

Clustering_MCG

November 22, 2025

1 Aplicación Clustering - Entrega Final Machine learning

- Buscar un conjunto de datos (>2000 registros) al cuál se le pueda aplicar algoritmos de clustering. Es decir, que se busque hacer clusters para analizar.
- Explorar los datos
- Aplicar kmeans
- Analizar los clusters obtenidos.

2 Carga de los datos desde kaggle - Loan_approval_data_2025

los datos fueron obtenidos de [Este link](#)

```
[31]: path = kagglehub.dataset_download("vrindakallu/new-york-dataset")
print(path)
```

Using Colab cache for faster access to the 'new-york-dataset' dataset.
/kaggle/input/new-york-dataset

```
[ ]: for f in os.listdir(path):
    print(f)
```

new_york_listings_2024.csv

```
[ ]: df_airbnb = pd.read_csv(path + "/new_york_listings_2024.csv")
df_airbnb.head()
```

```
[ ]:          id                               name \
0        1312228      Rental unit in Brooklyn · 5.0 · 1 bedroom
1        45277537      Rental unit in New York · 4.67 · 2 bedrooms · ...
2  971353993633883038      Rental unit in New York · 4.17 · 1 bedroom · ...
3        3857863      Rental unit in New York · 4.64 · 1 bedroom · ...
4        40896611      Condo in New York · 4.91 · Studio · 1 bed · 1...
```

```
          host_id      host_name neighbourhood_group      neighbourhood \
0        7130382           Walter            Brooklyn       Clinton Hill
1      51501835         Jeniffer          Manhattan     Hell's Kitchen
2      528871354          Joshua            Manhattan        Chelsea
```

```

3 19902271 John And Catherine           Manhattan Washington Heights
4 61391963     Stay With Vibe          Manhattan Murray Hill

   latitude longitude      room_type  price ... last_review \
0 40.683710 -73.964610  Private room  55.0 ... 2015-12-20
1 40.766610 -73.988100 Entire home/apt 144.0 ... 2023-05-01
2 40.750764 -73.994605 Entire home/apt 187.0 ... 2023-12-18
3 40.835600 -73.942500  Private room 120.0 ... 2023-09-17
4 40.751120 -73.978600 Entire home/apt  85.0 ... 2023-12-03

  reviews_per_month calculated_host_listings_count availability_365 \
0            0.03                               1                  0
1            0.24                            139                364
2            1.67                               1                343
3            1.38                               2                363
4            0.24                            133                335

  number_of_reviews_ltm      license    rating bedrooms   beds        baths
0                      0 No License    5.0       1     1 Not specified
1                      2 No License    4.67      2     1                  1
2                      6   Exempt    4.17      1     2                  1
3                     12 No License    4.64      1     1                  1
4                      3 No License    4.91 Studio     1                  1

[5 rows x 22 columns]

```

```
[ ]: df_airbnb_final = df_airbnb.drop(["id", "name", "host_name", "last_review"], axis = 1)
```

3 Carga de las librerías necesarias

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

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
import plotly.express as px

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.metrics import pairwise_distances

from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import silhouette_score
```

```

import matplotlib.pyplot as plt

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from sklearn.decomposition import PCA
import plotly.express as px
import numpy as np

import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.impute import SimpleImputer
import numpy as np

```

4 Exploración de los datos

Tenemos las siguientes variables.

- host_id: Identificador único del anfitrión (host).
- neighbourhood_group: Región o grupo principal de vecindarios del listado.
- neighbourhood: Nombre específico del vecindario donde se ubica el listado.
- latitude: Latitud geográfica de la ubicación del listado.
- longitude: Longitud geográfica de la ubicación del listado.
- room_type: Tipo de alojamiento ofrecido (Apartamento/Casa entera, Habitación privada, etc.).
- price: Precio por noche de la reserva.
- minimum_nights: Número mínimo de noches requeridas para reservar.
- number_of_reviews: Número total de comentarios/reseñas que ha recibido el listado.
- reviews_per_month: Promedio de reseñas recibidas por mes.
- calculated_host_listings_count: Número total de listados que el anfitrión tiene en la ciudad.
- availability_365: Número de días en el próximo año que el listado está disponible.
- number_of_reviews_ltm: Número de reseñas recibidas en los últimos 12 meses.
- license: Información o estado de la licencia del listado.
- rating: Calificación general del listado.
- bedrooms: Número de dormitorios disponibles.
- beds: Número de camas disponibles.
- baths: Número de baños disponibles.

```

[ ]: print("Los datos tienen " + str(df_airbnb_final.shape[0]) + " observaciones y " +
         + str(df_airbnb_final.shape[1]) + " variables \n")

print(f"Los tipos de datos en las son las siguientes: \n{df_airbnb_final.
       dtypes} \n")

print("Verificamos si hay datos faltantes:")

```

```

print(df_airbnb_final.isna().sum(), "\n")

print("Ahora analizaremos sus estadísticas descriptivas:")
round(df_airbnb_final.describe(), 3)

```

Los datos tienen 20758 observaciones y 18 variables

Los tipos de datos en las son las siguientes:

host_id	int64
neighbourhood_group	object
neighbourhood	object
latitude	float64
longitude	float64
room_type	object
price	float64
minimum_nights	int64
number_of_reviews	int64
reviews_per_month	float64
calculated_host_listings_count	int64
availability_365	int64
number_of_reviews_ltm	int64
license	object
rating	object
bedrooms	object
beds	int64
baths	object
dtype: object	

Verificamos si hay datos faltantes:

host_id	0
neighbourhood_group	0
neighbourhood	0
latitude	0
longitude	0
room_type	0
price	0
minimum_nights	0
number_of_reviews	0
reviews_per_month	0
calculated_host_listings_count	0
availability_365	0
number_of_reviews_ltm	0
license	0
rating	0
bedrooms	0
beds	0
baths	0

```
dtype: int64
```

Ahora analizaremos sus estadísticas descriptivas:

```
[ ]:      host_id    latitude   longitude       price minimum_nights \
count  2.075800e+04  20758.000  20758.000  20758.000      20758.000
mean   1.749316e+08     40.727    -73.939    187.777     28.558
std    1.725541e+08      0.060      0.061   1022.797     33.537
min    1.678000e+03     40.500    -74.250     10.000     1.000
25%    2.041738e+07     40.684    -73.981     80.000    30.000
50%    1.087271e+08     40.723    -73.950    125.000    30.000
75%    3.144102e+08     40.763    -73.917   199.000    30.000
max    5.504035e+08     40.911    -73.714 100000.000   1250.000

      number_of_reviews reviews_per_month calculated_host_listings_count \
count          20758.000           20758.000                  20758.000
mean            42.643             1.258                 18.844
std             73.562             1.905                70.911
min             1.000             0.010                 1.000
25%             4.000             0.210                 1.000
50%            14.000             0.650                 2.000
75%            49.000             1.800                 5.000
max            1865.000            75.490               713.000

      availability_365 number_of_reviews_ltm      beds
count          20758.000           20758.000  20758.000
mean            205.990             10.852    1.724
std             135.088             21.357    1.212
min             0.000             0.000     1.000
25%            87.000             1.000     1.000
50%            215.000            3.000     1.000
75%            353.000            15.000    2.000
max            365.000            1075.000   42.000
```

Tenemos un costo medio por noche de 187 usd por noche en la ciudad de Nueva York. Hay lugares que ofrecen una estancia minima de 1 noche o de 1250 noches para estancias mas largas. el promedio de reseñas por mes es de 1

Vamos a hacer el siguiente recorte de variables numericas, para que el cluster que ejecutemos se base mas en un analisis de las propiedades de la ciudad

```
[ ]: variables_clustering_num = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'reviews_per_month',
    'beds',
    'availability_365'
]
```

```

for col in variables_clustering_num:
    if col in df_airbnb_final.columns:

        fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))

        sns.histplot(df_airbnb_final[col], kde=True, ax=axes[0], color='skyblue')
        axes[0].set_title(f'Histograma de la variable: {col}', fontsize=14, fontweight='bold')
        axes[0].set_xlabel(col)
        axes[0].set_ylabel('Frecuencia')

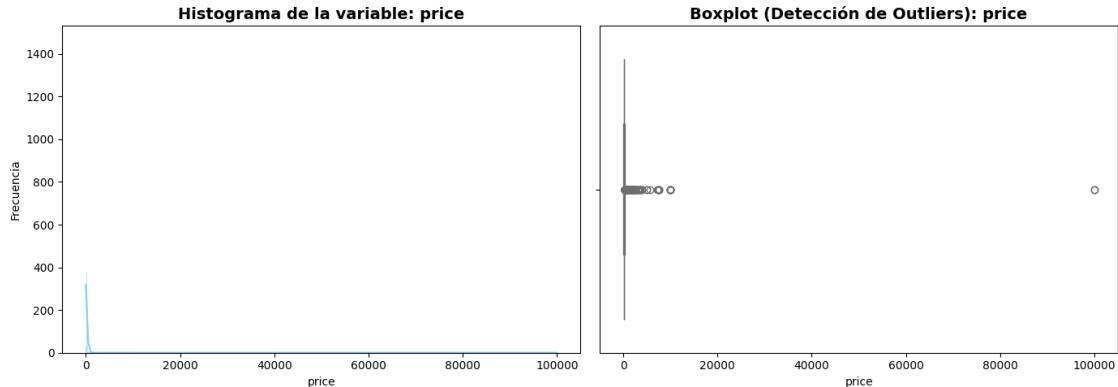
        sns.boxplot(x=df_airbnb_final[col], ax=axes[1], color='lightcoral')
        axes[1].set_title(f'Boxplot (Detección de Outliers): {col}', fontsize=14, fontweight='bold')
        axes[1].set_xlabel(col)

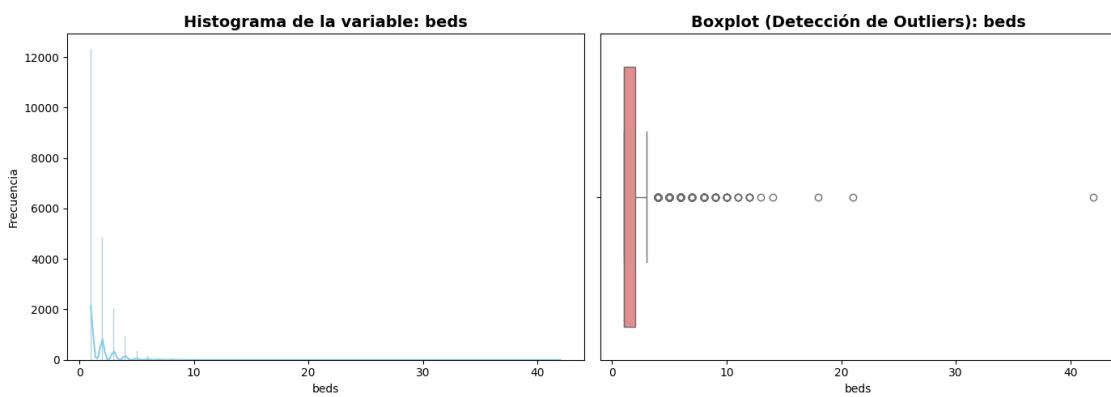
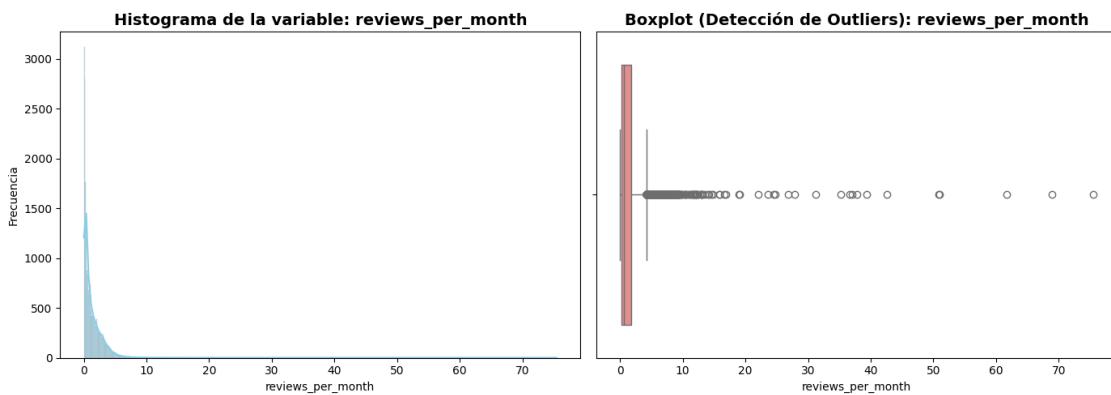
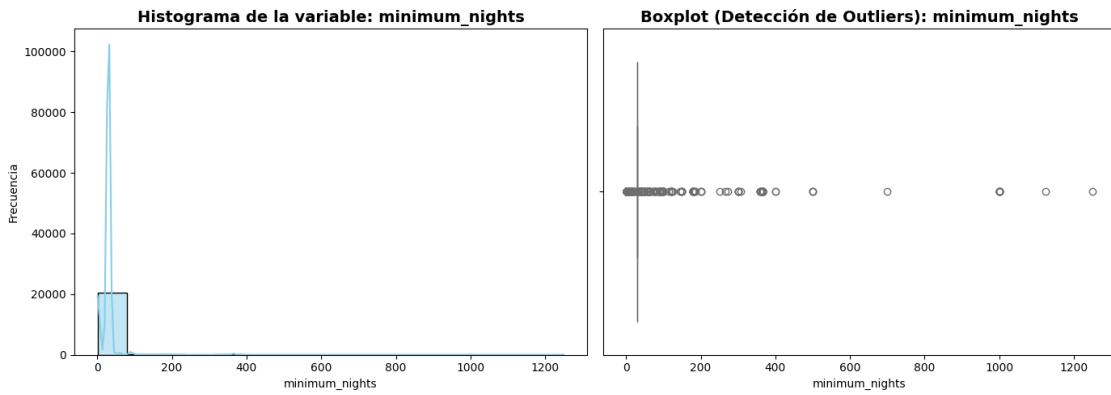
        plt.tight_layout()

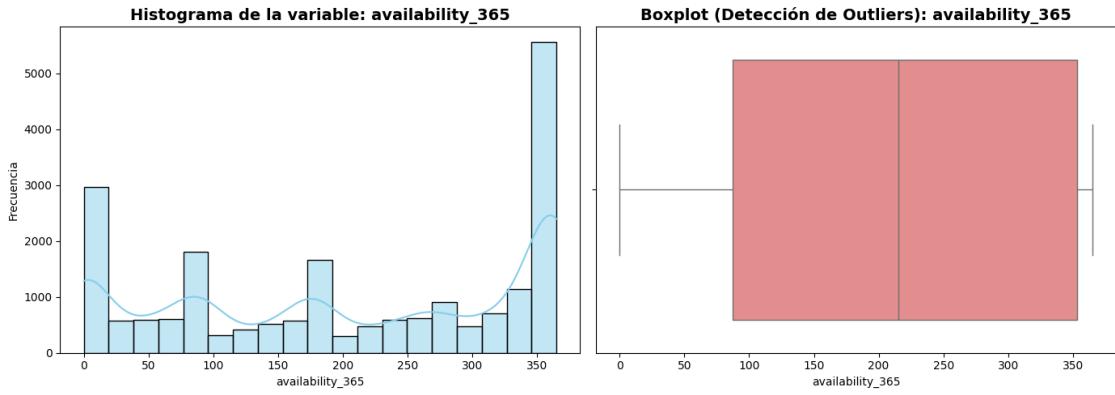
        plt.show()

        print("\n")
    else:
        print(f"Advertencia: La columna '{col}' no se encontró en el DataFrame.
")

```







Podemos ver que la disponibilidad en el año de las propiedades cuenta con ciertos picos de frecuencias al rededor de 365 días del año. tambien hay picos menos frecuentes entre 180 días, 90 y menos de 20.

Por otro lado vemos que el resto de variables cuentan con sus datos concentrados al lado izquierdo de la frecuencia y de los boxplots, pero hay una propiedad que es la mas lujosa, la mas costosa, tiene muchos, baños, habitaciones y demás.

```
[ ]: variables_categoricas = ['room_type', 'neighbourhood_group']

for col in variables_categoricas:

    plt.figure(figsize=(10, 6))
    sns.countplot(
        data=df_airbnb_final,
        y=col,
        order=df_airbnb_final[col].value_counts().index,
        palette='viridis'
    )

    plt.title(f'Distribución de Frecuencias de: {col}', fontsize=14, fontweight='bold')
    plt.xlabel('Conteo de Listados')
    plt.ylabel(col.replace('_', ' ').title())

    for index, value in enumerate(df_airbnb_final[col].value_counts()):
        plt.text(value, index, f' {value}:', va='center')

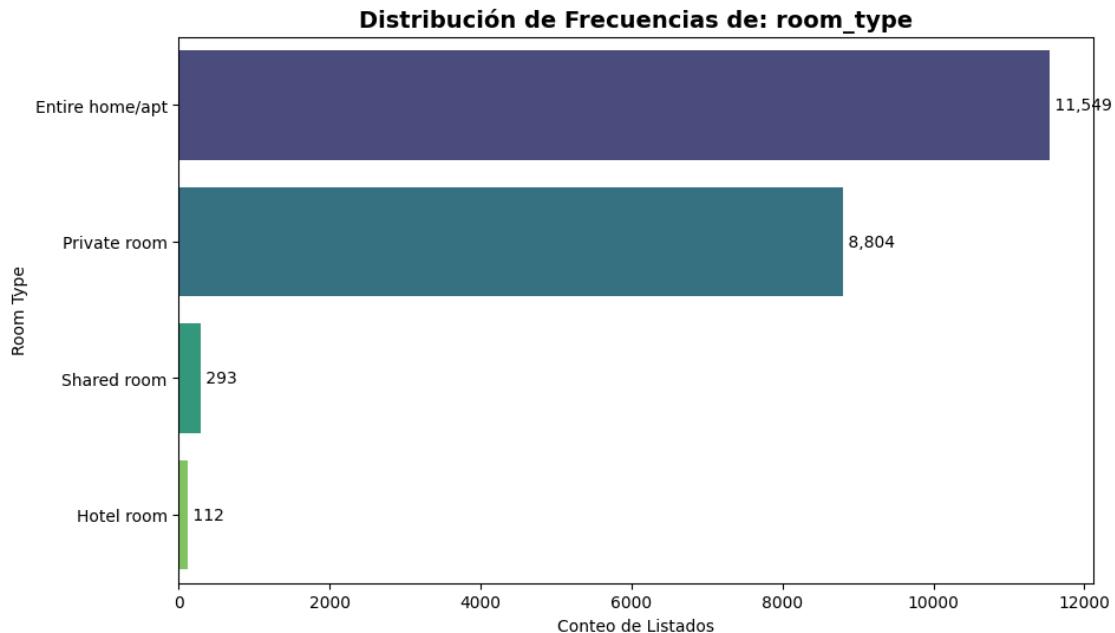
    plt.show()
```

```
print("\n")
```

```
/tmp/ipython-input-88329478.py:6: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `y` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

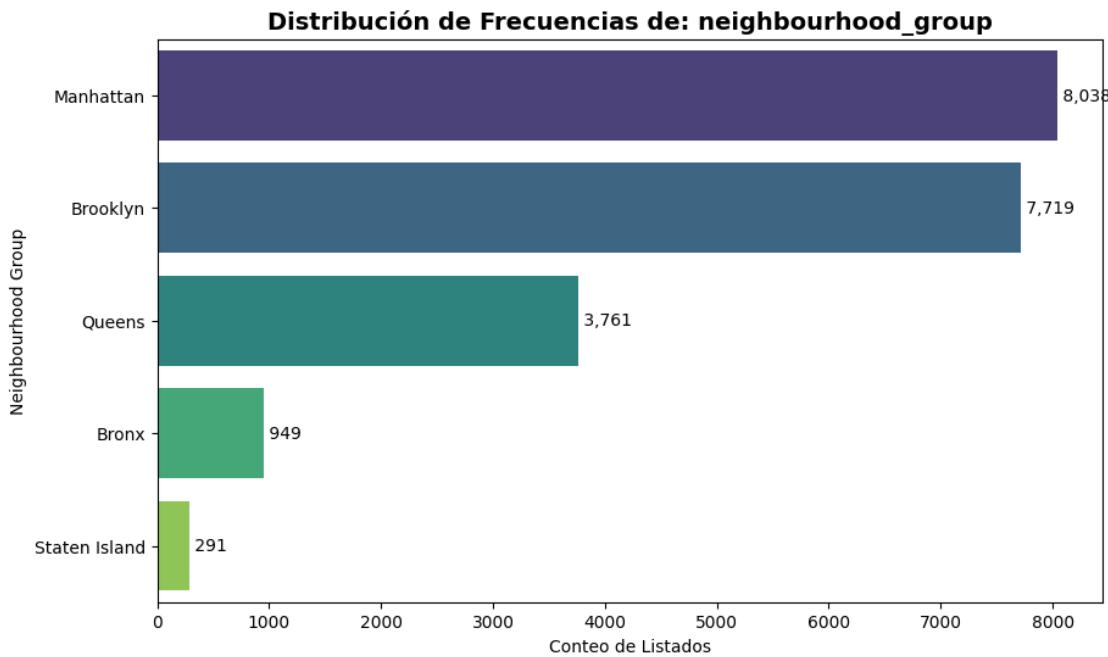
```
sns.countplot(
```



```
/tmp/ipython-input-88329478.py:6: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `y` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.countplot(
```



Viendo los histogramas de frecuencias de los tipos de propiedades ofertadas en Nueva York se puede ver que la mayoría son propiedades completas, también en gran cantidad tenemos habitaciones privadas, la que menos se renta por Airbnb son habitaciones de hotel.

Por otro lado, el barrio el cual tiene mas propiedades registradas es Manhattan, seguido de Brooklyn. En la lista cierran barrios menos exclusivos como lo son Staten Island y el Bronx

```
[ ]: variables_pairplot_rt = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'reviews_per_month',
    'beds',
    'availability_365',
    'room_type' # Añadimos la variable categórica
]

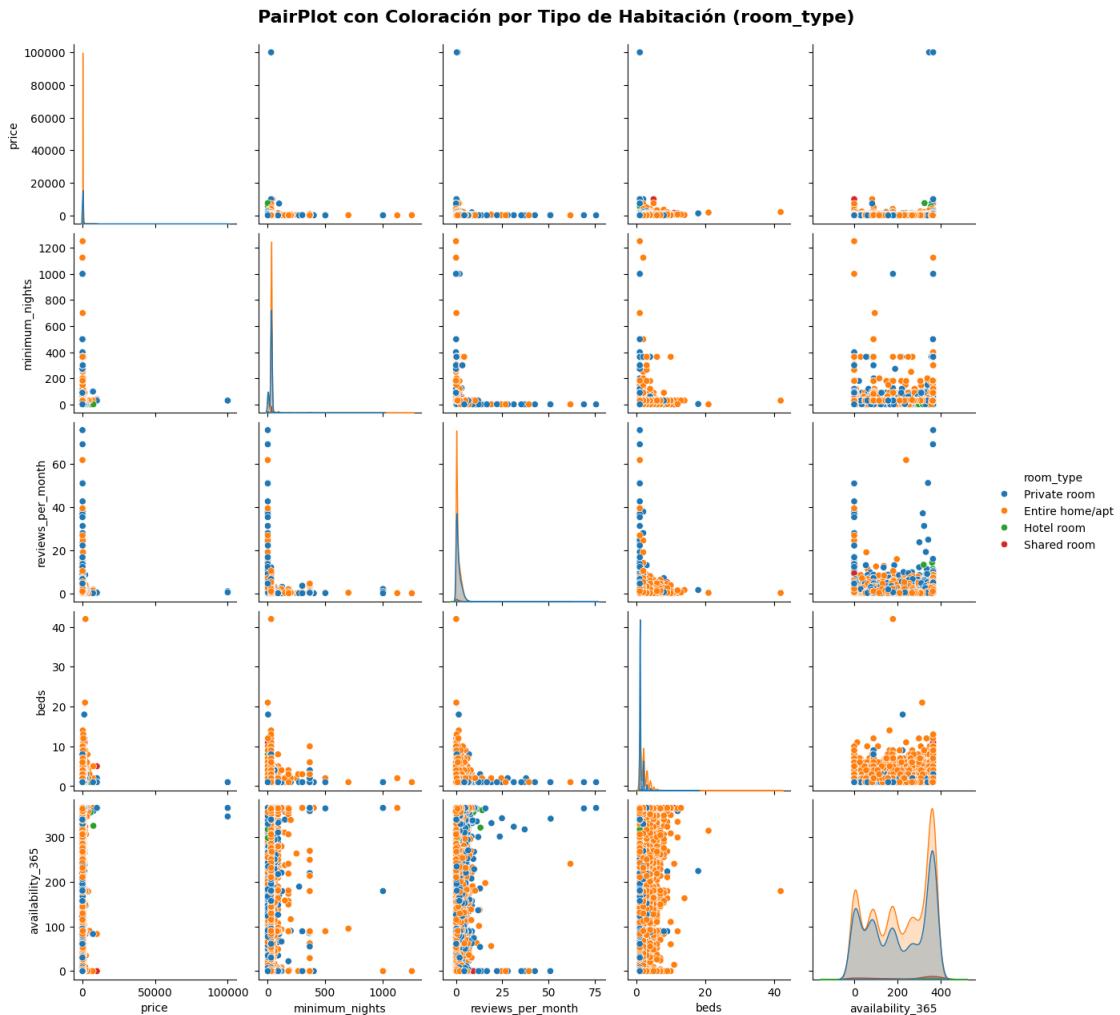
datos_cluster_plot_rt = df_airbnb_final[variables_pairplot_rt].copy()

sns.pairplot(
    data=datos_cluster_plot_rt,
    hue='room_type', # Colorea los puntos según el tipo de habitación
    diag_kind='kde'
)
```

```

plt.suptitle('PairPlot con Coloración por Tipo de Habitación (room_type)', y=1.
             ↪02, fontsize=16, fontweight='bold')
plt.show()

```



```

[ ]: variables_pairplot_ng = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'beds',
    'neighbourhood_group'
]

datos_cluster_plot_ng = df_airbnb_final[variables_pairplot_ng].copy()

sns.pairplot(
    data=datos_cluster_plot_ng,
    hue='neighbourhood_group',

```

```

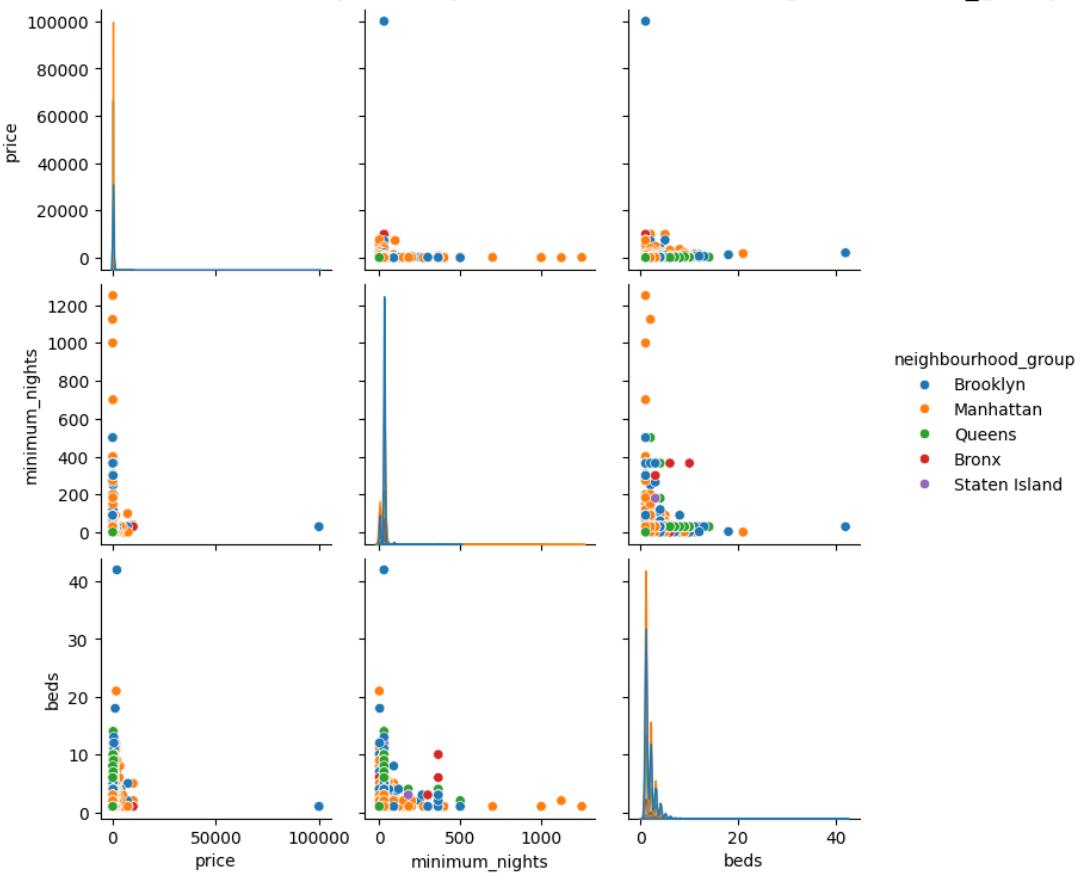
    diag_kind='kde'
)

plt.suptitle('PairPlot con Coloración por Grupo de Vecindarios  

    ↵(neighbourhood_group)', y=1.02, fontsize=16, fontweight='bold')
plt.show()

```

PairPlot con Coloración por Grupo de Vecindarios (neighbourhood_group)



En los anteriores pairplots no se pudieron identificar muy bien posibles clusters, asi que vamos a mirarlos y hacer motodo del codo para poder obtener un puen cluster

5 Preparación de los datos para Kmeans

```

[ ]: NUMERIC_COLS = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'beds',
]

```

```

CATEGORICAL_COLS = [
    'neighbourhood_group'
]

imputer = SimpleImputer(strategy='mean')
df_airbnb_final[NUMERIC_COLS] = imputer.
    ↪fit_transform(df_airbnb_final[NUMERIC_COLS])

X_categorical_encoded = pd.get_dummies(
    df_airbnb_final[CATEGORICAL_COLS],
    prefix=CATEGORICAL_COLS,
    drop_first=True
)

X_full = pd.concat(
    [df_airbnb_final[NUMERIC_COLS], X_categorical_encoded],
    axis=1
)

scaler = StandardScaler()

X_airbnb_scaled_array = scaler.fit_transform(X_full)

X_airbnb_scaled = pd.DataFrame(
    X_airbnb_scaled_array,
    columns=X_full.columns
)

```

Realizamos el ajuste a la dimensionalidad y escalado de las variables categoricas, ya que sin esto, el clustering no tendria forma de hacerse

```

[ ]: wcss_airbnb = []
k_range = range(1, 11)

for k in k_range:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(X_airbnb_scaled)
    wcss_airbnb.append(kmeans.inertia_)

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(k_range, wcss_airbnb, marker='o', linestyle='--')
plt.title('Método del Codo para Clusters de Airbnb')
plt.xlabel('Número de Clusters (k)')
plt.ylabel('WCSS (Inercia)')
plt.grid(True)
plt.show()

```

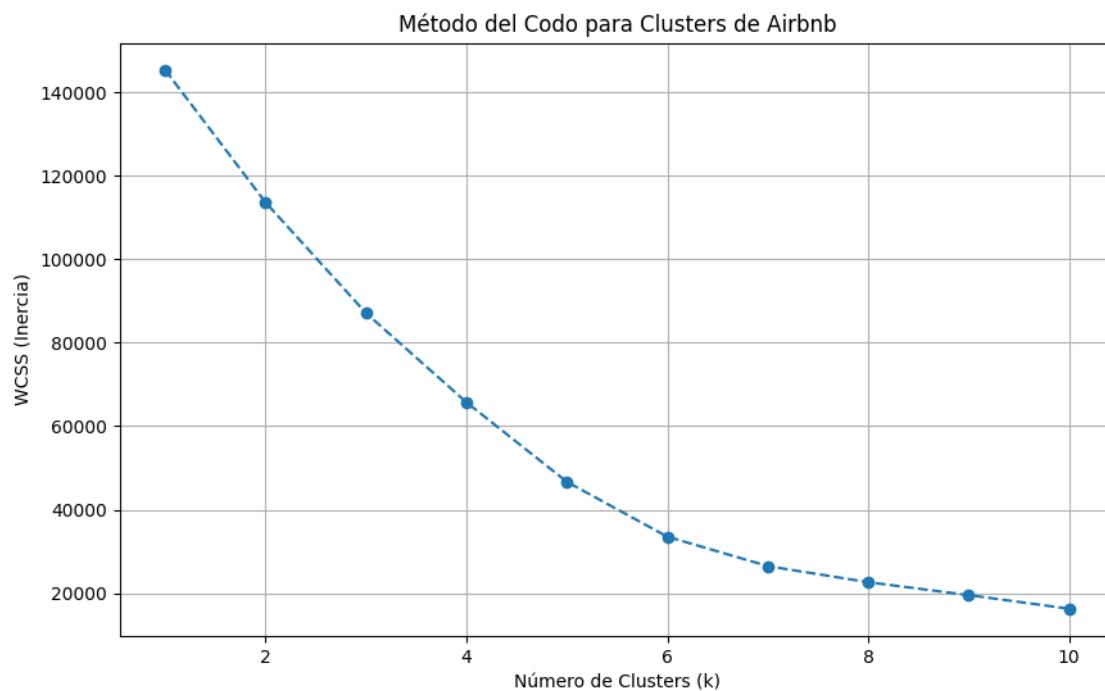
```

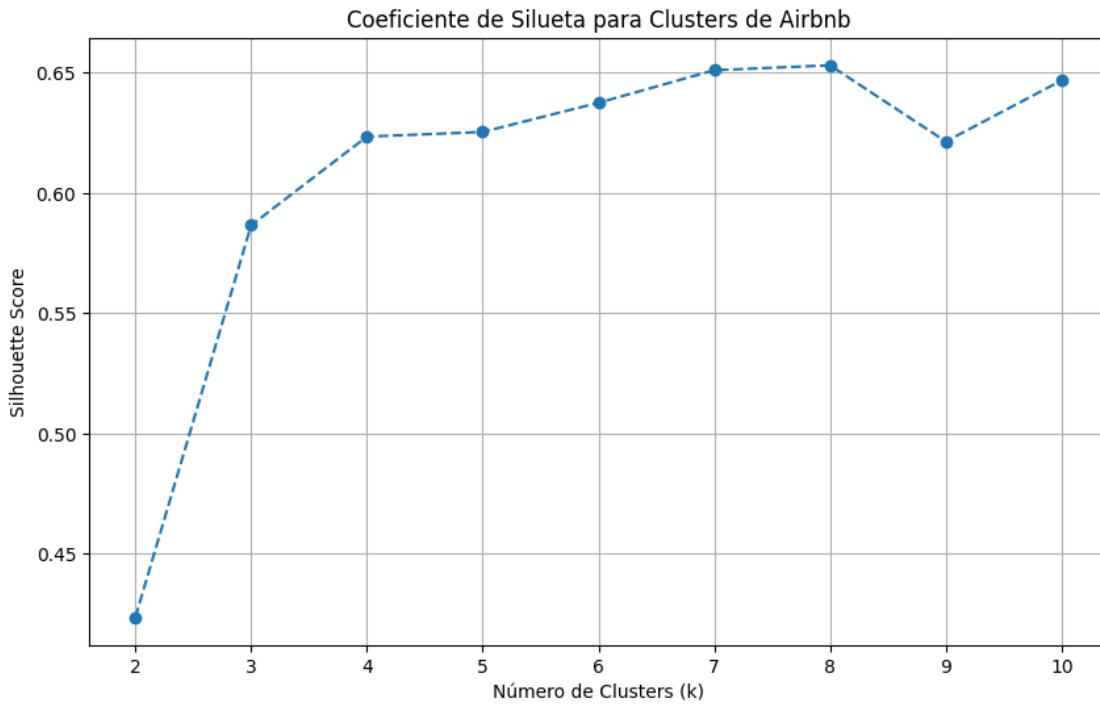
sil_scores_airbnb = []
k_range_sil = range(2, 11)

for k in k_range_sil:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(X_airbnb_scaled)
    score = silhouette_score(X_airbnb_scaled, kmeans.labels_)
    sil_scores_airbnb.append(score)

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(k_range_sil, sil_scores_airbnb, marker='o', linestyle='--')
plt.title('Coeficiente de Silueta para Clusters de Airbnb')
plt.xlabel('Número de Clusters (k)')
plt.ylabel('Silhouette Score')
plt.grid(True)
plt.show()

```





Dado el análisis del método del codo y el coeficiente de silueta se van a usar 6 clusters para la composición de los clusters

6 Aplicar Kmeans

```
[ ]: k_optimizado = 6

kmeans_final = KMeans(n_clusters=k_optimizado, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
kmeans_final.fit(X_airbnb_scaled)

df_airbnb_final['Cluster'] = kmeans_final.labels_

print("Ejemplo de las primeras 5 filas con la nueva columna 'Cluster':")
print(df_airbnb_final[['price', 'room_type', 'neighbourhood_group', 'Cluster']].head())

print("\nConteo de elementos por Cluster:")

cluster_counts = df_airbnb_final['Cluster'].value_counts().sort_index()
print(cluster_counts)
```

Ejemplo de las primeras 5 filas con la nueva columna 'Cluster':

```
   price      room_type neighbourhood_group  Cluster
0    55.0    Private room           Brooklyn       0
1   144.0  Entire home/apt      Manhattan       1
2   187.0  Entire home/apt      Manhattan       1
3   120.0    Private room      Manhattan       1
4    85.0  Entire home/apt      Manhattan       1
```

Conteo de elementos por Cluster:

```
Cluster
0    7693
1    8947
2    3743
3    291
4     2
5     82
Name: count, dtype: int64
```

7 Análisis de los clusters

```
[ ]: columnas_cluster_num = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'beds'
]

print("Boxplots para cada variable numérica separados por Clusters (k=7)")
print("-" * 60)

# 2. Hacemos un boxplot para cada variable, separada por cluster
for col in columnas_cluster_num:
    plt.figure(figsize=(10, 5))

    # Usamos sns.boxplot con 'Cluster' en el eje X y la variable en el eje Y
    sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')

    plt.title(f'Boxplot de {col} por Cluster', fontsize=14, fontweight='bold')
    plt.xlabel('Número de Cluster (k=6)')
    plt.ylabel(col.replace('_', ' ').title())

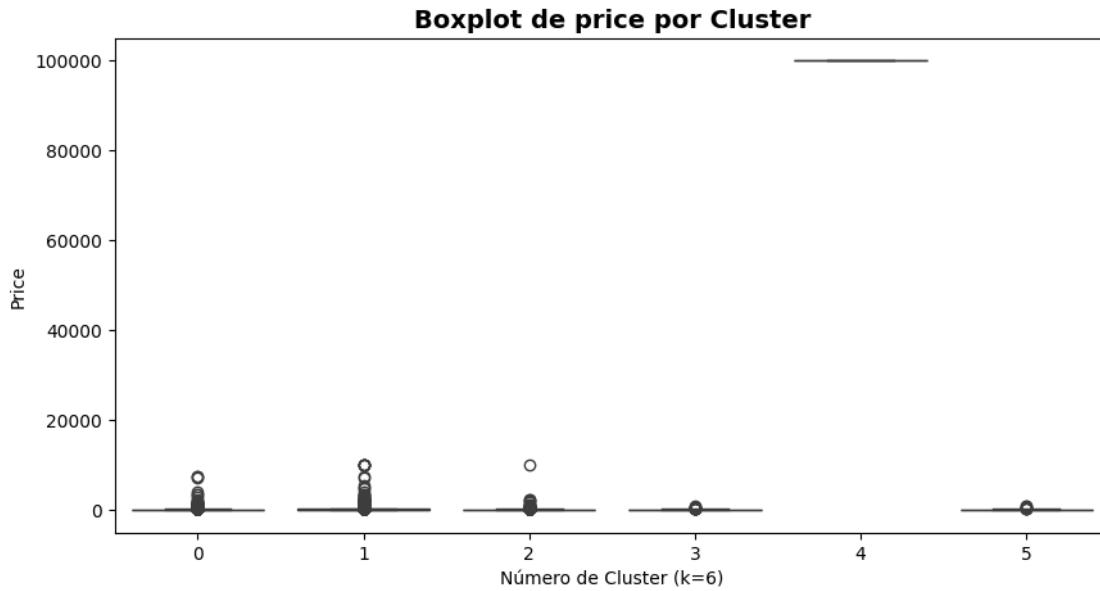
    plt.show()
print("\n")
```

Boxplots para cada variable numérica separados por Clusters (k=7)

/tmp/ipython-input-1697992055.py:15: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

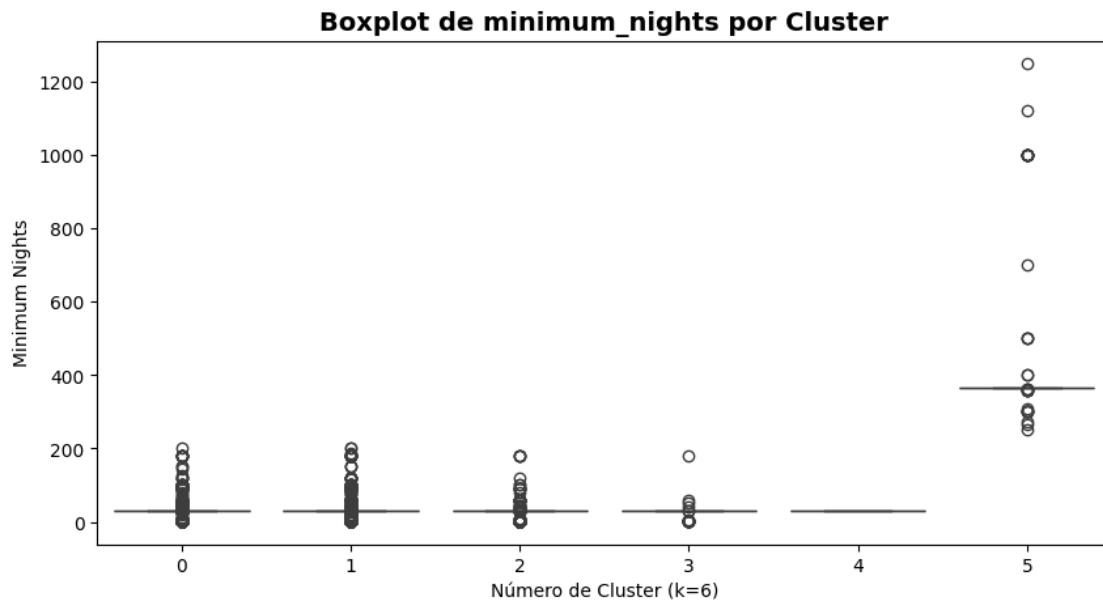
```
sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')
```



/tmp/ipython-input-1697992055.py:15: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

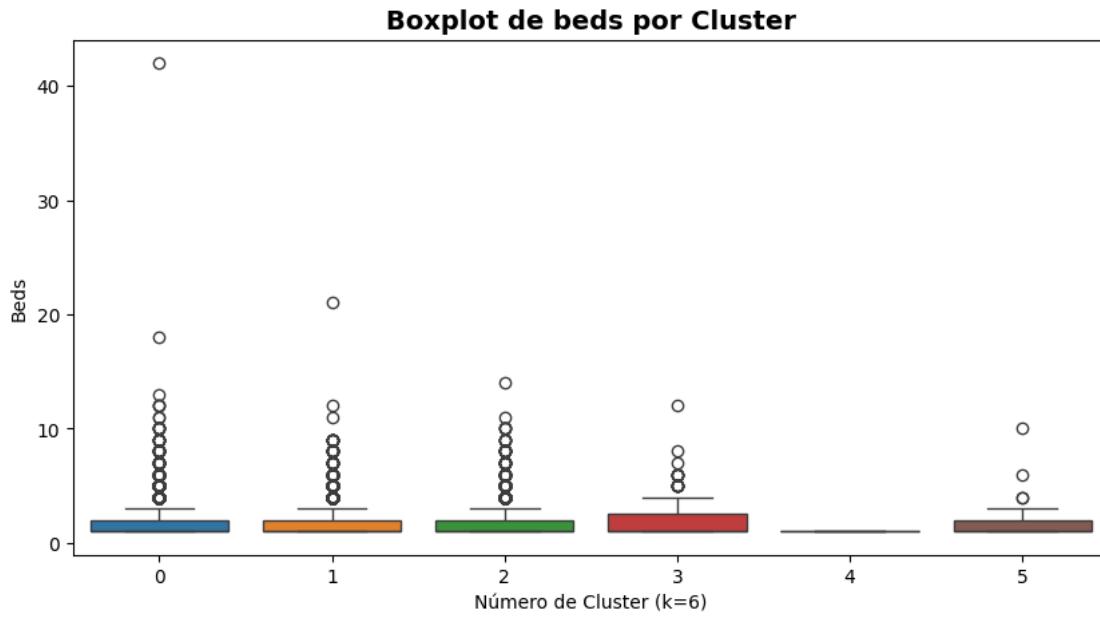
```
sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')
```



/tmp/ipython-input-1697992055.py:15: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')
```



```
[ ]: import pandas as pd
import numpy as np

columnas_cluster_num = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'reviews_per_month',
    'beds',
    'availability_365'
]

descriptive_stats_num = df_airbnb_final.
    ↪groupby('Cluster')[columnas_cluster_num].mean().round(2)
print(descriptive_stats_num)
```

Cluster	price	minimum_nights	reviews_per_month	beds	availability_365
0	161.17	28.17		1.27	1.77
1	216.28	25.41		1.16	1.65
2	126.46	27.58		1.47	1.78
3	118.78	27.84		1.47	1.99
4	100000.00	30.00		0.70	1.00
5	183.55	455.93		0.62	1.80

Dado que no podemos ver bien los clusters, vamos a eliminar el dato atípico más alto para price, ya

que este es el que no permite ver bien los clusters

```
[ ]: import pandas as pd

indice_a_eliminar = df_airbnb_final['price'].idxmax()

print("Registro con el precio más alto que será eliminado:")
print("-" * 50)
print(df_airbnb_final.loc[indice_a_eliminar])

df_airbnb_final.drop(indice_a_eliminar, inplace=True)

print("\n Fila con el valor máximo de 'price' eliminada exitosamente.")
print(f"Nuevo número de filas en el DataFrame: {len(df_airbnb_final)}")

indice_a_eliminar = df_airbnb_final['price'].idxmax()

print("Registro con el precio más alto que será eliminado:")
print("-" * 50)
print(df_airbnb_final.loc[indice_a_eliminar])

df_airbnb_final.drop(indice_a_eliminar, inplace=True)

print("\n Fila con el valor máximo de 'price' eliminada exitosamente.")
print(f"Nuevo número de filas en el DataFrame: {len(df_airbnb_final)}")
```

Registro con el precio más alto que será eliminado:

host_id	110361431
neighbourhood_group	Brooklyn
neighbourhood	Bedford-Stuyvesant
latitude	40.69085
longitude	-73.93806
room_type	Private room
price	100000.0
minimum_nights	30.0
number_of_reviews	29
reviews_per_month	0.96
calculated_host_listings_count	2
availability_365	346
number_of_reviews_ltm	10
license	No License
rating	4.48
bedrooms	1
beds	1.0
baths	1

```

Cluster                                     4
Name: 3990, dtype: object

Fila con el valor máximo de 'price' eliminada exitosamente.
Nuevo número de filas en el DataFrame: 20757
Registro con el precio más alto que será eliminado:
-----
host_id                               110361431
neighbourhood_group                  Brooklyn
neighbourhood                         Bedford-Stuyvesant
latitude                                40.69254
longitude                               -73.93636
room_type                                Private room
price                                    100000.0
minimum_nights                           30.0
number_of_reviews                        9
reviews_per_month                        0.45
calculated_host_listings_count          2
availability_365                          365
number_of_reviews_ltm                   5
license                                  No License
rating                                    4.33
bedrooms                                 1
beds                                      1.0
baths                                     1
Cluster                                   4
Name: 5492, dtype: object

```

Fila con el valor máximo de 'price' eliminada exitosamente.
Nuevo número de filas en el DataFrame: 20756

Ahora, volvemos a hacer los clusters y los analizaremos de nuevo, para ver si la exclusion de este dato ayuda a algo

```

[ ]: NUMERIC_COLS = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'beds',
]

CATEGORICAL_COLS = [
    'neighbourhood_group'
]

imputer = SimpleImputer(strategy='mean')
df_airbnb_final[NUMERIC_COLS] = imputer.
    ↪fit_transform(df_airbnb_final[NUMERIC_COLS])

```

```

X_categorical_encoded = pd.get_dummies(
    df_airbnb_final[CATEGORICAL_COLS],
    prefix=CATEGORICAL_COLS,
    drop_first=True
)

X_full = pd.concat(
    [df_airbnb_final[NUMERIC_COLS], X_categorical_encoded],
    axis=1
)

scaler = StandardScaler()

X_airbnb_scaled_array = scaler.fit_transform(X_full)

X_airbnb_scaled = pd.DataFrame(
    X_airbnb_scaled_array,
    columns=X_full.columns
)

```

```

[ ]: wcss_airbnb = []
k_range = range(1, 11)

for k in k_range:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(X_airbnb_scaled)
    wcss_airbnb.append(kmeans.inertia_)

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(k_range, wcss_airbnb, marker='o', linestyle='--')
plt.title('Método del Codo para Clusters de Airbnb')
plt.xlabel('Número de Clusters (k)')
plt.ylabel('WCSS (Inercia)')
plt.grid(True)
plt.show()

sil_scores_airbnb = []
k_range_sil = range(2, 11)

for k in k_range_sil:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(X_airbnb_scaled)
    score = silhouette_score(X_airbnb_scaled, kmeans.labels_)
    sil_scores_airbnb.append(score)

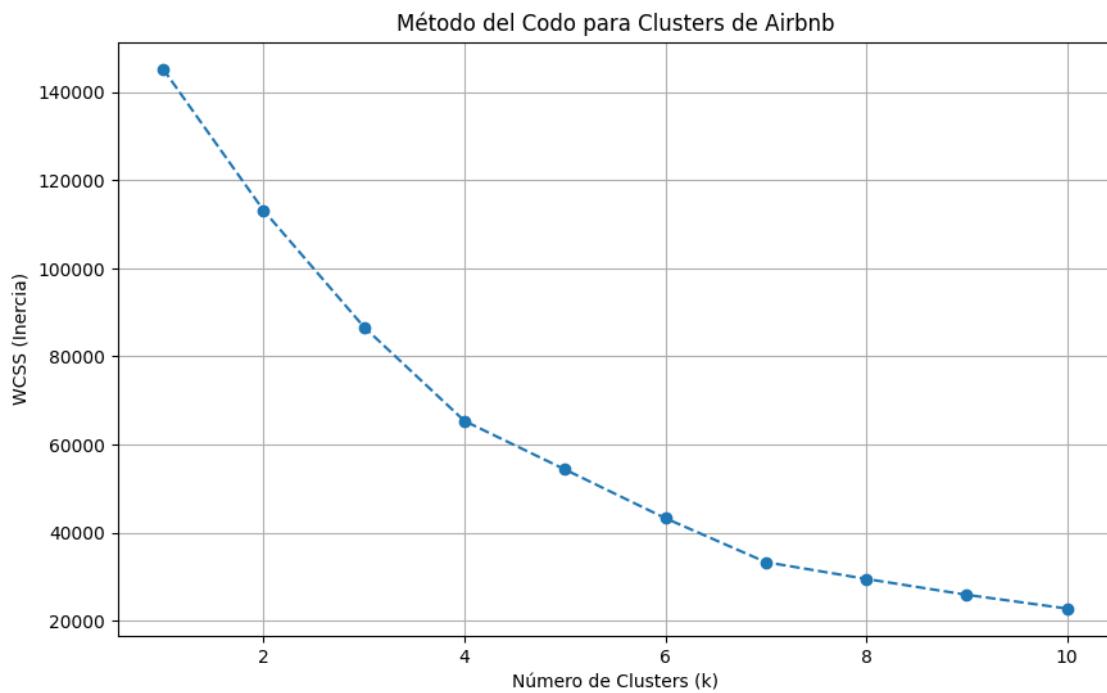
plt.figure(figsize=(10, 6))

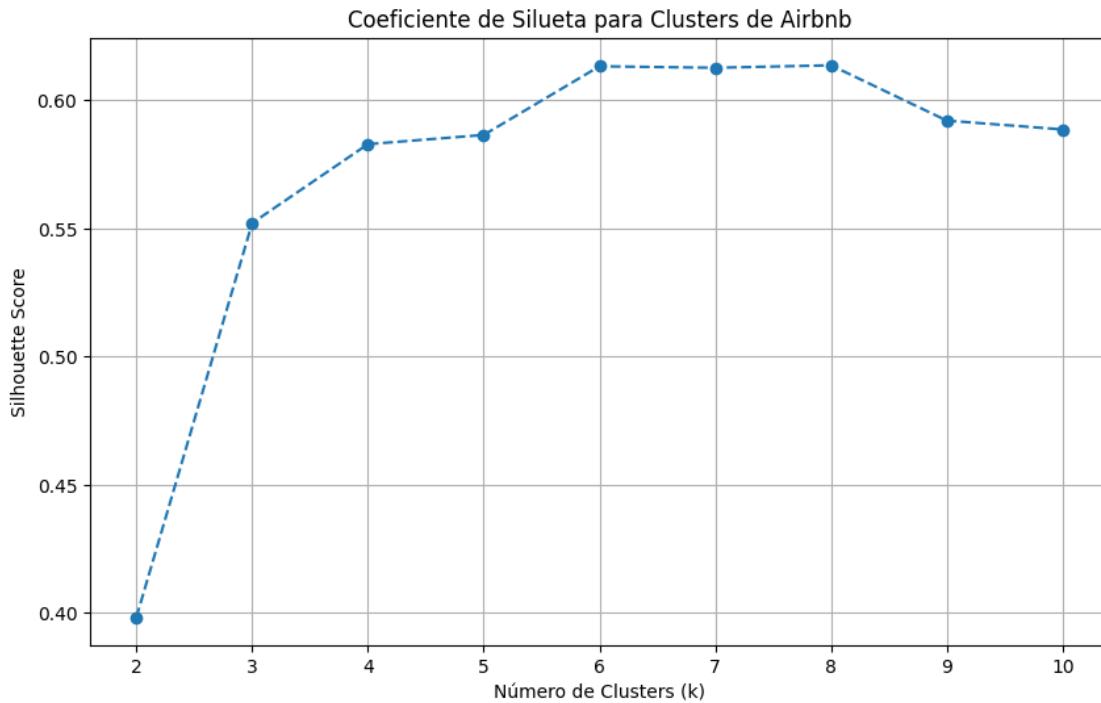
```

```

plt.plot(k_range_sil, sil_scores_airbnb, marker='o', linestyle='--')
plt.title('Coeficiente de Silueta para Clusters de Airbnb')
plt.xlabel('Número de Clusters (k)')
plt.ylabel('Silhouette Score')
plt.grid(True)
plt.show()

```





```
[ ]: k_optimizado = 6

kmeans_final = KMeans(n_clusters=k_optimizado, init='k-means++', n_init=10,
random_state=42)
kmeans_final.fit(X_airbnb_scaled)

df_airbnb_final['Cluster'] = kmeans_final.labels_

print("Ejemplo de las primeras 5 filas con la nueva columna 'Cluster':")
print(df_airbnb_final[['price', 'room_type', 'neighbourhood_group', 'Cluster']].head())

print("\nConteo de elementos por Cluster:")

cluster_counts = df_airbnb_final['Cluster'].value_counts().sort_index()
print(cluster_counts)
```

Ejemplo de las primeras 5 filas con la nueva columna 'Cluster':

	price	room_type	neighbourhood_group	Cluster
0	55.0	Private room	Brooklyn	1
1	144.0	Entire home/apt	Manhattan	0
2	187.0	Entire home/apt	Manhattan	0

```

3 120.0      Private room          Manhattan      0
4 85.0   Entire home/apt        Manhattan      0

```

Conteo de elementos por Cluster:

```

Cluster
0    7610
1    8252
2     291
3   3645
4      82
5    876
Name: count, dtype: int64

```

```

[ ]: columnas_cluster_num = [
    'price',
    'minimum_nights',
    'beds'
]

print("Boxplots para cada variable numérica separados por Clusters (k=7)")
print("-" * 60)

# 2. Hacemos un boxplot para cada variable, separada por cluster
for col in columnas_cluster_num:
    plt.figure(figsize=(10, 5))

    # Usamos sns.boxplot con 'Cluster' en el eje X y la variable en el eje Y
    sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')

    plt.title(f'Boxplot de {col} por Cluster', fontsize=14, fontweight='bold')
    plt.xlabel('Número de Cluster (k=6)')
    plt.ylabel(col.replace('_', ' ').title())

    plt.show()
print("\n")

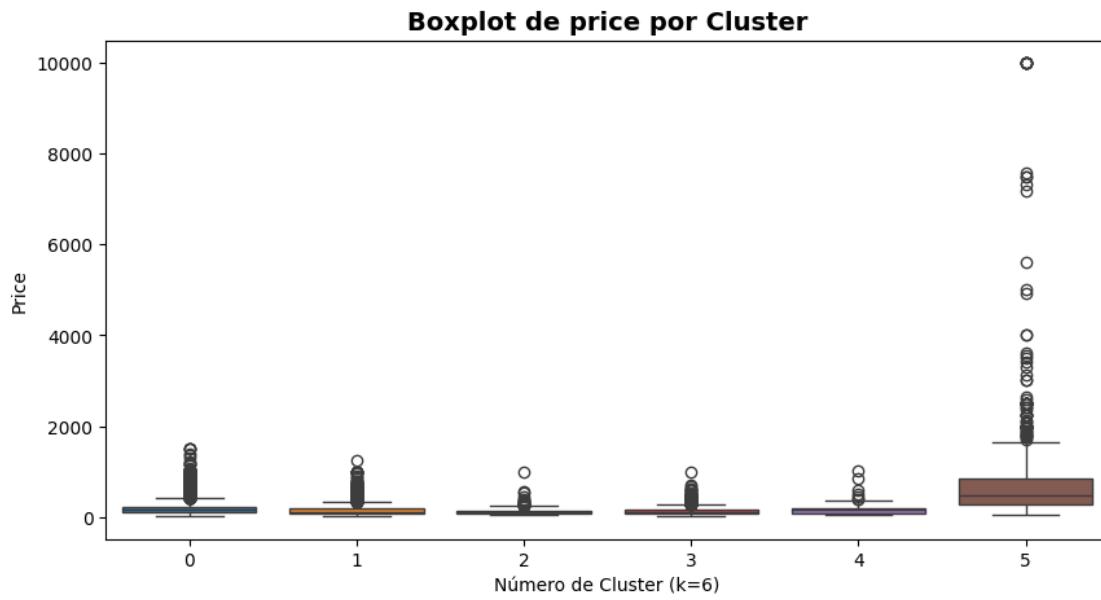
```

Boxplots para cada variable numérica separados por Clusters (k=7)

/tmp/ipython-input-1697992055.py:15: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

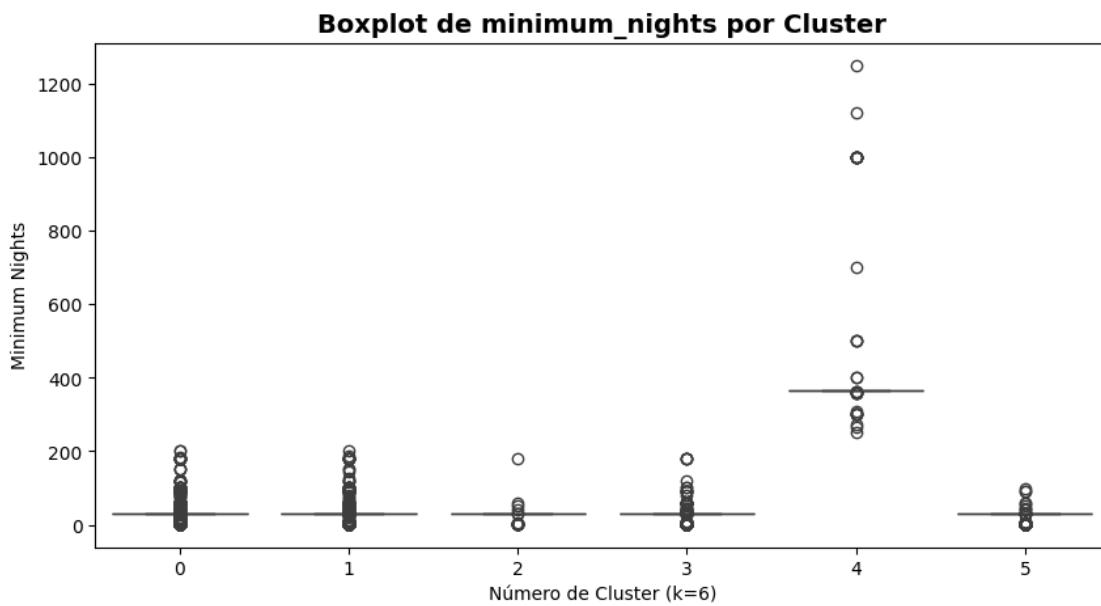
```
sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')
```



```
/tmp/ipython-input-1697992055.py:15: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

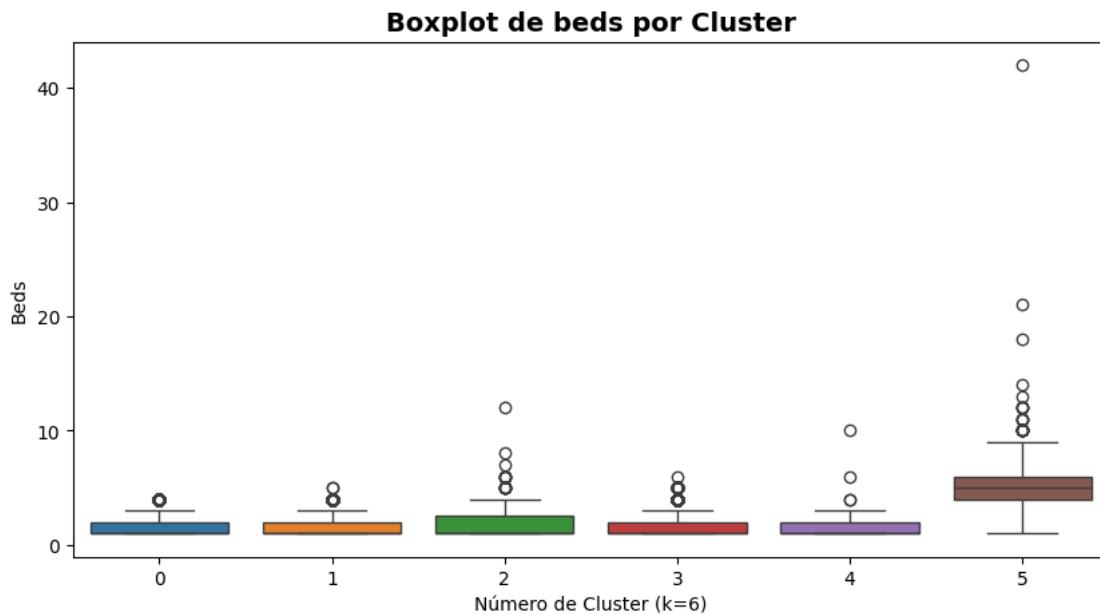
```
sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y='col', palette='tab10')
```



```
/tmp/ipython-input-1697992055.py:15: FutureWarning:
```

```
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in  
v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same  
effect.
```

```
sns.boxplot(data=df_airbnb_final, x='Cluster', y=col, palette='tab10')
```



```
[ ]: !pip install -U kaleido
```

```
Requirement already satisfied: kaleido in /usr/local/lib/python3.12/dist-  
packages (1.2.0)  
Requirement already satisfied: choreographer>=1.1.1 in  
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from kaleido) (1.2.1)  
Requirement already satisfied: logistro>=1.0.8 in  
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from kaleido) (2.0.1)  
Requirement already satisfied: orjson>=3.10.15 in  
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from kaleido) (3.11.4)  
Requirement already satisfied: packaging in /usr/local/lib/python3.12/dist-
```

```

packages (from kaleido) (25.0)
Requirement already satisfied: pytest-timeout>=2.4.0 in
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from kaleido) (2.4.0)
Requirement already satisfied: simplejson>=3.19.3 in
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from choreographer>=1.1.1->kaleido)
(3.20.2)
Requirement already satisfied: pytest>=7.0.0 in /usr/local/lib/python3.12/dist-
packages (from pytest-timeout>=2.4.0->kaleido) (8.4.2)
Requirement already satisfied: configparser>=1 in /usr/local/lib/python3.12/dist-
packages (from pytest>=7.0.0->pytest-timeout>=2.4.0->kaleido) (2.3.0)
Requirement already satisfied: pluggy<2,>=1.5 in /usr/local/lib/python3.12/dist-
packages (from pytest>=7.0.0->pytest-timeout>=2.4.0->kaleido) (1.6.0)
Requirement already satisfied: pygments>=2.7.2 in
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from pytest>=7.0.0->pytest-
timeout>=2.4.0->kaleido) (2.19.2)

```

```

[ ]: import plotly.express as px
import pandas as pd
# Eliminamos 'import kaleido' ya que no se usa directamente aquí.

# Usamos k=6 según tu solicitud
print("Generando Gráfico Interactivo de Clusters SOBRE UN MAPA de Nueva York")
print("→(k=6)...")  

print("-" * 70)

fig_map = px.scatter_mapbox(
    df_airbnb_final,
    lat="latitude",
    lon="longitude",
    color=df_airbnb_final['Cluster'].astype(str),
    size='price',
    hover_name="room_type",
    hover_data=['price', 'minimum_nights', 'neighbourhood_group', 'Cluster'],
    zoom=10,
    title='Clusters de Airbnb Superpuestos en un Mapa de Nueva York (k=6)',
    mapbox_style="carto-positron",
    height=700,
    labels={
        "color": "Cluster",
        "latitude": "Latitud",
        "longitude": "Longitud",
        "price": "Precio"
    }
)
fig_map.show()

```

```

# -----
# CÓDIGO PARA GUARDAR
# -----


# 1. Guardar como Archivo HTML Interactivo
html_filename = "airbnb_clusters_mapa_interactivo_k6.html"
fig_map.write_html(html_filename)
print(f"\n Gráfico interactivo guardado como: {html_filename}")


# 2. Guardar como Imagen Estática (PNG)
png_filename = "airbnb_clusters_mapa_estatico_k6.png"

try:
    # Esto requiere que el paquete 'kaleido' esté instalado (pip install
    # kaleido)
    fig_map.write_image(png_filename, scale=2) # scale=2 mejora la resolución
    print(f" Imagen estática guardada como: {png_filename}")
except Exception as e:
    # Si falla, informa al usuario qué pasó y cuál es la solución
    print(f"\n Error al guardar como PNG. Asegúrate de que 'kaleido' esté
    # instalado.")
    print(f"Detalle del error: {e}")

```

Generando Gráfico Interactivo de Clusters SOBRE UN MAPA de Nueva York (k=6)...

/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/kaleido/_sync_server.py:11: UserWarning:

Warning: You have Plotly version 5.24.1, which is not compatible with this
version of Kaleido (1.2.0).

This means that static image generation (e.g. `fig.write_image()`) will not
work.

Please upgrade Plotly to version 6.1.1 or greater, or downgrade Kaleido to
version 0.2.1.

Gráfico interactivo guardado como: airbnb_clusters_mapa_interactivo_k6.html

Error al guardar como PNG. Asegúrate de que 'kaleido' esté instalado.
Detalle del error:

Image export using the "kaleido" engine requires the kaleido package,

which can be installed using pip:

```
$ pip install -U kaleido
```

```
[ ]: from google.colab import files
from PIL import Image
import matplotlib.pyplot as plt

# Subir imagen desde tu PC
uploaded = files.upload()

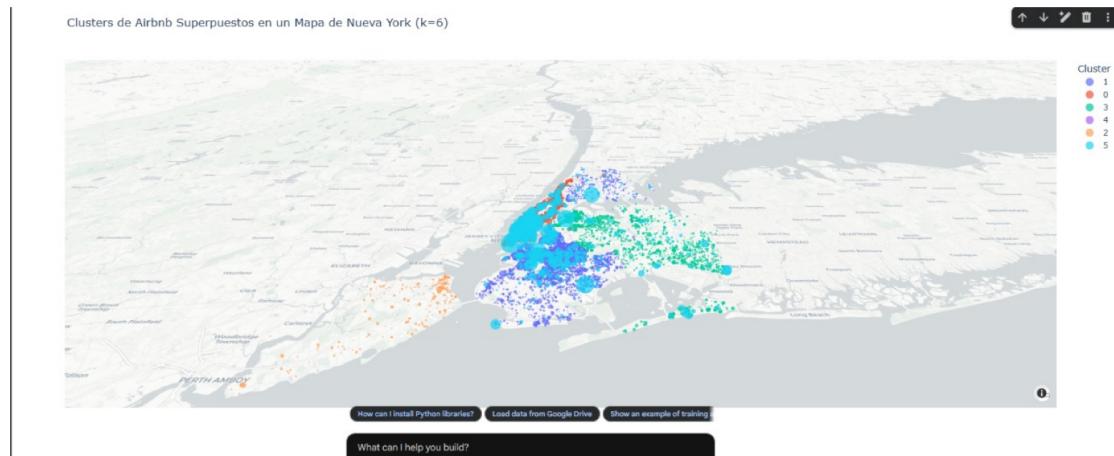
# Obtener el nombre del archivo subido
filename = list(uploaded.keys())[0]

# Abrir la imagen
img = Image.open(filename)

# Mostrar la imagen más grande
plt.figure(figsize=(20, 20)) # Ajusta los valores (ancho, alto) a lo que
    ↪necesites
plt.imshow(img)
plt.axis('off')
plt.show()
```

```
<IPython.core.display.HTML object>
```

```
Saving mapa ny.jpg to mapa ny (2).jpg
```



Dados el mapa anterior y la visualización 3d de los clusters, se puede ver que el clustering se esta haciendo mas que todo por los barrios de Nueva york.

El Cluster 0 describe las rentas en Airbnb con un precio moderado o promedio. Estos tienen un mínimo de noches muy variados, al igual que sus reseñas y tamaños de hospedajes. En su mayoría

el cluster mantiene las rentas de Manhattan.

El Cluster 1 describe las rentas que hay en Brooklyn y en Bronx con un precio no muy alto para el estudio. La estancia minima para la mayoría de estos es de 30 días, sin embargo no excluye estancias de 1 y 4 días para algunos.

El Cluster 2 muestra únicamente las rentas que se encuentran en la Isla al sur de la ciudad, esta muestra una varación en el resto de los parámetros. Ademas, estas son las que mas camas tienen, por lo que se pueden decir que son los que tienen mayor ocupación en numero de personas.

El cluster 3 muestra todos los registros de Queens. Pero para este se ve un sector extra al sur de la ciudad, muy cerca a Brooklyn. Al igual, este mantiene una completa variación de precio, estancia minima y demás, pero este no contiene las rentas mas exclusivas de la ciudad

El cluster 4 Agrupa las rentas de toda la ciudad que cuentan con un mínimo de estancia superior a los 300 días. Este se ve repartido por todo el mapa, ya que este no cuenta con agrupamiento por barrio, si no por su estancia minima. Esta incluye algunos precios altos, que se pueden ver distinto al resto por su tamaño del punto en el mapa

El cluster 5, y el ultimo, agrupa las rentas exclusivas en la ciudad, ya que este tiene los precios mas altos de Nueva York. Podemos ver que estas rentas “exclusivas o de lujo” no hay en una region del mapa, que parece ser Staten Island

```
[ ]: from google.colab import drive  
drive.mount('/content/drive')
```

```
Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call  
drive.mount("/content/drive", force_remount=True).
```

```
[ ]: !sudo apt-get install texlive-xetex texlive-fonts-recommended -y
```

```
Reading package lists... Done  
Building dependency tree... Done  
Reading state information... Done  
texlive-fonts-recommended is already the newest version (2021.20220204-1).  
texlive-xetex is already the newest version (2021.20220204-1).  
0 upgraded, 0 newly installed, 0 to remove and 41 not upgraded.
```

```
[ ]: !jupyter nbconvert --to PDF /content/drive/MyDrive/Clustering_MCG.ipynb
```

```
[NbConvertApp] Converting notebook /content/drive/MyDrive/Clustering_MCG.ipynb  
to PDF  
/usr/local/share/jupyter/nbconvert/templates/latex/display_priority.j2:32:  
UserWarning: Your element with mimetype(s) dict_keys(['text/html']) is not able  
to be represented.  
    ((*- endblock -*))  
[NbConvertApp] Support files will be in Clustering_MCG_files/  
[NbConvertApp] Making directory ./Clustering_MCG_files  
[NbConvertApp] Writing 100783 bytes to notebook.tex  
[NbConvertApp] Building PDF  
[NbConvertApp] Running xelatex 3 times: ['xelatex', 'notebook.tex', '-quiet']
```

```
[NbConvertApp] Running bibtex 1 time: ['bibtex', 'notebook']
[NbConvertApp] WARNING | bibtex had problems, most likely because there were no
citations
[NbConvertApp] PDF successfully created
[NbConvertApp] Writing 995617 bytes to /content/drive/MyDrive/Clustering_MCG.pdf
```