Análise Exploratória do Dataframe

Após feita a limpeza inicial, agora iremos explorar o DF afim de encontrar dados que possam ser limpos/corrigidos, e após, nos aprofundar nos dados a serem usados no modelo de precificação.

Importação das libs

```
In []: import pandas as pd
    import seaborn as sns
    import matplotlib.pyplot as plt
    import numpy as np
    import re

from collections import Counter

In []: df = pd.read_csv('data/df_cleaned.csv')
```

Análise Exploratória Univariada

df.	<pre>df.describe().round(2)</pre>									
		id	host_id	latitude	longitude	price	minimo_noites	calculado_host_listings_cou		
coui	nt 1.6959	80e+05	1.695980e+05	169590.00	169590.00	169598.00	169598.00	169309.		
mea	n 6.9448	896e+16	2.842375e+10	40.73	-73.95	433.06	10.56	15.		
st	: d 2.3361	55e+17	3.253658e+10	0.06	0.05	402.52	23.47	66.		
mi	i n 2.5950	00e+03	1.678000e+03	40.50	-74.25	10.00	1.00	1.		
25	% 1.5215	47e+07	8.333547e+07	40.69	-73.98	119.00	2.00	1.		
50	% 2.9003	77e+07	1.286570e+10	40.72	-73.95	294.00	3.00	1.		
75	% 4.4200	45e+07	5.569013e+10	40.76	-73.93	716.00	12.00	3.		
ma	1.0616	i33e+18	9.876313e+10	40.92	-73.71	20500.00	1250.00	713.		

Conforme visto no processo de limpeza, todos os dados considerados atípicos foram analisados e removidos. Partindo desse ponto, iremos verificar se há algum dado nulo/vazio no DF que possa ser recuperado mais adiante.

```
In [ ]: df.isnull().sum()
```

0 id nome 230 host id 0 401 host_name 15 bairro_group bairro 11 latitude 8 8 longitude 0 room_type 0 price 0 minimo_noites calculado_host_listings_count 289 0 disponibilidade_365 dtype: int64

Out[]:



Conforme os histogramas acima, podemos identificar que:

600

80000

60000

40000

20000

200

400

 As coordenadas apresentadas no dataframe estão condizentes com as coordenadas de New York, que são: Latitude: 40.6643, Longitude: -73.9385 (fonte: https://pt.db-city.com/Estados-Unidos--Nova-lorque--Manhattan--Nova-lorque)

100

200

300

Aproximadamente 99,78% dos anúncios são de diárias de até US2.500,00

30000

20000

10000

0

 Aproximadamente 96,84% dos anúncios são por períodos mínimos de 30 dias, mas apenas 21,92% são por períodos de 1 dia⁻⁻

- Dos anúncios, 29,25% não possuem disponibilidade contra 5,36% que possui disponibilidade total, mostrando que se tem uma alta procura pelos imóveis da região, visto que ~63% dos imóveis anunciados possuem uma disponibilidade inferior a 50% da disponibilidade total (183 dias)
- Podemos presumir que a maioria dos imóveis listados são de pessoas físicas proprietárias dos imóveis, visto que ~58,25% dos anúncios são os únicos do anunciante, o que gera uma maior competitividade entre os anúncios, assim como uma possível ineficiência de precificação em imóveis diferenciados ou com valor de venda mais altos

Análise exploratória coluna price

```
df['price'].value_counts()
In [ ]:
                    2733
         150.0
Out[]:
         100.0
                    2726
         50.0
                    1958
         200.0
                    1916
         60.0
                    1866
         5100.0
                       1
         2832.0
                       1
         3800.0
                       1
         2124.0
                       1
         3400.0
         Name: price, Length: 1389, dtype: int64
         df['price'].describe().round(2)
                  169598.00
         count
Out[]:
         mean
                      433.06
         std
                      402.52
         min
                       10.00
         25%
                      119.00
         50%
                      294.00
         75%
                      716.00
                    20500.00
         max
         Name: price, dtype: float64
         ax = sns.histplot(data=df.loc[df['price']], x='price')
         plt.show()
           8000
           6000
           4000
           2000
              0
                         500
                                1000
                                        1500
                                                2000
                                                        2500
                                                               3000
                                        price
```

É possível notar que os preços ofertados em suma maioria são de até US500,00 por dia, sendo a média do df de US433,06. Extrapolando esse valor para um aluguel mensal, temos o valor de aluguel de US12.991,80, o qual pode ser considerado alto, visto que o salário mínimo na cidade de New York fica na

faixa de US2.640,00 (fonte: https://www.mobills.com.br/blog/direitos/salario-minimo-dos-estados-unidos/), ou seja, aproximadamente 5x o salário base da cidade.

Análise da coluna bairro_group (Distritos)

Out[]:

In []: df.loc[df['bairro_group'].isnull()]

T2020 1170892 NaN 48659572099 Stewart NaN Chinatown 40.71659 -73.9894	:		id	nome	host_id	host_name	bairro_group	bairro	latitude	longituc
71965 1115110 Nam 6/631747634 Amanda Nam Heights 40.67670 -73.9727 71991 1134440 ACCOMMODATIONS GALORE #2 81849555528 Richardson NaN East Harlem 40.80942 -73.939: 71999 1138859 BROWNSTONE SUNDRENCHED BEAUTY 49595827306 Richardson NaN Bushwick 40.68800 -73.917 72011 1164265 Cozy Private Room in Apartment 11745797323 Tucker NaN Harlem 40.82976 -73.9486 72020 1170892 NaN 48659572099 Stewart NaN Chinatown 40.71659 -73.9894 72031 1177520 BROOKLYN > Guest Room w/ King Bed in Williamsburg 59305845429 Holmes NaN Williamsburg 40.71398 -73.9576 72038 1200716 Bienvenue 92724296556 Richards NaN Williamsburg 40.72413 -73.761: 72056 1213419 Hancock Town Hamilton Hts Jewel 618609977 Payne NaN Harlem 40.823		71947	1094122		45745264571	Heather	NaN	Clinton Hill	40.68843	-73.964(
Tight Tigh		71965	1115110	NaN	87631747854	Amanda	NaN		40.67870	-73.9726
71999 1138859 SUNDRENCHED BEAUTY 49595827306 Richardson NaN Bushwick 40.68800 -73.917* 72011 1164265 Cozy Private Room in Apartment in Apartment 11745797323 Tucker NaN Harlem 40.82976 -73.9486 72020 1170892 NaN 48659572099 Stewart NaN Chinatown 40.71659 -73.9894 72031 1177520 BROOKLYN > Guest Room w/ King Bed in Williamsburg 59305845429 Holmes NaN Williamsburg 40.71659 -73.9894 72038 1200716 Bienvenue 92724296556 Richards NaN Queens Village 40.72413 -73.7613 72056 1213419 Sun-Drenched Hamilton Hts Jewel 618609977 Payne NaN Harlem 40.82399 -73.9532 72092 1248766 Housel-Stuyvesant Moses 17302896128 Lucia NaN Bedford-Stuyvesant 40.68669 -73.9196 72105 1258156 Village & Own bath! 87134189711 Alan NaN East Villag		71991	1134440		81849555528	Richardson	NaN	East Harlem	40.80942	-73.9393
Table Tabl		71999	1138859	SUNDRENCHED	49595827306	Richardson	NaN	Bushwick	40.68800	-73.917
72031 1177520 BROOKLYN > Guest Room w/ King Bed in Williamsburg 59305845429 Holmes NaN Williamsburg 40.71398 -73.9576 72038 1200716 Bienvenue 92724296556 Richards NaN Queens Village 40.72413 -73.761: 72056 1213419 Sun-Drenched Hamilton Hts Jewel 618609977 Payne NaN Harlem 40.82399 -73.9537 72092 1248766 Hancock Town House!-Stuyvesant Mews 17302896128 Lucia NaN Bedford-Stuyvesant Stuyvesant 40.68669 -73.9198 72105 1258156 Village ★ Own bath! Sleeps 4 ★ 87134189711 Alan NaN East Village 40.72636 -73.989* 72119 1270858 The Happy home! 91709093046 Eddy NaN East Harlem 40.79320 -73.9400 72121 1273068 Bedroom Near Columbia U 95738430033 Rebecca NaN Harlem 40.80518 -73.953* 109030 23304867 Cozy Art Home with Private Room 57604959046 Angeline		72011	1164265		11745797323	Tucker	NaN	Harlem	40.82976	-73.9486
72031 1177520 Room w/ King Bed in Williamsburg 59305845429 Holmes NaN Williamsburg 40.71398 -73.9576 72038 1200716 Bienvenue 92724296556 Richards NaN Queens Village 40.72413 -73.761: 72056 1213419 Sun-Drenched Hamilton Hts Jewel 618609977 Payne NaN Harlem 40.82399 -73.9532 72092 1248766 Hancock Town House!-Stuyvesant Mews 17302896128 Lucia NaN Bedford-Stuyvesant Stuyvesant 40.68669 -73.9198 72105 1258156 Village & Own bath! & Sleeps 4 & Sl		72020	1170892	NaN	48659572099	Stewart	NaN	Chinatown	40.71659	-73.9894
72038 1200716 Bienvenue 92724296556 Richards NaN Village 40.72413 -73.761: 72056 1213419 Sun-Drenched Hamilton Hts Jewel 618609977 Payne NaN Harlem 40.82399 -73.953/2 72092 1248766 Housel-Stuyvesant Mews 17302896128 Lucia NaN Bedford-Stuyvesant 40.68669 -73.9198/2 72105 1258156 Village ★ Own bath! ★ Sleeps 4 ★ 87134189711 Alan NaN East Village 40.72636 -73.989/2 72119 1270858 The Happy home! 91709093046 Eddy NaN East Harlem 40.79320 -73.9400/2 72121 1273068 Bedroom Near Columbia U 95738430033 Rebecca NaN Harlem 40.80518 -73.9535/2 109030 23304867 Cozy Art Home with Private Room 57604959046 Angeline NaN Bushwick 40.69085 -73.9095/2		72031	1177520	Room w/ King Bed	59305845429	Holmes	NaN	Williamsburg	40.71398	-73.9576
72056 1213419 Hamilton Hts Jewel Hamilton Hts Jewel 618609977 Payne NaN Harlem 40.82399 -73.9532 72092 1248766 House!-Stuyvesant Mews 17302896128 Lucia NaN Bedford-Stuyvesant 40.68669 -73.9198 72105 1258156 Village ★ Own bath! ★ Sleeps 4 ★ 87134189711 Alan NaN East Village 40.72636 -73.989° 72119 1270858 The Happy home! 91709093046 Eddy NaN East Harlem 40.79320 -73.9400 72121 1273068 Bedford-Stuyvesant 95738430033 Rebecca NaN Harlem 40.72636 -73.9535 700030 23304867 Cozy Art Home with Private Room 57604959046 Angeline NaN Bushwick 40.69085 -73.9095		72038	1200716	Bienvenue	92724296556	Richards	NaN		40.72413	-73.7613
72092 1248766 House!-Stuyvesant Mews 17302896128 Lucia Lucia NaN Bedford-Stuyvesant 40.68669 -73.9198 72105 1258156 Village ★ Own bath! ★ Sleeps 4 ★ 87134189711 Alan NaN East Village 40.72636 -73.989 72119 1270858 The Happy home! 91709093046 Eddy NaN East Harlem 40.79320 -73.9400 Targe Quiet Columbia U Bedroom Near Columbia U 95738430033 Rebecca NaN Harlem 40.80518 -73.9535 109030 23304867 Cozy Art Home with Private Room 57604959046 Angeline NaN Bushwick 40.69085 -73.9095		72056	1213419		618609977	Payne	NaN	Harlem	40.82399	-73.9532
72105 1258156 Village ★ Own bath! ★ Sleeps 4 ★ 87134189711 Alan NaN East Village 40.72636 -73.989 72119 1270858 The Happy home! 91709093046 Eddy NaN East Harlem 40.79320 -73.9400 72121 1273068 Bedroom Near Columbia U 95738430033 Rebecca NaN Harlem 40.80518 -73.9535 109030 23304867 Cozy Art Home with Private Room 57604959046 Angeline NaN NaN Bushwick 40.69085 -73.9095		72092	1248766	House!-Stuyvesant	17302896128	Lucia	NaN		40.68669	-73.9198
Large Quiet 72121 1273068 Bedroom Near Columbia U 2000 sq ft Unique 109030 23304867 Cozy Art Home with Private Room Large room pear		72105	1258156	Village ☆ Own bath!	87134189711	Alan	NaN	East Village	40.72636	-73.989 ⁻
72121 1273068 Bedroom Near 95738430033 Rebecca NaN Harlem 40.80518 -73.9535 Columbia U 2000 sq ft Unique 109030 23304867 Cozy Art Home with 57604959046 Angeline NaN Bushwick 40.69085 -73.9095 Private Room Large room pear		72119	1270858	The Happy home!	91709093046	Eddy	NaN	East Harlem	40.79320	-73.940(
109030 23304867 Cozy Art Home with 57604959046 Angeline NaN Bushwick 40.69085 -73.9093 Private Room		72121	1273068	Bedroom Near	95738430033	Rebecca	NaN	Harlem	40.80518	-73.953!
Large room near		109030	23304867	Cozy Art Home with	57604959046	Angeline	NaN	Bushwick	40.69085	-73.9093
109043 23312047 express trains & 22672807843 Julian NaN Side 40.79471 -73.969 ⁻⁷ Central Park		109043	23312047	•	22672807843	Julian	NaN		40.79471	-73.969 ⁻

Como é possível notar, todos os valores nulos na coluna bairro_group estão com os valores preenchidos. Para que possamos recuperar esses dados, iremos coletar a latitude e longitude mínima e máxima de cada bairro, assim como os bairros (coluna bairro) do dataframe, afim de preencher os dados.

```
Manhattan
In [ ]:
        manhattan geo = df.loc[df['bairro group'] == 'Manhattan']
In [ ]: |
        bairros_manhattan = df.loc[df['bairro_group'] == 'Manhattan', 'bairro'].unique()
        bairros manhattan cleaned = bairros manhattan[:-1]
        print(bairros_manhattan_cleaned)
        ['Midtown' 'Harlem' 'East Harlem' 'Murray Hill' "Hell's Kitchen"
         'Upper West Side' 'Chinatown' 'West Village' 'Chelsea' 'Inwood'
         'East Village' 'Lower East Side' 'Kips Bay' 'SoHo' 'Upper East Side'
         'Washington Heights' 'Financial District' 'Morningside Heights' 'NoHo'
         'Flatiron District' 'Roosevelt Island' 'Greenwich Village' 'Little Italy'
         'Two Bridges' 'Nolita' 'Gramercy' 'Theater District' 'Tribeca'
         'Battery Park City' 'Civic Center' 'Stuyvesant Town' 'Marble Hill']
        latitude_minima_manhattan = manhattan_geo['latitude'].min()
In [ ]:
        latitude_maxima_manhattan = manhattan_geo['latitude'].max()
        longitude_minima_manhattan = manhattan_geo['longitude'].min()
        longitude_maxima_manhattan = manhattan_geo['longitude'].max()
        print(f'Latitude: minima - {latitude_minima_manhattan}, maximo - {latitude_maxima_manhattan}.
        Latitude: mínima - 40.70234, máximo - 40.87821. Longitude: mínima - -74.01851, máxima - -73.9
        0855.
        Brooklyn
In [ ]: brooklyn_geo = df.loc[df['bairro_group'] == 'Brooklyn']
        bairros_brooklyn = df.loc[df['bairro_group'] == 'Brooklyn', 'bairro'].unique()
In [ ]:
        bairros brooklyn cleaned = bairros brooklyn[:-1]
        print(bairros brooklyn cleaned)
        ['Clinton Hill' 'Bedford-Stuyvesant' 'South Slope' 'Williamsburg'
         'Fort Greene' 'Crown Heights' 'Park Slope' 'Windsor Terrace' 'Greenpoint'
```

```
'Bushwick' 'Flatbush' 'Prospect-Lefferts Gardens' 'Prospect Heights'
         'Brooklyn Heights' 'Carroll Gardens' 'Gowanus' 'Flatlands' 'Cobble Hill'
         'Boerum Hill' 'DUMBO' 'East Flatbush' 'Kensington' 'Gravesend'
         'East New York' 'Sheepshead Bay' 'Fort Hamilton' 'Bensonhurst'
          'Sunset Park' 'Brighton Beach' 'Cypress Hills' 'Bay Ridge' 'Columbia St'
          'Vinegar Hill' 'Canarsie' 'Borough Park' 'Downtown Brooklyn' 'Midwood'
          'Red Hook' 'Dyker Heights' 'Sea Gate' 'Navy Yard' 'Brownsville'
          'Manhattan Beach' 'Bergen Beach' 'Coney Island' 'Bath Beach' 'Mill Basin'
         'Gerritsen Beach']
        latitude_minima_brooklyn = brooklyn_geo['latitude'].min()
In [ ]:
        latitude_maxima_brooklyn = brooklyn_geo['latitude'].max()
         longitude_minima_brooklyn = brooklyn_geo['longitude'].min()
        longitude maxima brooklyn = brooklyn geo['longitude'].max()
        print(f'Latitude: mínima - {latitude minima brooklyn}, máximo - {latitude maxima brooklyn}. L
        Latitude: mínima - 40.57115, máximo - 40.7389. Longitude: mínima - -74.03969, máxima - -73.85
        676.
```

Queens

```
In [ ]: queens_geo = df.loc[df['bairro_group'] == 'Queens']
```

```
In [ ]: bairros_queens = df.loc[df['bairro_group'] == 'Queens', 'bairro'].unique()
        print(bairros_queens)
        ['Long Island City' 'Woodside' 'Flushing' 'Sunnyside' 'Ridgewood'
         'Jamaica' 'Middle Village' 'Ditmars Steinway' 'Astoria' 'Queens Village'
         'Rockaway Beach' 'Forest Hills' 'Elmhurst' 'Jackson Heights' 'St. Albans'
         'Rego Park' 'Briarwood' 'Ozone Park' 'East Elmhurst' 'Arverne'
         'Cambria Heights' 'Bayside' 'Kew Gardens' 'College Point' 'Glendale'
         'Richmond Hill' 'Bellerose' 'Maspeth' 'Woodhaven' 'Kew Gardens Hills'
         'Bay Terrace' 'Whitestone' 'Bayswater' 'Fresh Meadows'
         'Springfield Gardens' 'Howard Beach' 'Belle Harbor' 'Jamaica Estates'
         'Far Rockaway' 'South Ozone Park' 'Corona' 'Neponsit' 'Laurelton'
         'Holliswood' 'Rosedale' 'Edgemere' 'Jamaica Hills' 'Hollis' 'Douglaston'
         'Little Neck' 'Breezy Point' 'Glen Oaks']
In [ ]: latitude_minima_queens = queens_geo['latitude'].min()
        latitude_maxima_queens = queens_geo['latitude'].max()
         longitude_minima_queens = queens_geo['longitude'].min()
        longitude_maxima_queens = queens_geo['longitude'].max()
        print(f'Latitude: mínima - {latitude_minima_queens}, máximo - {latitude_maxima_queens}. Longi
        Latitude: mínima - 40.56546, máximo - 40.79886. Longitude: mínima - -73.96259181154021, máxim
        a - -73.70522.
        Staten Island
In [ ]: staten_island_geo = df.loc[df['bairro_group'] == 'Staten Island']
In [ ]: bairros_staten_island = df.loc[df['bairro_group'] == 'Staten Island', 'bairro'].unique()
```

```
print(bairros_staten_island)
        ['St. George' 'Tompkinsville' 'Emerson Hill' 'Shore Acres' 'Arrochar'
          'Clifton' 'Graniteville' 'Stapleton' 'New Springville' 'Tottenville'
         'Mariners Harbor' 'Concord' 'Port Richmond' 'Woodrow' 'Eltingville'
         'Lighthouse Hill' 'West Brighton' 'Great Kills' 'Dongan Hills'
         'Castleton Corners' 'Randall Manor' 'Todt Hill' 'Silver Lake'
          'Grymes Hill' 'New Brighton' 'Midland Beach' 'Richmondtown'
          'Howland Hook' 'New Dorp' "Prince's Bay" 'South Beach' 'Oakwood'
          'Huguenot' 'Grant City' 'Westerleigh' 'Bay Terrace, Staten Island'
          'Fort Wadsworth' 'Rosebank' 'Arden Heights' "Bull's Head" 'Rossville'
         'Willowbrook' 'Chelsea']
        latitude_minima_staten_island = staten_island_geo['latitude'].min()
In [ ]:
        latitude_maxima_staten_island = staten_island_geo['latitude'].max()
         longitude_minima_staten_island = staten_island_geo['longitude'].min()
        longitude_maxima_staten_island = staten_island_geo['longitude'].max()
        print(f'Latitude: mínima - {latitude minima staten island}, máximo - {latitude maxima staten
        Latitude: mínima - 40.49979, máximo - 40.64816. Longitude: mínima - -74.251907, máxima - -74.
        06092.
```

Bronx

```
In [ ]: bronx_geo = df.loc[df['bairro_group'] == 'Bronx']
In [ ]: bairros_bronx = df.loc[df['bairro_group'] == 'Bronx', 'bairro'].unique()
    print(bairros_bronx)
```

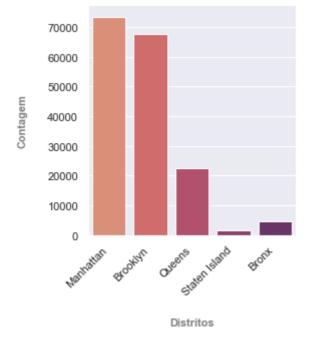
```
['Highbridge' 'Clason Point' 'Eastchester' 'Kingsbridge' 'Woodlawn'
          'University Heights' 'Allerton' 'Concourse Village' 'Concourse'
         'Wakefield' 'Spuyten Duyvil' 'Mott Haven' 'Longwood' 'Morris Heights'
         'Port Morris' 'Fieldston' 'Mount Eden' 'City Island' 'Williamsbridge'
         'Soundview' 'Co-op City' 'Parkchester' 'North Riverdale' 'Bronxdale'
         'Riverdale' 'Norwood' 'Claremont Village' 'Fordham' 'Mount Hope'
         'Van Nest' 'Morris Park' 'Tremont' 'East Morrisania' 'Hunts Point'
         'Pelham Bay' 'Throgs Neck' 'West Farms' 'Morrisania' 'Pelham Gardens'
         'Belmont' 'Baychester' 'Melrose' 'Schuylerville' 'Castle Hill'
         'Olinville' 'Edenwald' 'Westchester Square' 'Unionport']
In [ ]: latitude_minima_bronx = bronx_geo['latitude'].min()
        latitude_maxima_bronx = bronx_geo['latitude'].max()
        longitude_minima_bronx = bronx_geo['longitude'].min()
        longitude_maxima_bronx = bronx_geo['longitude'].max()
        print(f'Latitude: mínima - {latitude_minima_bronx}, máximo - {latitude_maxima_bronx}. Longitu
        Latitude: mínima - 40.80011, máximo - 40.91697. Longitude: mínima - -73.93296, máxima - -73.7
        8158.
```

Preenchendo a coluna bairro_group

```
In [ ]: df['bairro_group'] = df['bairro_group'].fillna(0)
In [ ]: def preencher_bairro_group(row):
           if row['bairro_group'] == 0:
             if row['latitude'] >= latitude_minima_manhattan and row['latitude'] <= latitude maxima ma</pre>
               return 'Manhattan'
             elif (latitude minima brooklyn <= row['latitude'] <= latitude maxima brooklyn and longitu</pre>
               return 'Brooklyn'
             elif (latitude_minima_queens <= row['latitude'] <= latitude_maxima_queens and longitude_m</pre>
               return 'Queens'
             elif (latitude_minima_staten_island <= row['latitude'] <= latitude_maxima_staten_island a</pre>
               return 'Staten Island'
             elif (latitude_minima_bronx <= row['latitude'] <= latitude_maxima_bronx and longitude_min</pre>
               return 'Bronx'
             else:
               return 0
           return row['bairro_group']
In [ ]: # Executa função preencher_bairro_group
         df['bairro_group'] = df.apply(preencher_bairro_group, axis=1)
```

Analisando a coluna bairro_group

```
In [ ]: sns.catplot(x="bairro_group", data=df, kind="count", height=4, palette='flare', legend=False,
    plt.xlabel('Distritos', color='grey', labelpad=20, fontweight='bold', fontsize=11)
    plt.ylabel('Contagem', color='grey', labelpad=20, fontweight='bold', fontsize=11)
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.show()
```



In []: df['bairro_group'].value_counts()

Out[]: Manhattan 73362 Brooklyn 67566 Queens 22393 Bronx 4711 Staten Island 1566

Name: bairro_group, dtype: int64

Conforme podemos analisar, os distritos que mais possuem anúncios são:

- Manhattan, com ~ 43% dos anúncios;
- Brooklyn, com ~ 40% dos anúncios;

E os distritos com menos anúncios são:

- Staten Island, com ~ 1% dos anúncios;
- Bronx, com ~ 3% dos anúncios;

Mais adiante, iremos analisar os valores médios de aluguel de cada distrito, afim de analisar se os distritos que possuem menos anúncios possuem um ticket médio superior a Manhattan e Brooklyn, e como se comporta os aluguéis do Queens, que possui um valor de anúncios intermediários aos 4 distritos.

Análise da coluna bairro

```
df.isnull().sum()
In [ ]:
         id
                                              0
Out[ ]:
         nome
                                            230
         host id
                                              0
                                            401
         host_name
         bairro_group
                                              0
                                             11
         bairro
                                              8
         latitude
                                              8
         longitude
                                              0
         room_type
         price
                                              0
                                              0
         minimo_noites
                                            289
         calculado host listings count
         disponibilidade 365
                                              0
         dtype: int64
```

In []:	df.loc	[df['bai	irro'].isnull()]						
Out[]:		id	nome	host_id	host_name	bairro_group	bairro	latitude	longitude	room_typ
	72156	1303444	STYLISH EAST VILLAGE FLAT	6825076306	Arnold	Manhattan	NaN	40.73089	-73.98195	Entir home/ar
	72173	1318909	2 Bed, 2 Bath Apartment on Central Park West	86633710982	Arthur	Manhattan	NaN	40.79816	-73.96190	Entir home/ar
	72193	1339896	Wonderfully inviting East Village	84560895335	Carter	Manhattan	NaN	40.72709	-73.98274	Privat roor
	72201	1345971	Stylish Studio with exclusive Terrace	21547822804	Cole	Manhattan	NaN	40.75348	-73.97065	Entir home/ar
	72207	1350942	Lower East Side/Chinatown 1 Bedroom	58408401042	Higgins	Manhattan	NaN	40.71693	-73.98948	Entir home/ar
	72245	1375795	Loft Suite @ The Box House Hotel	34416621424	Smith	Brooklyn	NaN	40.73693	-73.95316	Entir home/ar
	72248	1377452	Loft w/ Terrace @ Box House Hotel	77372797211	Higgins	Brooklyn	NaN	40.73783	-73.95259	Privat roor
	72270	1402306	Studio sublet in Hell's kitchen	42150054304	Baker	Manhattan	NaN	40.76217	-73.98411	Entir home/ar
	72274	1405067	One bed suite with private garden	464927437	Myers	Manhattan	NaN	40.78304	-73.97447	Entir home/ar
	72298	1421084	Spacious room on charming block in Greenpoint!	67988523719	Williams	Brooklyn	NaN	40.72723	-73.95728	Privat roor
	72307	1426607	Nights in White Satin in the Slope	54377094483	Farrell	Brooklyn	NaN	40.65992	-73.99042	Entir home/ar

Conforme visto acima, é possível verificar que apesar dos bairros constarem como nulos no DF, os dados de latitude e longitude estão preenchidos, e com isso, é possível encontrar os bairros pertencetes utilizando a mesma técnica vista acima, de utilizar a menor e maior latitude de cada bairro do DF como parâmetro, contudo, pela quantidade de bairros que cada Distrito possui, essa aplicação não será executada nesse projeto, devido ao tempo do desafio, mas é um ponto de melhoria do projeto.

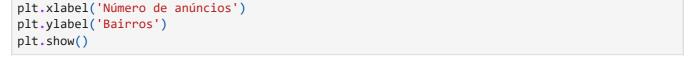
Analisando a coluna bairro

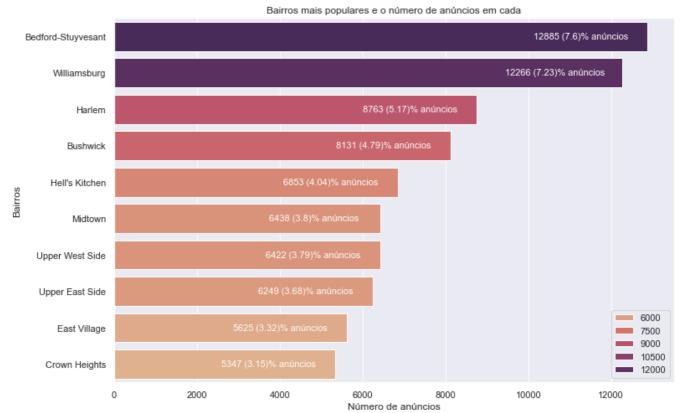
```
In [ ]: data = df['bairro'].value_counts()[:10]

plt.figure(figsize=(12, 8))
ax = sns.barplot(x=data.values, y=data.index, palette='flare', hue=data.values)

for i, count in enumerate(data.values):
    ax.annotate(f'{count} ({((count/169598)*100).round(2)})% anúncios', (count, i), ha='cente fontsize=11, color='white', xytext=(-80, 0), textcoords='offset points')

plt.title('Bairros mais populares e o número de anúncios em cada')
```





Conforme o gráfico acima, é possível verificar que os 10 bairros mais populares em anúncios são todos localizados nos distritos de Brooklyn e Manhattan, sendo:

- 48,91% dos anúncios (22,80% do total) no distrito de Brooklyn;
- 51,09% dos anúncios (23,80% do total) no distrito de Manhattan;

Com isso, podemos verificar que apesar do distrito de Manhattan ter mais anúncios nos 10 bairros mais anunciados, assim como no compilado de anúncios da nossa amostra (vide *Analisando a coluna bairro_group*), os dois bairros mais populares (Bedford-Stuyvesant e Williamsburg) são do distrito do Brooklyn. Uma análise mais aprofundada será feita, para ver como esses dois bairros se comparam no preço médio do distrito do Brooklyn.

Análise das colunas latitude e longitude

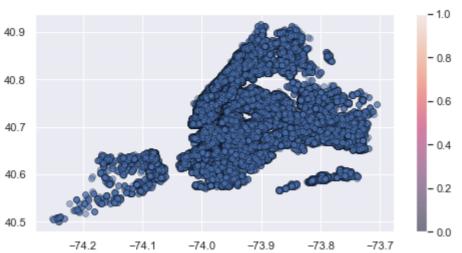
```
In [ ]: df.loc[df['latitude'].isnull()]
```

	id	nome	host_id	host_name	bairro_group	bairro	latitude	longitude	room_type
72315	1431578	Large, furnished room in a 2 bedroom!	20368956893	Gibson	Brooklyn	Crown Heights	NaN	NaN	Private room
72319	1434892	Authentic NY Charming Artist Loft	66486085219	Bailey	Brooklyn	Greenpoint	NaN	NaN	Entire home/ap
72329	1442624	Huge room with private balcony	69386945815	Hunt	Manhattan	East Village	NaN	NaN	Private room
72342	1450908	Decorators 5-Star Flat West Village	33280739304	Watson	Manhattan	West Village	NaN	NaN	Entire home/ap [.]
72365	1466925	Nice Private Room Beauty in Queens	15305733205	Roberts	Queens	Elmhurst	NaN	NaN	Private room
72403	1490122	Cute Room in Historic Loft!	42267829819	Jones	Brooklyn	Greenpoint	NaN	NaN	Private room
72440	1512766	21 day Chelsea Apartment rental	10876728736	Owens	Manhattan	Flatiron District	NaN	NaN	Private room
72494	1545904	New York City for All Seasons!	26437872336	Douglas	Manhattan	Upper West Side	NaN	NaN	Private room

Out[]:

Em todo DF, temos 8 linhas em que a coluna latitude e longitude estão nulas, mas como temos a coluna bairro preenchida, esses dados podem ser desconsiderados, e com isso, iremos manter os dados no DF.

```
In [ ]: plt.figure(figsize=(8, 4))
  plt.scatter(df['longitude'], df['latitude'], edgecolor='black', linewidth=0.5, alpha=0.5)
  cbar = plt.colorbar()
```

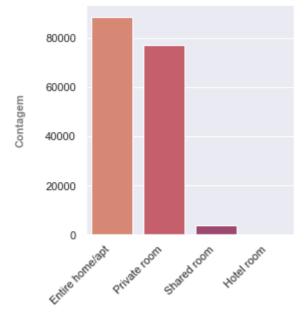


Conforme o gráfico acima, é possível verificar que as coordenadas são condizentes com a cidade de New York, assim como a densidade de anúncios.

fonte: https://en.wikipedia.org/wiki/Boroughs_of_New_York_City

Análise da coluna room_type

```
In []: sns.catplot(x="room_type", data=df, kind="count", height=4, palette='flare', legend=False, hu
    plt.xlabel('Tipo de imóvel', color='grey', labelpad=20, fontweight='bold', fontsize=11)
    plt.ylabel('Contagem', color='grey', labelpad=20, fontweight='bold', fontsize=11)
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.show()
```



Tipo de imóvel

É possível notar que quase a totalidade dos anúncios são feitos nas modalidades 'Entire home/apt' e 'Private room', sendo:

- 52,25% na modalidade 'Entire home/apt';
- 45,50% na modalidade 'Private room';

Mais adiante, será analisado como o preço de locação é influenciado pela modalidade room_type.

Análise Exploratória Bivariada

```
In [ ]: sns.set(font_scale=1)
  plt.figure(figsize=(10, 10))
  sns.heatmap(df.corr(numeric_only=True), annot=True)

plt.xticks(rotation=45, ha='right')
```

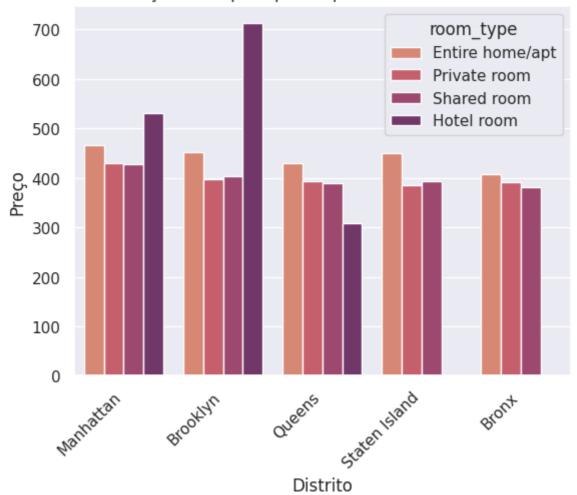
Pelo heatmap, podemos aferir algumas correlações entre as seguintes variáveis:

- Price e host_id, ou seja, usuários tendem a anunciar imóveis de valores similares, e conforme podemos ver na etapa Análise da coluna price, no notebook 1 Limpeza, podemos denotar que essa correlação pode ser dada, entre outros, pra indivíduos ou companhias que compram andares (ou prédios inteiros) para renda, e com isso, os valores são padronizados.
- Price e minimo_noites possuem uma correlação negativa, ou seja, conforme uma variável aumenta, a outra tem tendência a diminuir. Por exemplo: conforme o proprietário aumenta o tempo mínimo de locação, para que ele consiga gerar interesse no imóvel, o preço da diária deve reduzir. Imóveis com tempo de permanência maior possuem menor flexibilidade, e com isso, essa correlação se apresenta condizente, visto que um usuário tem maiores chances de encontrar menores valores de aluguel em imóveis com maior flexibilidade de locação mínima, visto a oferta da região;
- Price e calculado_host_listings_count possuem correlação negativa, ou seja, conforme o usuário possui mais imóveis para locação, menor é o preço anunciado dos imóveis. Essa correlação negativa pode ter relação com os seguintes fatores: usuários pessoa física (PF) podem ter grande parte ou a totalidade da sua renda auferida pelo ganho dos aluguéis, e com isso, com um preço menor, ele possui maiores chances de ter o imóvel locado por mais tempo, e no caso de empresas que utilizam a plataforma, se forem imobiliárias anunciando para clientes, o menor preço garante que as chances de remuneração sejam maiores, visto que elas recebem parte dos ganhos. Em casos de empresas que possuem imóveis e tem a plataforma como meio de anúncio, pode-se aplicar a mesma estratégia que para indivíduos PF, visto que a empresa tem custos na aquisição e manutenção dos imóveis, e a maior vacância no imóvel gera um passivo maior ao longo do tempo para a companhia;

```
In [ ]:
        # Relação entre listagens de mesmo valor agrupado por host id
        announcement_price = df.groupby(['host_id'])['price'].value_counts()
        filtered announcement price = announcement price[announcement price.index.get level values(0)]
        filtered_announcement_price.head(10)
        host id
                   price
Out[]:
        3223938
                   43.0
                            58
                   41.0
                            50
        30283594 239.0
                            48
        3223938
                  39.0
                            42
                  42.0
                            40
        51501835
                  100.0
                            37
        3223938
                  44.0
                            36
                   40.0
                            35
        204704622 30.0
                            34
        19303369 33.0
                            34
        Name: price, dtype: int64
```

Preço médio por tipo de quarto e distrito (price x room_type x bairro_group)

Preço médio por tipo de quarto em cada distrito



```
In [ ]: mean_price_by_bairro = df.groupby(['bairro_group', 'room_type'])['price'].mean().sort_values(
    mean_price_by_bairro.head(20)
```

```
        bairro_group
        room_type

        Brooklyn
        Hotel room
        711.714286

        Manhattan
        Hotel room
        531.673913

        Entire home/apt
        465.477241

        Brooklyn
        Entire home/apt
        452.516219

        Staten Island
        Entire home/apt
        449.077905

        Queens
        Entire home/apt
        430.009869

        Manhattan
        Private room
        429.168785

        Shared room
        428.080169

        Bronx
        Entire home/apt
        407.607043

        Brooklyn
        Shared room
        402.444278

        Private room
        394.090909

        Staten Island
        Shared room
        393.322581

        Bronx
        Private room
        390.629304

        Queens
        Shared room
        384.690160

        Bronx
        Shared room
        381.375000

        Queens
        Hotel room
        308.400000

        Name: price, dtype: float64
```

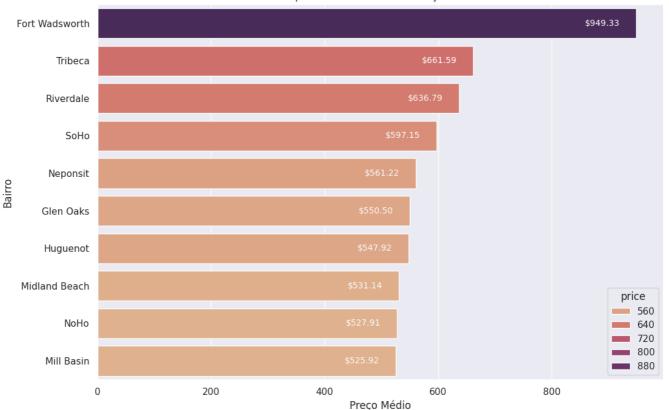
Out[]:

Pelo gráfico acima, podemos verificar que:

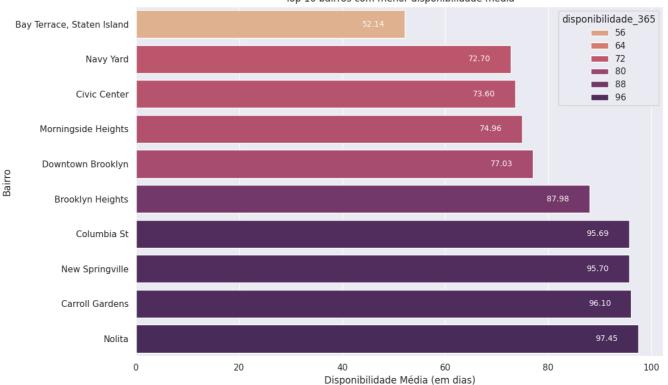
- Os anúncios de quarto de hotel são mais altos que as outras categorias em Manhattan e Brooklyn, e aproximadamente 25% mais barato no Queens;
- Private room e shared room possuem praticamente o mesmo valor em cada distrito;
- Entire home/apt possui os preços mais altos em todos os distritos, sendo que no Bronx possui a menor diferença de preço entre private room e shared room, e nquanto que os distritos de Manhattan e Brooklyn possuem as maiores diferenças de preço.

Preço médio por bairro (price x bairro)

Top 10 Bairros com Maior Preço Médio

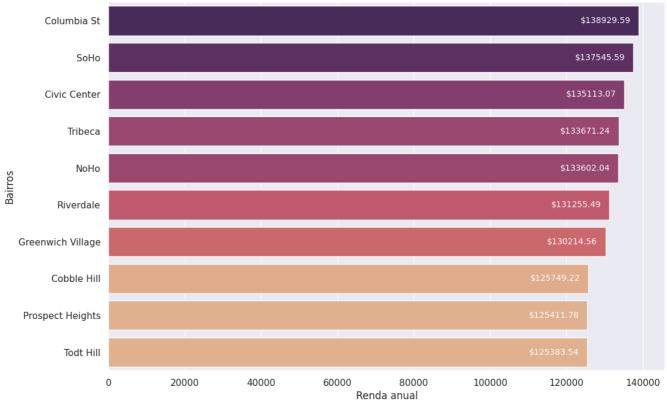


Top 10 bairros com menor disponibilidade média



```
data_bairros = df[df['room_type'] != 'Hotel room']
In [ ]:
        disponibilidade_365_bairro = data_bairros.groupby('bairro')['disponibilidade_365'].mean()
        ocupacao_bairro = 365 - disponibilidade_365_bairro
        preco_medio_bairro = data_bairros.groupby('bairro')['price'].mean()
        renda_anual_bairro = preco_medio_bairro * ocupacao_bairro
        renda_anual_bairro_top = renda_anual_bairro.sort_values(ascending=False)[:10]
        plt.figure(figsize=(12, 8))
        ax = sns.barplot(x=renda_anual_bairro_top.values, y=renda_anual_bairro_top.index, palette='fl
        for i, bairro in enumerate(renda_anual_bairro_top.index):
             renda_anual = renda_anual_bairro_top[bairro]
            ax.annotate(f'${renda_anual:.2f}', (renda_anual, i), ha='center', va='center',
                        fontsize=10, color='white', xytext=(-40, 0), textcoords='offset points')
        plt.title('Renda anual por bairro')
        plt.xlabel('Renda anual')
        plt.ylabel('Bairros')
        plt.show()
```



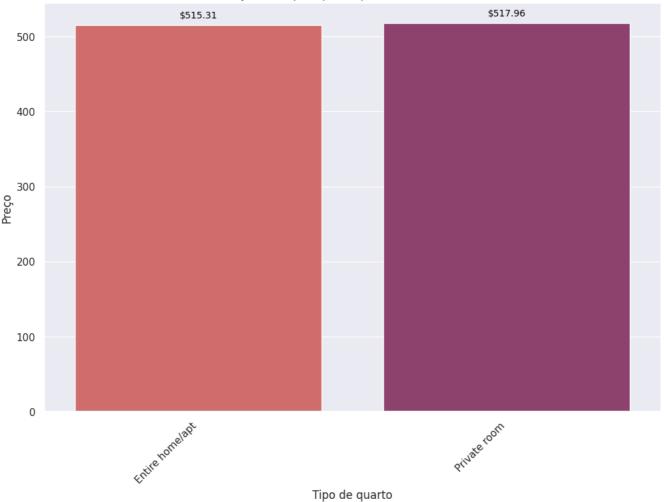


Conforme os gráficos Renda anual, Top 10 bairros com preço médio mais alto e Renda anual por bairro, podemos concluir que o ticket médio mais alto tem influência na ocupação dos imóveis, visto que nenhum dos 10 imóveis com ticket médio mais alto está na lista de ocupação mais elevada. Entretanto, apesar da ocupação não estar entre os 10 bairros com melhor performance, alguns bairros com ticket mais alto configuram entre os mais rentáveis de New York, ou seja, mesmo com uma ocupação mais baixa, o ticket mais elevado tem um retorno atrativo para o locatário.

Análise de viabilidade econômica do bairro Columbia St

Conforme apresentado acima, o bairro de Columbia St possui o maior ticket médio anual, ou seja, apesar da disponibilidade de quase 100 dias por ano, o ticket médio mais alto compensa esse fator. Com isso, iremos analisar mais a fundo o tipo de aluguel que possui maior ticket médio e o que possui menor vacância.





Private room é o tipo de aluguel que possui o ticket médio mais alto, ficando acima até de locação de apartamento/casa inteiro, mas a diferença é baixa, sendo assim, vamos analisar a ocupação média.

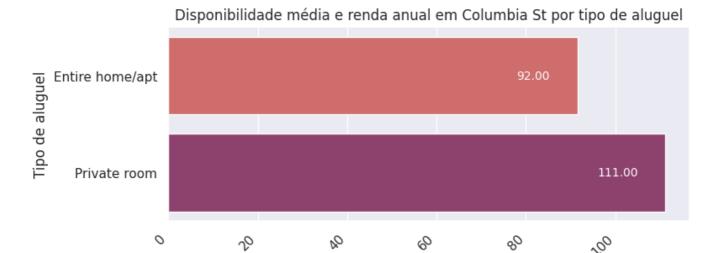
```
In []: bairro_columbia = df[df['bairro'] == 'Columbia St']
    bairro_columbia_cleaned = bairro_columbia[bairro_columbia['room_type'] != 'Hotel room']

plt.figure(figsize=(8, 3))
    ax = sns.barplot(x='disponibilidade_365', y='room_type', data=bairro_columbia_cleaned, estima

for i, room_type in enumerate(bairro_columbia_cleaned['room_type'].unique()):
    disponibilidade_media = bairro_columbia_cleaned.loc[bairro_columbia_cleaned['room_type']
    ax.annotate(f'{disponibilidade_media.round():.2f}', (disponibilidade_media.round(), i), h
        va='center', fontsize=10, color='white', xytext=(-40, 0), textcoords='offset

plt.xlabel('Disponibilidade durante o ano (dias)')
    plt.ylabel('Tipo de aluguel')
    plt.title('Disponibilidade média e renda anual em Columbia St por tipo de aluguel')
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')

plt.show()
```



Disponibilidade durante o ano (dias)

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

Com isso, podemos concluir que o bairro mais indicado para compra é:

- Columbia St por possir a melhor geração de renda entre os bairros, seguido por SoHo e Civic Center;
- O mesmo possui uma baixa vacância média, tendo uma ocupação média de 273 dias (75% do ano) na modalidade Entire home/apt e ocupação média de 254 dias (70%) na modalidadde Private room;
- Com isso, a melhor escolha de investimento para locação na cidade de New York é o bairro de Columbia St, sendo vantajoso a opção de um apartamento/casa com 2 quartos, sendo possível assim, fazer a locação por shared room, e ter dessa forma, a opção de dividir o espaço com um inquilino ou alugar os dois ambientes na plataforma

Existe algum padrão no texto do nome do local para lugares de mais alto valor?

```
In []: nomes = df['nome'].astype(str)
    nomes_limpos = nomes.str.replace(r'[^a-zA-Z\s]', '', regex=True).str.lower().str.split()
    contagem_palavras = Counter(word for lista in nomes_limpos for word in lista)
    palavras_chave = {palavra: frequencia for palavra, frequencia in contagem_palavras.items() if
    top_palavras_chave = sorted(palavras_chave.items(), key=lambda x: x[1], reverse=True)[:10]
    print(top_palavras_chave)
    [('in', 73033), ('bedroom', 39080), ('room', 30612), ('private', 23993), ('apartment', 2102
    0), ('bath', 20740), ('brooklyn', 19868), ('bed', 19339), ('new', 16761), ('rental', 15315)]
In []: df.loc[df['price'] > 5000]
```

Out[]:		id	nome	host_id	host_name	bairro_group	bairro	latitude
	3536	2110145	UWS 1BR w/backyard + block from CP	2151325	Jay And Liz	Manhattan	Upper West Side	40.777820
Out[]:	3719	2243699	SuperBowl Penthouse Loft 3,000 sqft	1483320	Omri	Manhattan	Little Italy	40.718950
	3773	2271504	SUPER BOWL Brooklyn Duplex Apt!!	11598359	Jonathan	Brooklyn	Clinton Hill	40.687660
	4376	2953058	Film Location	1177497	Jessica	Brooklyn	Clinton Hill	40.691370
	6529	4737930	Spanish Harlem Apt	1235070	Olson	Manhattan	East Harlem	40.792640
	9150	7003697	Furnished room in Astoria apartment	20582832	Kathrine	Queens	Astoria	40.768100
	12341	9528920	Quiet, Clean, Lit @ LES & Chinatown	3906464	Amy	Manhattan	Lower East Side	40.713550
	15559	12520066	Luxury townhouse Greenwich Village	66240032	Linda	Manhattan	Greenwich Village	40.730460
	17691	13894339	Luxury 1 bedroom aptstunning Manhattan views	5143901	Erin	Brooklyn	Greenpoint	40.732600
	29226	22436899	1-BR Lincoln Center	72390391	Jelena	Manhattan	Upper West Side	40.772130
	29650	22779726	East 72nd Townhouse by (Hidden by Airbnb)	156158778	Sally	Manhattan	Upper East Side	40.768240
	29652	22780103	Park Avenue Mansion by (Hidden by Airbnb)	156158778	Sally	Manhattan	Upper East Side	40.785170
	30256	23377410	Beautiful/Spacious 1 bed luxury flat- TriBeCa/Soho	18128455	Rum	Manhattan	Tribeca	40.721970
	37182	29547314	Apartment New York \nHell's Kitchens	35303743	Patricia	Manhattan	Upper West Side	40.768350
	40421	31340283	2br - The Heart of NYC: Manhattans Lower East	4382127	Matt	Manhattan	Lower East Side	40.719800
	42511	33007610	70' Luxury MotorYacht on the Hudson	7407743	Jack	Manhattan	Battery Park City	40.711620
	42997	33397385	Midtown Manhattan great location (Gramacy park)	16105313	Debra	Manhattan	Midtown	40.744820
	44022	33998396	3000 sq ft daylight photo studio	3750764	Kevin	Manhattan	Chelsea	40.750600
	45654	34895693	Gem of east Flatbush	262534951	Sandra	Brooklyn	East Flatbush	40.657240

	id	nome	host_id	host_name	bairro_group	bairro	latitude
48031	36056808	Luxury TriBeCa Apartment at an amazing price	271248669	Jenny	Manhattan	Tribeca	40.712060
49879	39574087	Hotel in New York · 1 bedroom · 1 bed · 1 priv	266741420	The Allen Hotel	Manhattan	Lower East Side	40.719180
50087	812941643927531244	Hotel in New York · 3 bedrooms · 3 beds · 3 baths	496944100	RoomPicks	Manhattan	SoHo	40.720531
50110	38993679	Boutique hotel in New York · 1 bedroom · 1 bed	298338860	The Gregory Hotel	Manhattan	Midtown	40.750880
50528	912396732617862267	Rental unit in New York · 3 bedrooms · 5 beds	34906299	Teresa	Manhattan	Upper East Side	40.764490
51188	903598948687604703	Rental unit in New York · 5 bedrooms · 6 beds	34906299	Teresa	Manhattan	Lower East Side	40.719100
51254	692813905111173363	Condo in New York · 4 bedrooms · 4 beds · 4.5	34906299	Teresa	Manhattan	Battery Park City	40.704612
51427	830656153550799267	Tower in New York · 1 bed · 2 baths	76166434	Joel	Manhattan	Midtown	40.764694
52420	904523946643334652	Hotel in New York · 1 bedroom · 1 bed · 1.5 baths	326084746	Suiteness	Manhattan	SoHo	40.719132
52471	904524223667771043	Hotel in New York · 1 bedroom · 2 beds · 1.5 b	326084746	Suiteness	Manhattan	SoHo	40.719132
52554	904524100106225881	Hotel in New York · 1 bedroom · 2 beds · 2.5 b	326084746	Suiteness	Manhattan	SoHo	40.719132
52564	812941566017191022	Hotel in New York · 3 bedrooms · 3 beds · 3 baths	496944100	RoomPicks	Manhattan	SoHo	40.719442
53065	13925864	Rental unit in Queens · ★4.14 · 2 bedrooms · 2	58480311	Sarah	Queens	Long Island City	40.761280
53148	31219800	Loft in New York · ★4.50 · 4 bedrooms · 5 beds	172226912	Rom	Manhattan	Murray Hill	40.749310
53255	904527164135938359	Hotel in New York · 2 bedrooms · 2 beds · 2 baths	326084746	Suiteness	Manhattan	Midtown	40.752840
53323	38993493	Boutique hotel in New York · ★3.40 · 1 bedroom	298338860	The Gregory Hotel	Manhattan	Midtown	40.749240
53374	812941474805200850	Hotel in New York · 3 bedrooms · 3 beds · 3 baths	496944100	RoomPicks	Manhattan	SoHo	40.720412
54726	830682282357157632	Tower in New York · 2 baths	76166434	Joel	Manhattan	Midtown	40.765540

	id	nome	host_id	host_name	bairro_group	bairro	latitude
54793	38993556	Boutique hotel in New York · ★3.33 · 1 bedroom	298338860	The Gregory Hotel	Manhattan	Midtown	40.748630
56738	4251721	Rental unit in Queens · 1 bedroom · 1 bed · 1	21939817	Julie	Queens	Long Island City	40.742490
57198	52862058	Rental unit in New York · Studio · 1 bed · 1 bath	57586379	Chris	Manhattan	Financial District	40.706410
59418	912401924564160654	Home in New York · 6 bedrooms · 9 beds · 5 baths	34906299	Teresa	Manhattan	Upper East Side	40.767340
61598	49920227	Home in Bronx · ★4.30 · 1 bedroom · 1 bed · 1	76699286	Tito	Bronx	Longwood	40.824560
64104	17416959	Guest suite in New York · 4 bedrooms · 11 beds	1261480	Doungrat	Manhattan	Harlem	40.806160
67593	1004416200240866150	Rental unit in New York · 5 bedrooms · 5 beds	252866861	UrbanDomus	Manhattan	Upper East Side	40.764610

Sim, é possível notar que existe um padrão, sendo ele:

- Tipo de imóvel (condominio, apartamento, quarto, etc);
- Seguido da localização (distrito ou mesmo a cidade);
- Descrição da quantidade de comôdos da casa, sendo: quartos, banheiro e quantidade de camas disponíveis;

Output

```
In [ ]: output_file = "data/df_final.csv"

df.to_csv(output_file, index=False)
```