365', 'price']].corr()
correlation
```

	minimo_noites	disponibilidade_365	price
minimo_noites	1.000000	0.144320	0.042799
disponibilidade_365	0.144320	1.000000	0.081833
price	0.042799	0.081833	1.000000

### 5.2.2 Regressão linear

```
[ ] # Ajustar a regressão linear múltipla
modelo = smf.ols(formula='price ~ minimo_noites + disponibilidade_365', data=df).fit()

# Imprimir os resultados
print(modelo.summary())
```

Dep. Variable:	Price	R-squared:	0.008			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.008			
Method:	Least Squares	F-statistic:	189.1			
Date:	Fri, 24 Jan 2025	Prob (F-statistic):	1.51e-82			
Time:	16:04:08	Log-Likelihood:	-3.3719e+05			
No. Observations:	48894	AIC:	6.744e+05			
Df Residuals:	48891	BIC:	6.744e+05			
Df Model:	2					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	134.2164	1.445	92.897	0.000	131.385	137.048
minimo_noites	0.3706	0.053	6.951	0.000	0.266	0.475
disponibilidade_365	0.1410	0.008	16.974	0.000	0.125	0.157
Omnibus:	185223.775	Durbin-Watson:	1.839			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	712158923.327			
Skew:	19.175	Prob(JB):	0.00			
Kurtosis:	592.998	Cond. No.:	232.			

Notes:  
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

### 5.2.3 Análise da relação entre 'mínimo de noites' e 'disponibilidade ao longo do ano'

**Correlação:** A correlação entre o número mínimo de noites e o preço é 0.042799, e entre a disponibilidade ao longo do ano e o preço é 0.081833. Ambos são valores de correlação positivos, mas muito baixos, indicando que há uma relação positiva muito fraca entre essas variáveis e o preço.

**R-squared:** O valor R-squared de 0.008 indica que apenas 0.8% da variação no preço pode ser explicada pelo número mínimo de noites e pela disponibilidade ao longo do ano. Isso sugere que essas variáveis têm uma influência muito pequena no preço.

**Coefficientes:** O coeficiente para o número mínimo de noites é 0.3706, o que significa que para cada aumento de uma noite no número mínimo de noites, o preço aumenta em média 0.3706 dólares, mantendo todas as outras variáveis constantes. O coeficiente para a disponibilidade ao longo do ano é 0.1410, o que significa que para cada aumento de um dia na disponibilidade, o preço aumenta em média 0.1410 dólares, mantendo todas as outras variáveis constantes. O intercepto é 134.2164, que seria o preço quando o número mínimo de noites e a disponibilidade ao longo do ano são zero.

**P>|t|:** Os valores p para o número mínimo de noites e a disponibilidade ao longo do ano são 0.000, o que é menor que 0.05, indicando que ambas as variáveis têm um efeito significativo no preço, de acordo com este modelo.

**Durbin-Watson:** O valor de Durbin-Watson de 1.839 está próximo de 2, o que sugere que não há autocorrelação significativa nos resíduos.

**Jarque-Bera (JB):** O teste Jarque-Bera testa se os dados têm a skewness e kurtosis correspondentes a uma distribuição normal. Um valor p de 0.00 rejeita a hipótese de normalidade.

Com base na análise das métricas, não há autocorrelação significativa entre as duas variáveis em relação ao preço.

## 5.3 Existe algum padrão no texto do nome do local para lugares de maior valor?

O uso de mapa de palavras será aplicado neste caso, separando os preços em ranges e plotando um mapa de palavras para cada range

```
[ ] # 'name' e 'price' são as colunas correspondentes ao nome do local e ao preço, respectivamente
# Definindo os ranges de preço
bins = [0, 100, 200, 500, 1000, 2000, np.inf] # Usando np.inf como o último bin
labels = ['0-100', '101-200', '201-500', '501-1000', '1001-2000', '2000+']

# Criando uma nova coluna no DataFrame para o range de preço
df['price_range'] = pd.cut(df['price'], bins=bins, labels=labels)
```

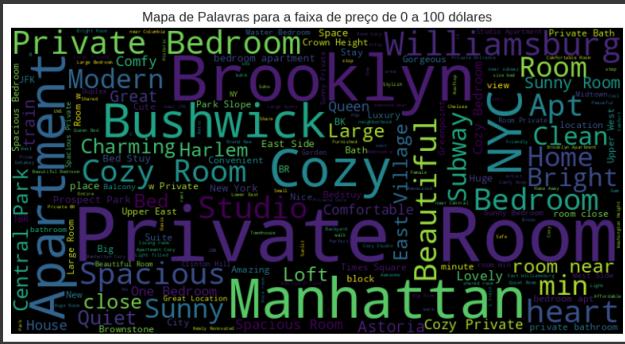
#### ▼ 5.3.1 Faixa de 0 a 100 dólares

```
[ ] # Filtrando o DataFrame para apenas os locais nesse range de preço
df_filtered = df[df['price_range'] == '0-100']

# Juntando todos os nomes dos locais em uma única string
text = ' '.join(df_filtered['name'])

# Criando o mapa de palavras
wordcloud = WordCloud(width=800, height=400).generate(text)

# Mostrando o mapa de palavras
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.title('Mapa de Palavras para a faixa de preço de 0 a 100 dólares')
plt.show()
```



A análise do mapa de palavras para a faixa de preço de 0-100 dólares revela padrões distintos que refletem as prioridades e características mais valorizadas pelos anfitriões:

- 1. Tema Central:** A frase "Private Room" (Quarto Privado) é exibida de forma proeminente, sugerindo que é o foco principal. Isso indica que a maioria dos anúncios nesta faixa de preço são para quartos privados.
  - 2. Localizações:** Palavras como "Brooklyn", "Manhattan", "Bushwick" e "Williamsburg" indicam áreas específicas de Nova York onde esses quartos privados podem ser encontrados. Isso sugere que essas áreas podem ter uma maior concentração de quartos privados nesta faixa de preço.
  - 3. Atributos dos Quartos:** Termos descritivos como "Cozy" (Aconchegante), "Modern" (Moderno), "Sunny" (Ensolarado) e "Spacious" (Espaçoso) descrevem as características dos quartos disponíveis. Isso sugere que, mesmo dentro desta faixa de preço, há uma variedade de quartos disponíveis que podem atender a diferentes preferências e necessidades.
  - 4. Comodidades e Características:** Palavras como "Balcony" (Varanda), "Bath" (Banho) e "Loft" destacam algumas características ou comodidades que podem acompanhar os quartos. Isso indica que alguns quartos nesta faixa de preço podem oferecer comodidades adicionais.

### ▼ 5.3.2 Faixa de 101 a 200 dólares

```
[ ] # Filtrando o DataFrame para apenas os locais nesse range de preço
df_filtered = df[df['price_range'] == '101-200']

# Juntando todos os nomes dos locais em uma única string
text = ' '.join(df_filtered['name'])

# Criando o mapa de palavras
wordcloud = WordCloud(width=800, height=400).generate(text)

# Mostrando o mapa de palavras
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.title('Mapa de Palavras para a faixa de preço de 101 a 200 dólares')
plt.show()
```



A análise do mapa de palavras para a faixa de preço de 101 a 200 dólares revela padrões distintos que refletem as prioridades e características mais valorizadas pelos anfitriões nesta faixa intermediária:

- Localizações:** Palavras como "Manhattan" e "Brooklyn" são exibidas de forma proeminente, indicando que essas são áreas populares para propriedades de aluguel nesta faixa de preço. Outras localizações específicas, como "East Side", "West Side", "Williamsburg", "Harlem" e "Central Park", também são mencionadas.
  - Tipos de Habitação:** Palavras como "Apartment" (Apartamento), "Studio" (Estúdio) e "Loft" sugerem diferentes tipos de espaços de vida disponíveis nesta faixa de preço. A menção de "Bedroom" (Quarto) e "Room" (Sala) indica que quartos individuais também podem estar disponíveis para aluguel.
  - Qualidades e Comodidades:** Termos descriptivos como "Cozy" (Aconchegante), "Beautiful" (Bonito), "Clean" (Limpio) e "Modern" (Moderno) descrevem uma qualidade ou o apelo dos espaços. Comodidades ou características são indicadas por palavras como "Garden" (Jardim) e "View" (Vista).

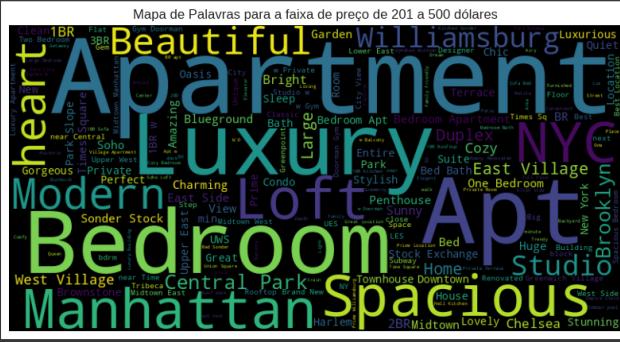
#### ▼ 5.3.3 Faixa de 201 a 500 dólares

```
[ ] # Filtrando o DataFrame para apenas os locais nesse range de preço
df_filtered = df[df['price_range'] == '201-500']

# Juntando todos os nomes dos locais em uma única string
text = ' '.join(df_filtered['nome'])

# Criando o mapa de palavras
wordcloud = WordCloud(width=800, height=400).generate(text)

# Mostrando o mapa de palavras
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.title('Mapa de Palavras para a faixa de preço de 201 a 500 dólares')
plt.show()
```



O mapa de palavras para a faixa de preço de 201 a 500 dólares mostra:

- Localizações:** Palavras como "Manhattan", "Brooklyn", "Williamsburg" e "Central Park" são exibidas de forma proeminente, indicando que essas são áreas populares para propriedades de aluguel nesta faixa de preço.
- Tipos de Habitação:** Palavras como "Apartment" (Apartamento), "Studio" (Estúdio), "Duplex" e "Loft" sugerem diferentes tipos de espaços de vida disponíveis nesta faixa de preço.
- Qualidades e Comodidades:** Termos descritivos como "Modern" (Moderno), "Spacious" (Espaçoso), "Luxury" (Luxo) e "Beautiful" (Bonito) descrevem a qualidade ou o apelo dos espaços.
- Tamanho:** Palavras como "Large" (Grande) e "Huge" (Enorme) podem indicar o tamanho dos espaços de vida disponíveis nesta faixa de preço.

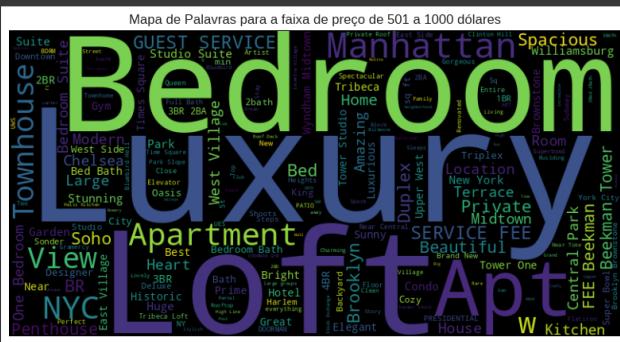
#### 5.3.4 Faixa de 501 a 1000 dólares

```
[ ] # Filtrando o DataFrame para apenas os locais nesse range de preço
df_filtered = df[df['price_range'] == '501-1000']

# Juntando todos os nomes dos locais em uma única string
text = ' '.join(df_filtered['nome'])

# Criando o mapa de palavras
wordcloud = WordCloud(width=800, height=400).generate(text)

# Mostrando o mapa de palavras
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.title('Mapa de Palavras para a faixa de preço de 501 a 1000 dólares')
plt.show()
```



O mapa de palavras para a faixa de preço de 501 a 1000 dólares mostra várias palavras que são comumente usadas nos nomes dos locais dessa faixa de preço:

- Localizações:** Palavras como "Manhattan" e "Brooklyn" são exibidas de forma proeminente, indicando que essas são áreas populares para propriedades de aluguel nesta faixa de preço. Outras localizações específicas, como "Soho", "Chelsea" e "West Village", também são mencionadas.
- Tipos de Habitação:** Palavras como "Apt" (Apartamento), "Duplex" e "Townhouse" sugerem diferentes tipos de espaços de vida disponíveis nesta faixa de preço.
- Qualidades e Comodidades:** Termos descritivos como "Luxury" (Luxo), "Spacious" (Espaçoso), "View" (Vista) e "Terrace" (Terraço) descrevem a qualidade ou o apelo dos espaços.
- Serviços Relacionados:** Palavras como "Service" (Serviço) e "Free" (Grátis) podem estar relacionadas a serviços adicionais ou ofertas fornecidas com os aluguelis.

#### 5.3.5 Faixa de 1001 a 2000 dólares

```
[ ] # Filtrando o DataFrame para apenas os locais nesse range de preço
df_filtered = df[df['price_range'] == '1001-2000']

# Juntando todos os nomes dos locais em uma única string
text = ' '.join(df_filtered['nome'])

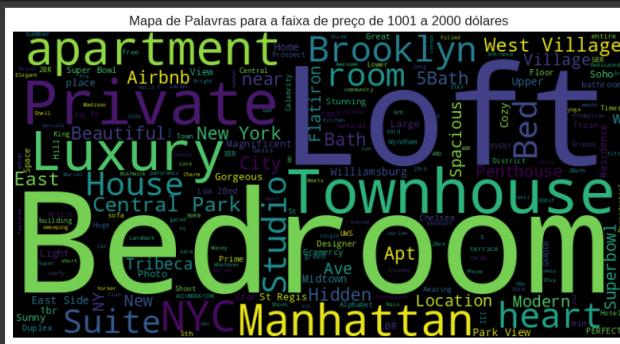
# Criando o mapa de palavras
wordcloud = WordCloud(width=800, height=400).generate(text)

# Mostrando o mapa de palavras
```

```

plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.title('Mapa de Palavras para a faixa de preço de 1001 a 2000 dólares')
plt.show()

```



O mapa de palavras para a faixa de preço de 1001 a 2000 dólares mostra várias palavras que são comumente usadas nos nomes dos locais nessa faixa de preço:

- Tipos de Habitação:** Palavras como "Loft", "Apartment" (Apartamento), "Private" (Privado), "Bedroom" (Quarto) e "Townhouse" (Casa da cidade) sugerem diferentes tipos de espaços de vida disponíveis nesta faixa de preço.
  - Localizações:** Palavras como "Manhattan" e "Brooklyn" são exibidas de forma proeminente, indicando que essas são áreas populares para propriedades de aluguel nesta faixa de preço.
  - Qualidades e Comodidades:** Termos descriptivos como "Luxury" (Luxo) e "Spacious" (Espacoso) descrevem a qualidade ou o apelo dos espaços. A palavra "View" (Vista) pode indicar que algumas dessas propriedades têm uma vista atraente.

#### ▼ 5.3.6 Faixa acima de 2000 dólares

```
[ ] # Filtrando o DataFrame para apenas os locais nesse range de preço
df_filtered = df[df['price_range'] == '2000+']

# Juntando todos os nomes dos locais em uma única string
text = ' '.join(df_filtered['nome'])

# Criando o mapa de palavras
wordcloud = WordCloud(width=800, height=400).generate(text)

# Mostrando o mapa de palavras
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis('off')
plt.title('Mapa de Palavras para a faixa de preço acima de 2000 dólar')
plt.show()
```



O mapa de palavras para a faixa de preço acima de 2000 dólares mostra várias palavras que são comumente usadas nos nomes dos locais nessa faixa de preço:

- 1. Tipos de Habitação:** Palavras como "Townhouse", "Bedroom" (Quarto) e "Apartment" (Apartamento) sugerem diferentes tipos de espaços de vida disponíveis nesta faixa de preço.
  - 2. Localizações:** Palavras como "Manhattan" e "Harlem" são exibidas de forma proeminente, indicando que essas são áreas populares para propriedades de aluguel nesta faixa de preço. A palavra "SOHO" também é mencionada, que é um bairro específico em Manhattan conhecido por suas lojas de luxo e arquitetura histórica.
  - 3. Qualidades e Comodidades:** Termos descritivos como "Lux" (Luxo) e "Beautiful" (Bonito) descrevem a qualidade ou o apelo dos espaços. A palavra "Private" (Privado) pode indicar que algumas dessas propriedades oferecem privacidade adicional.
  - 4. Eventos Relacionados:** A palavra "SuperBowl" é mencionada, o que pode indicar que algumas propriedades são procuradas para acomodações durante eventos ou para acomodar eventos.

Essas observações sugerem que, para todas as acomodações, independente de preço, os anfitriões tendem a enfatizar o tipo de acomodação, a localização e certas características desejáveis em seus nomes de locais.

## ▼ 6. SUGESTÃO DE PREÇO

Supondo um apartamento com as seguintes características:

Campo	Valor
id	295
name	SkyLit Midtown Castle
host_id	2845
host_name	Jennifer
balcony_group	Manhattan
bairro	Midtown
latitude	40.75362
longitude	-73.98377
room_type	Entire home/apt
price	225
minimo_noites	1
número de review	45

```
ultima_review      2019-05-21
reviews_por_mes    0.38
calculado_host_listings_count  2
disponibilidade_365 355
```

Qual seria a sua sugestão de preço?

## 6.1 Base de dados

```
[ ] # Carregando os dados
df = pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/Aline-Castro/Desafio-INDICUM-2025/refs/heads/main/teste_indicium_preciofacao.csv")

[ ] # Substituindo valores nulos
df['name'].fillna('Desconhecido', inplace=True)
df['host_name'].fillna('Desconhecido', inplace=True)
df['reviews_por_mes'].fillna(0, inplace=True)

Mostrar saída oculta

[ ] # Convertendo a coluna 'ultima_review' para datetime
df['ultima_review'] = pd.to_datetime(df['ultima_review'])
df['ano'] = df['ultima_review'].dt.year
df['mes'] = df['ultima_review'].dt.month
df['dia'] = df['ultima_review'].dt.day
df = df.drop('ultima_review', axis=1)
```

## 6.2 Outliers

Como mencionado anteriormente, a presença de outliers na base de dados original é importante e deve ser considerada. No entanto, para melhorar o desempenho do modelo, os outliers serão tratados especificamente no bairro sugerido, que é 'Midtown' em 'Manhattan'.

```
[ ] # Filtrando os dados para 'Midtown' em 'Manhattan'
df_filtered = df[(df['bairro'] == 'Midtown') & (df['bairro_group'] == 'Manhattan')]

# Definindo Q1 e Q3
Q1 = df_filtered['price'].quantile(0.25)
Q3 = df_filtered['price'].quantile(0.75)

# Calculando o IQR
IQR = Q3 - Q1

# Definindo os limites inferior e superior
lower_bound = Q1 - 1.5 * IQR
upper_bound = Q3 + 1.5 * IQR

# Removendo os outliers
df_filtered = df_filtered[(df_filtered['price'] >= lower_bound) & (df_filtered['price'] <= upper_bound)]
```

```
[ ] # Convertendo as variáveis categóricas em variáveis dummy através da codificação one-hot
df_final = pd.get_dummies(df_filtered)
```

## 6.3 Modelagem

```
[ ] # Definindo X e y a partir do dataframe final
X = df_final.drop('price', axis=1)
y = df_final['price']

# Dividindo os dados em conjuntos de treinamento e teste
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Criando um imputador que substituirá os NaNs pela média da coluna
imputer = SimpleImputer(strategy='mean')

# Ajustando o imputador aos dados de treinamento e transformando os dados
X_train_imputed = imputer.fit_transform(X_train)

# Criando e treinando o modelo de regressão florestal aleatório
model = RandomForestRegressor(
    n_estimators=200,
    max_depth=None,
    min_samples_split=5,
    min_samples_leaf=1,
    random_state=42
)
model.fit(X_train_imputed, y_train)
```

```
RandomForestRegressor
RandomForestRegressor(min_samples_split=5, n_estimators=200, random_state=42)
```

```
[ ] # Características do apartamento
apartment_features = {
    'id': 2595,
    'name': 'Skylit Midtown Castle',
    'host_id': 2845,
    'host_name': 'Jennifer',
    'bairro_group': 'Manhattan',
    'bairro': 'Midtown',
    'latitude': 40.75362,
    'longitude': -73.98377,
    'room_type': 'Entire home/apt',
    'minimo_noites': 1,
    'numero_de_reviews': 45,
    'ultima_review': '2019-05-21',
    'reviews_por_mes': 0.38,
    'calculado_host_listings_count': 2,
    'disponibilidade_365': 355
}

# Convertendo para DataFrame
apartment_df = pd.DataFrame([apartment_features])

# Codificando as colunas categóricas
apartment_df_encoded = pd.get_dummies(apartment_df)

# Obtendo as colunas do conjunto de dados de treinamento
train_columns = X_train.columns

# Adicionando colunas faltantes ao conjunto de dados de teste
for column in train_columns:
    if column not in apartment_df_encoded.columns:
        apartment_df_encoded[column] = 0

# Removendo colunas extras do conjunto de dados de teste
for column in apartment_df_encoded.columns:
    if column not in train_columns:
        apartment_df_encoded = apartment_df_encoded.drop(column, axis=1)
```

```
# Fazendo a previsão
predicted_price = model.predict(apartment_df_encoded)
```

Mostrar saída oculta

## 6.4 Previsão do valor do apartamento

```
[ ] # Imprimindo a sugestão de preço para o apartamento:
print(f"SUGESTÃO DE PREÇO PARA O APARTAMENTO: ${predicted_price[0]:.2f}")
```

SUGESTÃO DE PREÇO PARA O APARTAMENTO: \$168.57

## 6.5 Avaliando as métricas

```
# Imputando os valores faltantes no conjunto de teste
X_test_imputed = imputer.transform(X_test)

# Fazendo previsões no conjunto de teste
y_pred = model.predict(X_test_imputed)

# Calculando as métricas
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mse)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print(f"MSE: {mse}")
print(f"RMSE: {rmse}")
print(f"MAE: {mae}")
print(f"R²: {r2}")
```

```
MSE: 9699.075752153798
RMSE: 98.48388574865331
MAE: 69.49944402947453
R²: 0.307794353576505
```

- Erro Quadrático Médio (MSE): O MSE é 9699.08. Isso significa que, em média, o quadrado da diferença entre os preços previstos e os reais é 9699.08. Esta é uma medida de erro que dá mais peso a erros grandes.
- Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE): O RMSE é 98.48. Isso significa que, em média, a diferença entre os preços previstos e os reais é de cerca de \$98.48. Esta métrica é útil porque tem a mesma unidade que a variável alvo (preço).
- Erro Absoluto Médio (MAE): O MAE é 69.50. Isso significa que, em média, a diferença absoluta entre os preços previstos e os reais é de \$69.50. Esta métrica dá igual peso a todos os erros, independentemente de sua magnitude.
- R-quadrado (R<sup>2</sup>): O R<sup>2</sup> é 0.31. Isso significa que o modelo explica 31% da variância nos preços. Esta métrica indica o quanto bem o modelo se ajusta aos dados. Um valor de 1 significa que o modelo explica toda a variância, enquanto um valor de 0 significa que o modelo não explica nada.

## 7. SALVANDO O MODELO

```
# Salvando o modelo em um arquivo .pkl
with open('modelo_precio.pkl', 'wb') as file:
    pickle.dump(model, file)
```

Produtos pagos do Colab - Cancelar contratos

✓ 7s conclusão: 12:38