

practica

February 17, 2021

1 Práctica final

1.1 Máster Universitario en Sistemas Inteligentes - Universidad de las Islas Baleares

1.1.1 Alumno: Jover Mulet, Mateu

1.1.2 Asignatura: Aprendizaje automático

1.1.3 Año: 2020 - 2021

2 1. Presentación del problema.

El objetivo de este notebook es intentar una predicción de precios para alojamientos ofertados en la plataforma AirBnB. El conjunto de datos empleado proviene de la propia plataforma con la información de diversas categorías que ellos registran. Muchas de estas características vienen fijadas por el ofertante o *host* con lo que algunas pueden venir algo distorsionadas o tener un formato no uniforme. Por otro lado, hay que saber que la plataforma ofrece todo tipo de alquileres, no solo turísticos y entre los turísticos los hay de precios muy variados dadas las características de lo ofrecido.

El problema pretende limpiar y uniformizar los datos de los hospedajes que facilita el conjunto de datos. Los datos mejorados se emplearán para crear unos modelos de regresión lineal, (ya que la variable a predecir es numérica y continua a priori). Como es habitual en el *workflow* del *Machine Learning* se empleará una fracción de los datos como validación del modelo creado.

Repositorio GitHub con lo necesario para ejecutar la práctica: [mateu-jover/practicaAA_UIB_MUSI_2021](https://github.com/mateu-jover/practicaAA_UIB_MUSI_2021)

2.1 1.1. Preparación del entorno y primera observación de los datos:

2.1.1 Librerías y carga de datos:

```
[1]: import warnings
      warnings.filterwarnings('ignore')
```

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

```
[3]: # Datos:
file_path = "data/airbnb.csv"
df = pd.read_csv(file_path)
df.head()
```

```
[3]:      id      listing_url      scrape_id last_scraped \
0   11547  https://www.airbnb.com/rooms/11547  20200919153121  2020-09-21
1   100831 https://www.airbnb.com/rooms/100831  20200919153121  2020-09-21
2   105891 https://www.airbnb.com/rooms/105891  20200919153121  2020-09-20
3   106833 https://www.airbnb.com/rooms/106833  20200919153121  2020-09-20
4   130669 https://www.airbnb.com/rooms/130669  20200919153121  2020-09-20

      name \
0      My home at the beach
1      HOUSE IN MALLORCA - WiFi(ET-3045)
2      VILLAGE HOUSE WITH POOL: IDEAL FOR FAMILIES
3      Villa with a big pool in Mallorca
4      Room great apartment

      description \
0      Sun, joy, relax, quality, beach & peace.<br />...
1      <b>The space</b><br />House situated in a quie...
2      The house is a street on the outskirts of the ...
3      <b>The space</b><br />This is a restored old b...
4      Located in a residential neighbourhood and 10m...

      neighborhood_overview \
0      NaN
1      NaN
2      The village's population does not reach two th...
3      NaN
4      Located in the center of the city, within minu...

      picture_url  host_id \
0  https://a0.muscache.com/pictures/494126/8c151b...  42942
1  https://a0.muscache.com/pictures/675527/72b329...  529151
2  https://a0.muscache.com/pictures/1036816/f36ce...  549192
3  https://a0.muscache.com/pictures/710218/98134c...  551974
4  https://a0.muscache.com/pictures/866653/58dc48...  643065

      host_url  ... review_scores_communication \
0  https://www.airbnb.com/users/show/42942  ...  10.0
1  https://www.airbnb.com/users/show/529151  ...  10.0
2  https://www.airbnb.com/users/show/549192  ...  10.0
3  https://www.airbnb.com/users/show/551974  ...  10.0
4  https://www.airbnb.com/users/show/643065  ...  NaN
```

	review_scores_location	review_scores_value	license	instant_bookable	\
0	10.0	10.0	NaN	f	
1	10.0	10.0	ETV-3045	t	
2	9.0	10.0	ETV/6127	t	
3	9.0	9.0	ET/1961	f	
4	NaN	NaN	NaN	t	

	calculated_host_listings_count	calculated_host_listings_count_entire_homes	\
0	1	1	
1	1	1	
2	2	2	
3	1	1	
4	2	0	

	calculated_host_listings_count_private_rooms	\
0	0	
1	0	
2	0	
3	0	
4	2	

	calculated_host_listings_count_shared_rooms	reviews_per_month
0	0	0.93
1	0	1.47
2	0	0.14
3	0	0.09
4	0	NaN

[5 rows x 74 columns]

```
[4]: df.columns
```

```
[4]: Index(['id', 'listing_url', 'scrape_id', 'last_scraped', 'name', 'description',
'neighborhood_overview', 'picture_url', 'host_id', 'host_url',
'host_name', 'host_since', 'host_location', 'host_about',
'host_response_time', 'host_response_rate', 'host_acceptance_rate',
'host_is_superhost', 'host_thumbnail_url', 'host_picture_url',
'host_neighbourhood', 'host_listings_count',
'host_total_listings_count', 'host_verifications',
'host_has_profile_pic', 'host_identity_verified', 'neighbourhood',
'neighbourhood_cleansed', 'neighbourhood_group_cleansed', 'latitude',
'longitude', 'property_type', 'room_type', 'accommodates', 'bathrooms',
'bathrooms_text', 'bedrooms', 'beds', 'amenities', 'price',
'minimum_nights', 'maximum_nights', 'minimum_minimum_nights',
'maximum_minimum_nights', 'minimum_maximum_nights',
'maximum_maximum_nights', 'minimum_nights_avg_ntm',
'maximum_nights_avg_ntm', 'calendar_updated', 'has_availability',
```

```
'availability_30', 'availability_60', 'availability_90',
'availability_365', 'calendar_last_scraped', 'number_of_reviews',
'number_of_reviews_ltm', 'number_of_reviews_l30d', 'first_review',
'last_review', 'review_scores_rating', 'review_scores_accuracy',
'review_scores_cleanliness', 'review_scores_checkin',
'review_scores_communication', 'review_scores_location',
'review_scores_value', 'license', 'instant_bookable',
'calculated_host_listings_count',
'calculated_host_listings_count_entire_homes',
'calculated_host_listings_count_private_rooms',
'calculated_host_listings_count_shared_rooms', 'reviews_per_month'],
dtype='object')
```

2.2 ¿Qué *features* escogemos inicialmente?

Aquellas que aporten información básica del hospedaje y su localización. Se incluyen las *features* que especifican qué nivel de comodidad y aquello que incluye el contrato y además algunas relativas a la flexibilidad de la reserva: 1. Ubicación del alojamiento (latitud y longitud). 1. Tipo de alojamiento y tipo de habitación. 1. Número de huéspedes. 1. Habitaciones y camas. 1. Lista de comodidades por hospedaje (*amenities*) 1. Restricciones de reserva, máximo-mínimo de noches. 1. Disponibilidades para reservas de mes, dos meses, tres meses y anuales. 1. Precio (valor a predecir)

Las demás características son relativas datos sobre las interacciones o sobre el perfil del anunciante se excluyen ya que la mayoría no tienen un formato no apropiado ni información que se pueda considerar relevante.

```
[5]: basic_features = df.columns[29:46]
basic_features
```

```
[5]: Index(['latitude', 'longitude', 'property_type', 'room_type', 'accommodates',
'bathrooms', 'bathrooms_text', 'bedrooms', 'beds', 'amenities', 'price',
'minimum_nights', 'maximum_nights', 'minimum_minimum_nights',
'maximum_minimum_nights', 'minimum_maximum_nights',
'maximum_maximum_nights'],
dtype='object')
```

```
[6]: basic_df = df[basic_features]
# basic_df[['latitude', 'longitude']].plot(kind='scatter', x='latitude',
→y='longitude')
```

3 2. Preparación del *dataframe*.

Observamos aquí las características del conjunto de datos para ver qué columnas necesitarán normalizarse, qué variables no son numéricas y debe adaptarse su tratamiento. Además deberán tratarse los valores NaN:

```
[7]: basic_features
```

```
[7]: Index(['latitude', 'longitude', 'property_type', 'room_type', 'accommodates',  
        'bathrooms', 'bathrooms_text', 'bedrooms', 'beds', 'amenities', 'price',  
        'minimum_nights', 'maximum_nights', 'minimum_minimum_nights',  
        'maximum_minimum_nights', 'minimum_maximum_nights',  
        'maximum_maximum_nights'],  
        dtype='object')
```

3.1 2.1. Vista general del set de datos:

3.1.1 Variables numéricas

```
[8]: numerical_features = basic_df.describe().columns  
basic_df.describe()
```

```
[8]:
```

	latitude	longitude	accommodates	bathrooms	bedrooms \
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000	0.0	17333.000000
mean	39.657597	2.994115	5.857962	NaN	2.952980
std	0.165577	0.246129	2.727737	NaN	1.520433
min	39.301970	2.346500	0.000000	NaN	1.000000
25%	39.543433	2.796892	4.000000	NaN	2.000000
50%	39.670285	3.047310	6.000000	NaN	3.000000
75%	39.797413	3.145215	8.000000	NaN	4.000000
max	39.930650	3.475520	16.000000	NaN	40.000000

	beds	minimum_nights	maximum_nights	minimum_minimum_nights \
count	17511.000000	17608.000000	17608.000000	17608.000000
mean	4.357147	4.340981	864.365459	4.531577
std	2.561838	12.601256	451.521402	13.305965
min	0.000000	1.000000	1.000000	1.000000
25%	3.000000	1.000000	700.000000	2.000000
50%	4.000000	4.000000	1125.000000	4.000000
75%	6.000000	6.000000	1125.000000	5.000000
max	50.000000	1124.000000	3500.000000	1124.000000

	maximum_minimum_nights	minimum_maximum_nights	maximum_maximum_nights
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000
mean	6.089334	840.952067	925.781520
std	15.672448	471.007202	409.085046
min	1.000000	1.000000	1.000000
25%	3.000000	365.000000	1125.000000
50%	5.000000	1125.000000	1125.000000
75%	7.000000	1125.000000	1125.000000
max	1124.000000	3500.000000	3500.000000

3.1.2 Variables categóricas

```
[9]: no_numerical_features = list( set(numerical_features) ^ set(basic_features) )
    basic_df[no_numerical_features].head()
```

```
[9]:      property_type    price \
0      Entire apartment  $89.00
1      Entire house     $175.00
2      Entire townhouse  $140.00
3      Entire villa     $200.00
4  Private room in apartment  $110.00

      amenities      room_type \
0  ["Oven", "Wifi", "Coffee maker", "Dishes and s...  Entire home/apt
1  ["First aid kit", "Hair dryer", "Iron", "Washe...  Entire home/apt
2  ["Smoke alarm", "Oven", "Wifi", "Garden or bac...  Entire home/apt
3  ["Pool", "Free parking on premises", "Air cond...  Entire home/apt
4  ["Pool", "Washer", "Air conditioning", "Kitche...  Private room

      bathrooms_text
0          1 bath
1          3 baths
2          2 baths
3          1 bath
4          1 bath
```

3.1.3 Resumen de *features*

1. Variables categóricas (o que aparecen como tal)

- Precio: convertirlo a valor numérico.
- Tipo de habitación: cuatro valores. Se usará un One Hot Encoding, son pocos valores para la variable. Se combinará con el *property_type*
- Tipo de propiedad: hasta 74 valores diferentes. Se valorarán la reducción de las categorías de forma manual para reducir el número de ellas y proceder con una codificación diferente y para combinarse con el tipo de habitación.
- *Bathrooms text*: transformar a valores numéricos. Deben interpretarse algunos strings para pasarse a un valor numérico.
- Comodidades (*amenities*): conjuntos de items para cada observación, de muy alta cardinalidad y sujetos a lo que los *host* incluyan en la categoría *amenities*.

2. Variables numéricas:

- Latitud-longitud: situación en el mapa.
- *Accommodates*: número de personas máxima para el hospedaje.
- Variables referentes a noches mínimas/máximas reservables: se reducirán tomando el mínimo de los dos valores mínimos y el máximo de los dos valores máximos, por si hubiera disparidad. (Reaparece el problema de la información ofrecida por cada *host* de forma diferente y que puede tener incoherencias).

- *Bathrooms*: número de baños en el hospedaje.
- *Bedrooms* y *beds*: habitaciones y camas en el hospedaje.

3.2 2.2. Tratamiento de los datos de formato no adecuado.

1. Columna precio: información como string y no en formato numérico

```
[10]: # Conversión precio a float
def obtain_price(column):
    for i in range(0, len(column)):
        price = column[i]
        price = price[1:]
        price = price.replace(',', '')
        column[i] = float(price)

obtain_price(basic_df['price'])
```

2. Variable baños en dos columnas y de formanto no adecuado

```
[11]: basic_df['bathrooms_text'].unique()
```

```
[11]: array(['1 bath', '3 baths', '2 baths', '1 private bath', '0 baths',
        '1.5 baths', '2 shared baths', '7 baths', '4.5 baths', '2.5 baths',
        '4 baths', '5 baths', 'Shared half-bath', '1.5 shared baths',
        '3.5 baths', '1 shared bath', '6 baths', '8 baths', nan,
        '6.5 baths', '9.5 baths', '5.5 baths', '7.5 baths',
        '12 shared baths', '4 shared baths', '8.5 baths', '0 shared baths',
        '2.5 shared baths', 'Half-bath', '12 baths', '11 baths',
        '13 baths', '9 baths', '3 shared baths', '3.5 shared baths',
        '12.5 baths', '32 baths', '19 baths', 'Private half-bath',
        '13 shared baths', '10 baths', '14 baths', '16 baths'],
        dtype=object)
```

```
[12]: def convert_bathrooms(df: pd.DataFrame, st = "bathrooms", col = "
        ↪"bathrooms_text"):
    for i in range(len(df)):
        s = df[col][i]
        if s == 'Shared half-bath':
            s = '0.5 '
        elif s == 'Half-bath':
            s = '0.5 '
        elif s == 'Private half-bath':
            s = '0.5 '
        if s is not np.nan:
            s = s[:s.index(' ')]
            df[st][i] = float(s)

convert_bathrooms(basic_df)
```

3. Convertimos a One Hot la variable *room_type* Puesto que si se ejecuta un *.unique()* sobre la columna sólo hay 4 diferentes valores, pues podemos codificar cómodamente como One Hot. Posteriormente, lo emplearemos para codificar otra

```
[13]: room_dummies = basic_df[['room_type']]
room_dummies = pd.get_dummies(room_dummies, prefix='is')
room_dummies.head()
```

```
[13]:   is_Entire home/apt  is_Hotel room  is_Private room  is_Shared room
0                1          0          0              0
1                1          0          0              0
2                1          0          0              0
3                1          0          0              0
4                0          0          1              0
```

3.2.1 De las variables relativas al tipo de hospedaje se realizará un filtrado *ad-hoc*:

Apreciando que codificar en One Hot multiplicaría las columnas en demasía, buscamos un tratamiento basado en la observación del propio *data frame*. Siendo consciente que esta información procede de una lista que no conocemos lo acotada que puede ser, suponemos que están todas las posibilidades relevantes y, por ende, estamos modelando correctamente.

En concreto, tomaríamos: apartment, house, townhouse, villa, gueshouse, loft, cottage, castle, condominium, boutique hotel, room, chalet, cabin, boat, Camper/RV, hostel, bed and breakfast, bungalow, ...

Dado que corresponde un poco con la definición que ofrece el *host*, eliminaremos esta valoración a priori se reincorporaría si el modelo de predicción no ofrece un error en la predicción aceptable.

3.2.2 Adaptación del tipo de alojamiento:

```
[14]: # Adaptación de los tipos de propiedad:
prop_type = basic_df['property_type']
for i in range(len(prop_type)):
    prop_type[i] = prop_type[i].lower()
prop_type.unique()
```

```
[14]: array(['entire apartment', 'entire house', 'entire townhouse',
        'entire villa', 'private room in apartment', 'entire guesthouse',
        'private room in guest suite', 'private room in villa',
        'entire loft', 'entire cottage', 'castle', 'entire condominium',
        'room in boutique hotel', 'private room', 'private room in house',
        'entire chalet', 'entire cabin', 'private room in condominium',
        'entire guest suite', 'private room in boat',
        'private room in cottage', 'camper/rv', 'boat',
        'private room in townhouse', 'private room in hostel',
        'private room in bed and breakfast', 'entire serviced apartment',
        'private room in guesthouse', 'shared room in apartment',
```



```

'farm stay', 'room in serviced apartment',
'room in bed and breakfast', 'private room in chalet',
'entire bungalow', 'room in hotel', 'island',
'shared room in igloo', 'private room in farm stay',
'shared room in bed and breakfast', 'entire bed and breakfast',
'entire place', 'room in aparthotel', 'entire vacation home',
'private room in bungalow', 'shared room in house', 'earth house',
'entire floor', 'room in hostel', 'room in resort',
'room in nature lodge', 'private room in cabin', 'tiny house',
'shared room in condominium', 'shared room in guesthouse',
'private room in hut', 'entire resort', 'windmill', 'dome house',
'private room in loft', 'private room in serviced apartment',
'private room in earth house', 'private room in casa particular',
'casa particular', 'cave', 'private room in castle',
'private room in resort', 'private room in dome house',
'private room in tiny house', 'houseboat',
'shared room in farm stay', 'room in heritage hotel',
'private room in island', 'shared room in townhouse', 'barn'],
dtype=object)

```

3.2.3 Resumimos las frases para las diferentes descripciones

Consideramos lógico que en el precio influyan de diferente forma si es privado/compartido, si es el hospedaje entero o solo una habitación (room/entire) o si qué tipo de construcción más típicas sería (home/apartment/hotel/hostel/resort) y si no es ninguno de ellos se guardará igual.

```

[15]: for i in range(len(prop_type)):
    new = []
    if 'entire' in prop_type[i]:
        new.append('entire')
    elif 'room' in prop_type[i]:
        new.append('room')
    else:
        new.append(None)

    if 'private' in prop_type[i]:
        new.append('private')
    elif 'shared' in prop_type[i]:
        new.append('shared')
    else:
        new.append(None)

    if 'house' in prop_type[i]:
        new.append('house')
    elif 'casa' in prop_type[i]:
        new.append('house')
    elif 'apartment' in prop_type[i]:

```

```

        new.append('apartment')
    elif 'hotel' in prop_type[i]:
        new.append('hotel')
    elif 'hostel' in prop_type[i]:
        new.append('hostel')
    elif 'resort' in prop_type[i]:
        new.append('resort')
    elif 'villa' in prop_type[i]:
        new.append('villa')
    else:
        new.append(None)

    if all(item == None for item in new):
        new.append(prop_type[i])
    else:
        new.append(None)

    prop_type[i] = new

basic_df['property_type'] = prop_type

```

Se completa el resumen de las descripciones con la información de la columna *room_type*.

```

[16]: for i in range(len(basic_df)): # que es la misma que room dummies
        l = basic_df['property_type'][i]
        if room_dummies['is_Entire home/apt'][i] == 1:
            l[0] = 'entire'
            l[2] = 'apartment'
            l[3] = None
        elif room_dummies['is_Hotel room'][i] == 1:
            l[0] = 'entire'
            l[1] = 'private'
            l[2] = 'hotel'
            l[3] = None
        elif room_dummies['is_Private room'][i] == 1:
            l[0] = 'room'
            l[1] = 'private'
        else:
            l[0] = 'room'
            l[1] = 'shared'
        basic_df['property_type'][i] = l

basic_df.head()

```

```

[16]:   latitude  longitude   property_type   room_type \
0  39.51888   2.48182  [entire, None, apartment, None] Entire home/apt
1  39.76347   3.16255  [entire, None, apartment, None] Entire home/apt

```

2	39.66044	3.07165	[entire, None, apartment, None]	Entire home/apt
3	39.61600	3.30121	[entire, None, apartment, None]	Entire home/apt
4	39.56478	2.60333	[room, private, apartment, None]	Private room

	accommodates	bathrooms	bathrooms_text	bedrooms	beds	\
0	2	1.0	1 bath	1.0	1.0	
1	8	3.0	3 baths	4.0	7.0	
2	6	2.0	2 baths	3.0	4.0	
3	4	1.0	1 bath	2.0	4.0	
4	2	1.0	1 bath	1.0	2.0	

	amenities	price	minimum_nights	\
0	["Oven", "Wifi", "Coffee maker", "Dishes and s...	89	5	
1	["First aid kit", "Hair dryer", "Iron", "Washe...	175	7	
2	["Smoke alarm", "Oven", "Wifi", "Garden or bac...	140	6	
3	["Pool", "Free parking on premises", "Air cond...	200	5	
4	["Pool", "Washer", "Air conditioning", "Kitche...	110	2	

	maximum_nights	minimum_minimum_nights	maximum_minimum_nights	\
0	60	5	5	
1	365	7	7	
2	365	6	6	
3	365	5	5	
4	365	2	2	

	minimum_maximum_nights	maximum_maximum_nights
0	60	60
1	1125	1125
2	365	365
3	365	365
4	365	365

- Tratamiento de las **variables amenities**: se revisa el contenido de las listas de strings que implica esta característica.

```
[17]: amenities = basic_df[['amenities']]
l_amnt = []
for i in range(len(amenities)):
    amnt = amenities['amenities'][i]
    amnt = amnt.replace('[', '')
    amnt = amnt.replace(' ', '')
    amnt = amnt.replace('"', '')
    amnt = amnt.replace(']', '')
    amnt = amnt.lower()
    amnt = amnt.split(',')
    l_amnt.extend(amnt)
l_amnt = list(set(l_amnt)) # remove duplicates
```

```
len(l_amnt)
```

[17]: 210

Observamos que en el conjunto de existen hasta 210 items diferentes. Las comodidades también dependen de la descripción que desee ofrecer el hospedador. Con lo que se valorará incluirlas en posibles mejoras del modelo si los datos incluidos no son suficientes y como un valor numérico igual a la cantidad de items para cada observación del data frame. Codificaciones como el el One Hot no son útiles para este caso, por ejemplo.

```
[18]: amenities = basic_df.pop('amenities')
```

3.3 2.3. Separamos en variables numéricas y no numericas para tratar los posibles NaN y otros valores.

```
[19]: for i in range(len(basic_df)):
        basic_df['minimum_nights'][i] = np.minimum(basic_df['minimum_nights'][i],
        →basic_df['minimum_minimum_nights'][i])
        basic_df['maximum_nights'][i] = np.maximum(basic_df['maximum_nights'][i],
        →basic_df['maximum_maximum_nights'][i])

basic_df.describe()
```

```
[19]:
```

	latitude	longitude	accommodates	bathrooms	bedrooms \
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17600.000000	17333.000000
mean	39.657597	2.994115	5.857962	2.290028	2.952980
std	0.165577	0.246129	2.727737	1.362623	1.520433
min	39.301970	2.346500	0.000000	0.000000	1.000000
25%	39.543433	2.796892	4.000000	1.000000	2.000000
50%	39.670285	3.047310	6.000000	2.000000	3.000000
75%	39.797413	3.145215	8.000000	3.000000	4.000000
max	39.930650	3.475520	16.000000	32.000000	40.000000

	beds	minimum_nights	maximum_nights	minimum_minimum_nights \
count	17511.000000	17608.000000	17608.000000	17608.000000
mean	4.357147	4.071842	933.881474	4.531577
std	2.561838	12.552854	402.517515	13.305965
min	0.000000	1.000000	1.000000	1.000000
25%	3.000000	1.000000	1125.000000	2.000000
50%	4.000000	3.000000	1125.000000	4.000000
75%	6.000000	5.000000	1125.000000	5.000000
max	50.000000	1124.000000	3500.000000	1124.000000

	maximum_minimum_nights	minimum_maximum_nights	maximum_maximum_nights
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000

mean	6.089334	840.952067	925.781520
std	15.672448	471.007202	409.085046
min	1.000000	1.000000	1.000000
25%	3.000000	365.000000	1125.000000
50%	5.000000	1125.000000	1125.000000
75%	7.000000	1125.000000	1125.000000
max	1124.000000	3500.000000	3500.000000

```
[20]: basic_df = basic_df.drop(['bathrooms_text', 'room_type',
    ↳ 'minimum_minimum_nights', 'maximum_minimum_nights', 'minimum_maximum_nights',
    ↳ 'maximum_maximum_nights'], axis = 1)
```

3.4 2.4. Separación del dataframe para normalizar datos:

Separación del dataframe en la parte a priori numérica para normalizarla y por otro lado se codificará de otra forma, tras el resumen, la información contenida en property_type.

```
[21]: basic_df.head()
```

```
[21]:
```

	latitude	longitude	property_type	accommodates	\
0	39.51888	2.48182	[entire, None, apartment, None]	2	
1	39.76347	3.16255	[entire, None, apartment, None]	8	
2	39.66044	3.07165	[entire, None, apartment, None]	6	
3	39.61600	3.30121	[entire, None, apartment, None]	4	
4	39.56478	2.60333	[room, private, apartment, None]	2	

	bathrooms	bedrooms	beds	price	minimum_nights	maximum_nights
0	1.0	1.0	1.0	89	5	60
1	3.0	4.0	7.0	175	7	1125
2	2.0	3.0	4.0	140	6	365
3	1.0	2.0	4.0	200	5	365
4	1.0	1.0	2.0	110	2	365

Extraemos la variable property_type para codificar cada una de sus valores en una serie de datos numéricos enteros.

```
[22]: prop_type = basic_df.pop('property_type')
numericals = basic_df
numericals.head()
```

```
[22]:
```

	latitude	longitude	accommodates	bathrooms	bedrooms	beds	price	\
0	39.51888	2.48182	2	1.0	1.0	1.0	89	
1	39.76347	3.16255	8	3.0	4.0	7.0	175	
2	39.66044	3.07165	6	2.0	3.0	4.0	140	
3	39.61600	3.30121	4	1.0	2.0	4.0	200	
4	39.56478	2.60333	2	1.0	1.0	2.0	110	

	minimum_nights	maximum_nights
--	----------------	----------------

0	5	60
1	7	1125
2	6	365
3	5	365
4	2	365

3.4.1 2.4.1. Property type: recodificación

Las diferentes columnas de *prop_type* se codificarán de la siguiente forma.

1. Entire/room: +1/-1 y 0 en caso de None.
2. Private/shared: +1/-1 y 0 para None.
3. Villa/vouse/apartment/hostel/resort/hotel: +3/+2/+1/-1/-2/-3 y 0 para None.
4. La cuarta columna será 0 para None y 1 para cualquier otro valor.

```
[23]: _one = {'entire': +1, 'room': -1, None: 0}
      _two = {'private': +1, 'shared': -1, None: 0}
      _three = {'villa': +3, 'house': +2, 'apartment': +1, 'hostel': -1, 'resort': -2,
      → 'hotel': -3, None: 0}
```

```
[24]: new_prop_type = []
      for i in prop_type:
          integers = np.zeros(4)
          integers[0] = _one[i[0]]
          integers[1] = _two[i[1]]
          integers[2] = _three[i[2]]
          if i[3] == None:
              integers[3] = 0
          else:
              integers[3] = 1
          new_prop_type.append(integers)
```

```
[25]: prop_type = pd.DataFrame(np.array(new_prop_type), columns=['entire_room',
      → 'private_shared', 'business', 'uncommon'])
      prop_type.describe()
```

```
[25]:
```

	entire_room	private_shared	business	uncommon
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17608.0
mean	0.817356	0.102226	0.902715	0.0
std	0.576150	0.306496	0.672984	0.0
min	-1.000000	-1.000000	-3.000000	0.0
25%	1.000000	0.000000	1.000000	0.0
50%	1.000000	0.000000	1.000000	0.0
75%	1.000000	0.000000	1.000000	0.0
max	1.000000	1.000000	3.000000	0.0

3.4.2 2.4.2. Numerical data:

```
[26]: price = numericals.pop('price')
numericals.head() # Normalizaremos los datos sin atacar el precio
```

```
[26]:    latitude  longitude  accommodates  bathrooms  bedrooms  beds  \
0   39.51888   2.48182         2          1.0         1.0   1.0
1   39.76347   3.16255         8          3.0         4.0   7.0
2   39.66044   3.07165         6          2.0         3.0   4.0
3   39.61600   3.30121         4          1.0         2.0   4.0
4   39.56478   2.60333         2          1.0         1.0   2.0

    minimum_nights  maximum_nights
0                5                60
1                7               1125
2                6               365
3                5               365
4                2               365
```

Tratamiento de valores NaN: Con el imputer de Sklearn introduciremos la mediana (para ser menos sensibles a los outliers) como el valor para los datos que faltan en el data frame.

```
[27]: from sklearn.impute import SimpleImputer
numericals_names = numericals.columns
median_imputer = SimpleImputer(missing_values=np.nan, strategy='median')
numericals = median_imputer.fit_transform(numericals)
numericals = pd.DataFrame(numericals, columns = numericals_names)
no_scaled_numericals = numericals
numericals.describe()
```

```
[27]:    latitude  longitude  accommodates  bathrooms  bedrooms  \
count  17608.000000  17608.000000  17608.000000  17608.000000  17608.000000
mean    39.657597    2.994115    5.857962    2.289897    2.953714
std     0.165577    0.246129    2.727737    1.362328    1.508524
min     39.301970    2.346500    0.000000    0.000000    1.000000
25%     39.543433    2.796892    4.000000    1.000000    2.000000
50%     39.670285    3.047310    6.000000    2.000000    3.000000
75%     39.797413    3.145215    8.000000    3.000000    4.000000
max     39.930650    3.475520   16.000000   32.000000   40.000000

    beds  minimum_nights  maximum_nights
count  17608.000000    17608.000000    17608.000000
mean     4.355179     4.071842     933.881474
std     2.554909    12.552854    402.517515
min     0.000000     1.000000     1.000000
25%     3.000000     1.000000    1125.000000
50%     4.000000     3.000000    1125.000000
```

75%	6.000000	5.000000	1125.000000
max	50.000000	1124.000000	3500.000000

Normalización: Con escalados de los datos menos sensibles a la desviación que sufre la media por la presencia de *outliers*, favorecemos el escalado de los datos sin que afecte tanto al modelo que se generará. Otra posibilidad que ofrece Scikit-Learn es normalizar mediante el RobustScaler que se ofrece como una solución adecuada también para conjuntos de datos con bastantes *outliers*.

```
[28]: from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
      scaler = MinMaxScaler()
      numericals = scaler.fit_transform(numericals)
      numericals = pd.DataFrame(numericals, columns = numericals_names)
      numericals.describe()
```

```
[28]:
```

	latitude	longitude	accommodates	bathrooms	bedrooms \
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17608.000000
mean	0.565672	0.573608	0.366123	0.071559	0.050095
std	0.263373	0.218003	0.170484	0.042573	0.038680
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.384079	0.398923	0.250000	0.031250	0.025641
50%	0.585854	0.620724	0.375000	0.062500	0.051282
75%	0.788068	0.707441	0.500000	0.093750	0.076923
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

	beds	minimum_nights	maximum_nights
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000
mean	0.087104	0.002735	0.266614
std	0.051098	0.011178	0.115038
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.060000	0.000000	0.321235
50%	0.080000	0.001781	0.321235
75%	0.120000	0.003562	0.321235
max	1.000000	1.000000	1.000000

3.4.3 2.4.3. Recombinamos los dataframes (numericals y prop_type)

```
[29]: adj_df = pd.concat([prop_type, numericals], axis = 1) # Después de normalizar
      ↪dejamos el precio al final del dataframe
      adj_df.describe()
```

```
[29]:
```

	entire_room	private_shared	business	uncommon	latitude \
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17608.0	17608.000000
mean	0.817356	0.102226	0.902715	0.0	0.565672
std	0.576150	0.306496	0.672984	0.0	0.263373
min	-1.000000	-1.000000	-3.000000	0.0	0.000000
25%	1.000000	0.000000	1.000000	0.0	0.384079

50%	1.000000	0.000000	1.000000	0.0	0.585854
75%	1.000000	0.000000	1.000000	0.0	0.788068
max	1.000000	1.000000	3.000000	0.0	1.000000

	longitude	accommodates	bathrooms	bedrooms	beds \
count	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17608.000000	17608.000000
mean	0.573608	0.366123	0.071559	0.050095	0.087104
std	0.218003	0.170484	0.042573	0.038680	0.051098
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.398923	0.250000	0.031250	0.025641	0.060000
50%	0.620724	0.375000	0.062500	0.051282	0.080000
75%	0.707441	0.500000	0.093750	0.076923	0.120000
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

	minimum_nights	maximum_nights
count	17608.000000	17608.000000
mean	0.002735	0.266614
std	0.011178	0.115038
min	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.321235
50%	0.001781	0.321235
75%	0.003562	0.321235
max	1.000000	1.000000

El data frame ha quedado con la columna objetivo a predecir al final y con todas las columnas consideradas relevantes para el primer modelo. Una de las propuestas para reducir la dimensionalidad es cambiar el tipo de coordenadas latitud-longitud a un ángulo y un radio al centro de la isla, incluso solo emplear el radio a modo de cercanía al mar.

Todas las columnas tienen el mismo número de observaciones sin nulos y los datos normalizados y en un formato numérico.

Dado que la columna `uncommon` queda completa de ceros, se elimina ya que de la codificación que se ha empleado no se saca ningún valor totalmente atípico.

```
[30]: adj_df.pop('uncommon')
```

```
[30]: 0      0.0
      1      0.0
      2      0.0
      3      0.0
      4      0.0
      ...
      17603  0.0
      17604  0.0
      17605  0.0
      17606  0.0
      17607  0.0
```

Name: uncommon, Length: 17608, dtype: float64

3.5 2.5. Colinealidad de los datos: Principal Component Analysis

Mediante un método de reducción de dimensionalidad como es PCA, se puede observar qué características del dataframe ajustado (adj_df) tras el tratamiento previo de los datos tienen una mayor explicabilidad de la variable price a estimar.

```
[31]: from sklearn.decomposition import PCA
```

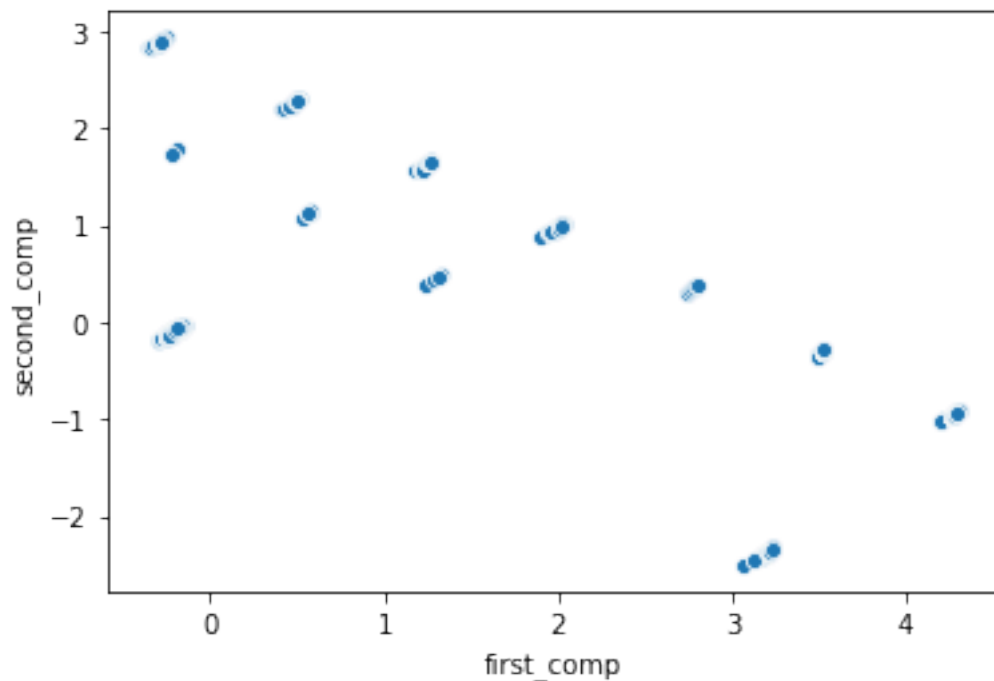
```
[32]: pca = PCA(n_components = 2)
pca_data = pca.fit_transform(adj_df);
```

Reduciendo el espacio de variables a dos podemos ver como quedan las dos componentes principales:

```
[33]: pca_data_df = pd.DataFrame(pca_data, columns=['first_comp', 'second_comp'])
pca_data_df = pd.concat([pca_data_df, price], axis = 1)
```

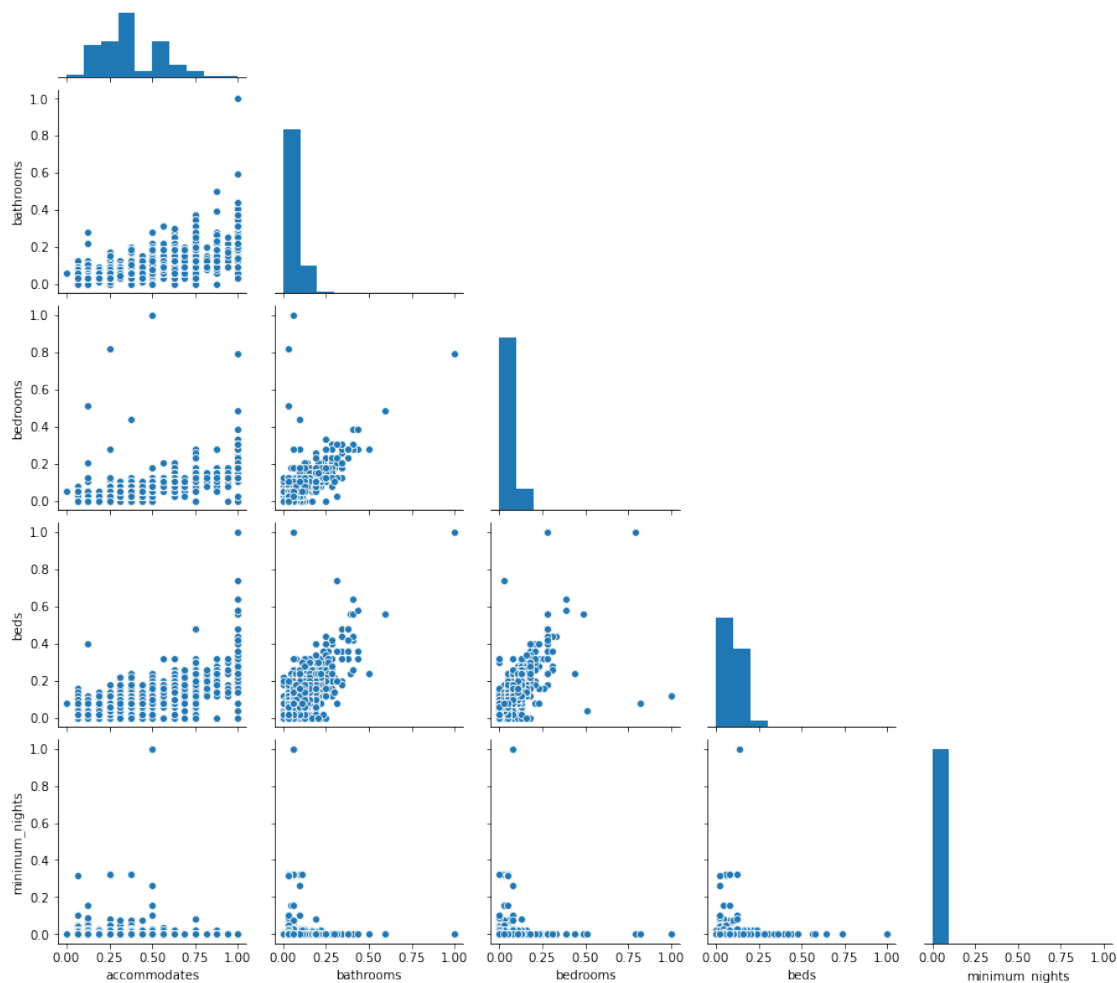
```
[34]: sns.scatterplot(data=pca_data_df, x='first_comp', y='second_comp')
```

```
[34]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1d480883fd0>
```



3.6 2.6. Gráficas cruzadas

```
[35]: plot_df = adj_df[['accommodates', 'bathrooms', 'bedrooms', 'beds',  
    → 'minimum_nights']]  
sns.pairplot(data=plot_df, corner=True, diag_kind="hist")  
del plot_df
```



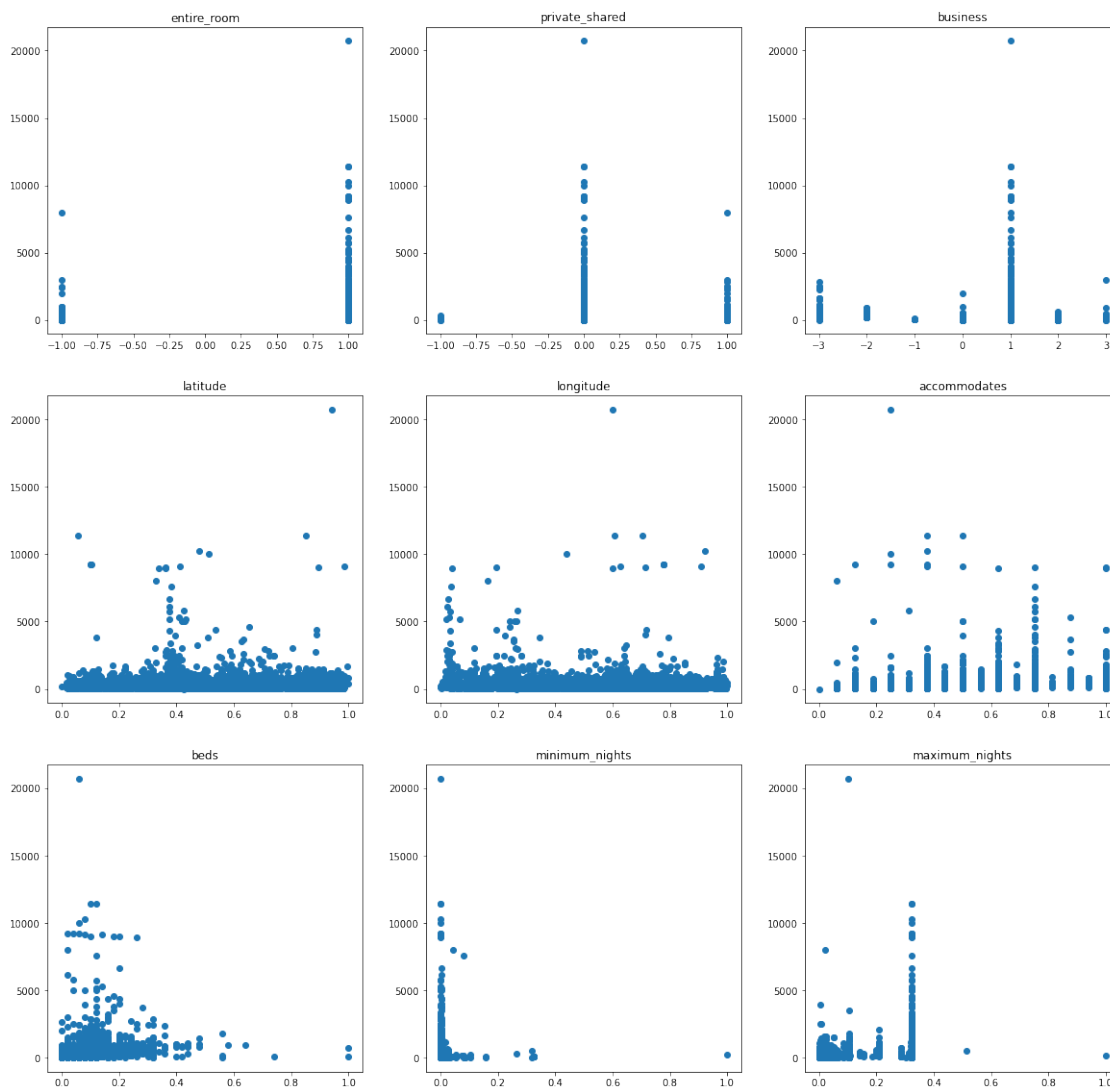
Comentario acerca del *pairplot* No se puede graficar destacando el precio, aún así puede verse la colinealidad de algunas de las variables a priori. Las más relacionadas entre sí son habitaciones (*bedrooms*), baños (*bathrooms*) y camas (*beds*).

Por otro lado, con las otras variables no se observa una relación muy evidente. Destaca la existencia de algunos puntos atípicos que hacen las visualizaciones algo más complicadas.

3.7 2.7. Algunas gráficas para observar posibles relaciones con el precio.

```
[36]: cols = adj_df.columns  
cols = cols.drop(['bathrooms', 'bedrooms'])
```

```
[37]: fig, axs = plt.subplots(3,3, figsize=(20,20))  
y = np.array(price)  
for i in range(3):  
    for j in range(3):  
        x = np.array(adj_df[ cols[i*3 + j] ])  
        axs[i,j].scatter(x, y)  
        axs[i,j].set_title(cols[3*i + j])
```



4 3. Selección de métricas y modelos.

Dado que la variable a predecir es un valor continuo lo podemos relacionar de manera intuitiva a modelos de predicción o estimación de regresión. Para ello emplearemos un modelo de base sencillo para marcar una referencia. Este será una regresión lineal sobre el conjunto de datos de `basic_df`, que es el conjunto de datos original con los filtros y los arreglos previos a la reducción de dimensionalidad. Se esperaría que este fuera algo más ruidoso con lo que el *score* de la métrica será peor. Se plantean mejoras del modelo como el uso de las componentes de la PCA con otra regresión lineal.

Para evaluar el modelo en cada caso se establecerá una evaluación mediante una **validación cruzada** sobre una métrica. - Métrica escogida: **Mean Absolute Error (MAE)**.

Esta métrica aparece referenciada como más robusta ante las diferencias entre valores que provocan los valores atípicos ya que no se eleva al cuadrado. Se podría emplear también el *scorer* RMSE (Root-Mean-Squared Error).

4.1 3.1. División entre datos de entrenamiento y de test:

De forma algo arbitraria se elige un tamaño razonable de datos de test (20%) con el que realizar las evaluaciones finales de los modelos.

```
[38]: from sklearn.model_selection import train_test_split
test_size = 0.2
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(adj_df, price,
→test_size=test_size, random_state=42)
```

Realizamos la misma operación sobre los datos transformados por el PCA:

```
[39]: X_train_pca, X_test_pca, y_train_pca, y_test_pca =
→train_test_split(pca_data_df[['first_comp', 'second_comp']],
→pca_data_df[['price']], test_size=test_size, random_state=42)
```

4.2 3.2. Scorer MAE:

```
[40]: from sklearn.metrics import make_scorer
from sklearn.metrics import mean_absolute_error as MAE

mae_scorer = make_scorer(MAE, greater_is_better=False)
```

5 4. Definición de los diferentes modelos.

```
[41]: # Importamos los modelos de scikit-learn
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

5.0.1 4.1. Modelo base:

Definimos aquí la regresión lineal que sirve de base para evaluar los diferentes modelos más sofisticados para dar dotar la resolución del problema de un *common ground* y poder comparar con mejor perspectiva sobre una aproximación más básica.

```
[42]: base_model = LinearRegression()  
      base_model.fit(X_train, y_train)
```

```
[42]: LinearRegression()
```

5.0.2 4.2. Regresión lineal sobre PCA:

```
[43]: pca_linear_reg = LinearRegression()  
      pca_linear_reg.fit(X_train_pca, y_train_pca)
```

```
[43]: LinearRegression()
```

6 5. Validación y test de los modelos.

6.0.1 5.1. Validación cruzada sobre los datos de entrenamiento:

```
[44]: from sklearn.model_selection import cross_val_score  
      scores_base = -cross_val_score(estimator=base_model, X=X_train, y=y_train, cv=5,  
      →scoring=mae_scorer)  
  
      print(f"Media del error absoluto medio (base, train): {scores_base.mean()} +-  
      →{scores_base.std()}")
```

```
Media del error absoluto medio (base, train): 113.39722442919314 +-  
3.222029703531161
```

```
[45]: scores_pca = -cross_val_score(estimator=pca_linear_reg, X=X_train_pca,  
      →y=y_train_pca, cv=5, scoring=mae_scorer)  
      print(f"Media del error absoluto medio (PCA, train): {scores_pca.mean()} +-  
      →{scores_pca.std()}")
```

```
Media del error absoluto medio (PCA, train): 142.0717491894576 +-  
4.932458512912889
```

6.0.2 5.2. Evaluación sobre los datos de test:

```
[46]: mae_base = MAE(y_test, base_model.predict(X_test))  
      mae_pca = MAE(y_test_pca, pca_linear_reg.predict(X_test_pca))  
      print(f"Error absoluto medio (base, test): {mae_base} \nError absoluto medio  
      →(PCA, test): {mae_pca}")
```

```
Error absoluto medio (base, test): 117.53075986123119
Error absoluto medio (PCA, test): 146.3179114183328
```

6.1 ### 5.3. Primer comentario sobre el modelo:

6.2 > ##### El arreglo de los datos mediante la PCA no tiene ningún efecto positivo, provoca un aumento de la influencia del ruido y con ello producir una estimación de menor calidad.

7 6. Mejoras del modelo.

OUTLIERS: Si se representan los datos del dataframe `adj_df`, con todas las características no observaríamos ninguna tendencia clara. Buscamos el centro de la isla, empleando los valores medios de cada columna del data frame. Luego calculamos la distancia euclídea, que no es físicamente exacta, pero en el rango de valores que empleamos el error no es relevante.

7.1 6.1. Eliminamos los puntos outliers, así reducimos el ruido del dataset.

¿En qué *features* se observaban la mayoría de outliers?

Eliminaremos aquellos que se encuentren 2 desviaciones típicas por encima de los valores medios de las *features*: - Accommodates - Bathrooms - Bedrooms - Beds - Minimum nights - Maximum nights

Las otras características son o derivadas de categorías no numéricas y por tanto no tienen la misma naturaleza con lo que no se descartan observaciones de esta forma, o pueden ser las variables de longitud y latitud con las que se sitúa el habitaje.

```
[47]: acc_mean = adj_df['accommodates'].mean()
      acc_std = adj_df['accommodates'].std()
      acc_mask = adj_df['accommodates'] < (acc_mean + 2*acc_std)

      bath_mean = adj_df['bathrooms'].mean()
      bath_std = adj_df['bathrooms'].std()
      bath_mask = adj_df['bathrooms'] < (bath_mean + 2*bath_std)

      bedr_mean = adj_df['bedrooms'].mean()
      bedr_std = adj_df['bedrooms'].std()
      bedr_mask = adj_df['bedrooms'] < (bedr_mean + 2*bedr_std)

      beds_mean = adj_df['beds'].mean()
      beds_std = adj_df['beds'].std()
      beds_mask = adj_df['beds'] < (beds_mean + 2*beds_std)

      max_mean = adj_df['maximum_nights'].mean()
      max_std = adj_df['maximum_nights'].std()
      max_mask = adj_df['maximum_nights'] < (max_mean + 2*max_std)

      min_mean = adj_df['minimum_nights'].mean()
```

```

min_std = adj_df['minimum_nights'].std()
min_mask = adj_df['minimum_nights'] < (min_mean + 2*min_std)

price_mean = price.mean()
price_std = price.std()
price_mask = price < (price_mean + 2*price_std)

mask = acc_mask & bath_mask & bedr_mask & beds_mask & min_mask & max_mask &
    ↪price_mask
sum(mask)

```

[47]: 16106

Observamos que el número total de observaciones pasará a ser 16106 observaciones en lugar de las más de 17000 originales.

7.2 6.2. Reescalamos los datos sobre la fracción resultante del data frames.

```

[48]: prop_type = prop_type[mask]
prop_type.pop('uncommon')
numericals = no_scaled_numericals[mask]
price = price[mask]

```

Nuevo reescalado de las variables numéricas:

```

[49]: numericals = scaler.fit_transform(numericals)
numericals = pd.DataFrame(numericals, columns = numericals_names)
numericals.describe()

```

```

[49]:

```

	latitude	longitude	accommodates	bathrooms	bedrooms	\
count	16106.000000	16106.000000	16106.000000	16106.000000	16106.000000	
mean	0.570184	0.578629	0.493543	0.413523	0.430771	
std	0.265309	0.215600	0.202579	0.197371	0.287487	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	0.391447	0.434596	0.363636	0.200000	0.250000	
50%	0.600345	0.624085	0.545455	0.400000	0.500000	
75%	0.796204	0.708785	0.636364	0.600000	0.750000	
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	

	beds	minimum_nights	maximum_nights
count	16106.000000	16106.000000	16106.000000
mean	0.442851	0.088838	0.829372
std	0.218657	0.088290	0.358764
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.333333	0.000000	1.000000
50%	0.444444	0.071429	1.000000
75%	0.555556	0.142857	1.000000
max	1.000000	1.000000	1.000000


```
[50]: adj_df = pd.concat([prop_type, numericals, price], axis = 1)
adj_df.describe()
```

```
[50]:
```

	entire_room	private_shared	business	latitude	longitude \
count	16106.000000	16106.000000	16106.000000	16106.000000	16106.000000
mean	0.807774	0.107538	0.898485	0.570184	0.578629
std	0.589511	0.313194	0.687089	0.265309	0.215600
min	-1.000000	-1.000000	-3.000000	0.000000	0.000000
25%	1.000000	0.000000	1.000000	0.391447	0.434596
50%	1.000000	0.000000	1.000000	0.600345	0.624085
75%	1.000000	0.000000	1.000000	0.796204	0.708785
max	1.000000	1.000000	3.000000	1.000000	1.000000

	accommodates	bathrooms	bedrooms	beds	minimum_nights \
count	16106.000000	16106.000000	16106.000000	16106.000000	16106.000000
mean	0.493543	0.413523	0.430771	0.442851	0.088838
std	0.202579	0.197371	0.287487	0.218657	0.088290
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.363636	0.200000	0.250000	0.333333	0.000000
50%	0.545455	0.400000	0.500000	0.444444	0.071429
75%	0.636364	0.600000	0.750000	0.555556	0.142857
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

	maximum_nights
count	16106.000000
mean	0.829372
std	0.358764
min	0.000000
25%	1.000000
50%	1.000000
75%	1.000000
max	1.000000

```
[51]: adj_df = adj_df.dropna()
price = adj_df.pop('price')
```

7.3 Visualizamos de nuevo igual que en 2.7.

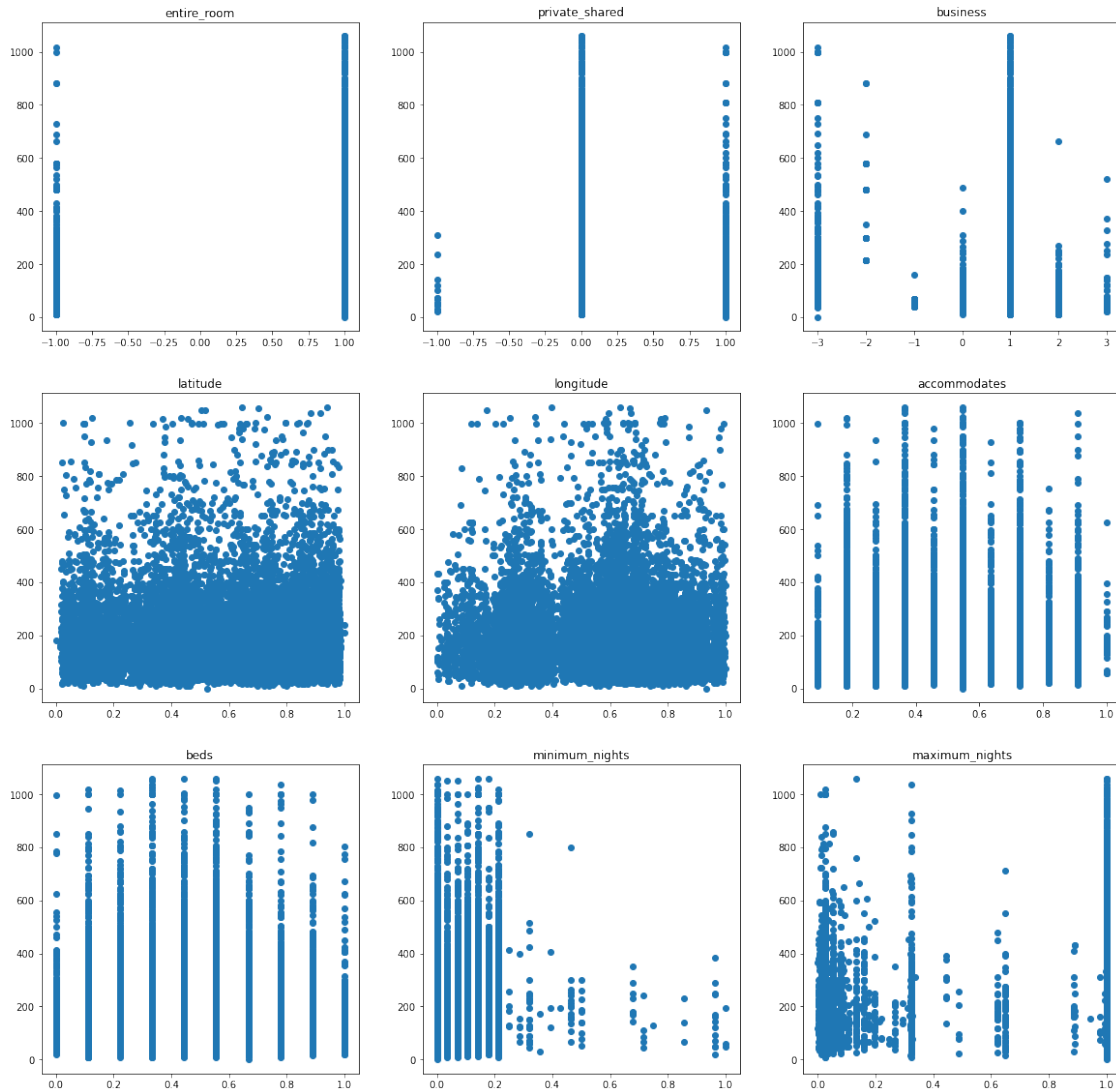
```
[52]: cols = adj_df.columns
cols = cols.drop(['bathrooms', 'bedrooms'])
```

```
[53]: fig, axs = plt.subplots(3,3, figsize=(20,20))
y = np.array(price)
for i in range(3):
    for j in range(3):
        x = np.array(adj_df[ cols[i*3 + j] ])
```

```

axs[i,j].scatter(x, y)
axs[i,j].set_title(cols[3*i + j])

```



7.3.1 Realizamos un PCA de nuevo:

```

[54]: pca_2 = PCA(n_components = 2)
pca_data = pca_2.fit_transform(adj_df);

```

```

[55]: pca_data_df = pd.DataFrame(pca_data, columns=['first_comp', 'second_comp'])
pca_data_df = pd.concat([pca_data_df, price], axis = 1)
pca_data_df = pca_data_df.dropna()

```

7.4 6.3. Renovamos los modelos:

7.4.1 Nuevo split train-test:

```
[56]: test_size = 0.2
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(adj_df, price,
    ↳test_size=test_size, random_state=42)
X_train_pca, X_test_pca, y_train_pca, y_test_pca =
    ↳train_test_split(pca_data_df[['first_comp', 'second_comp']],
    ↳pca_data_df[['price']], test_size=test_size, random_state=42)
```

7.4.2 "Refit" a los modelos:

```
[57]: base_model.fit(X_train, y_train)
pca_linear_reg.fit(X_train_pca, y_train_pca)
```

```
[57]: LinearRegression()
```

```
[58]: scores_base = -cross_val_score(estimator=base_model, X=X_train, y=y_train, cv=5,
    ↳scoring=mae_scorer)

print(f"Media del error absoluto medio (base, train): {scores_base.mean()} +-
    ↳{scores_base.std()}")
```

Media del error absoluto medio (base, train): 93.39510293807881 +-
2.0822789345528747

```
[59]: scores_pca = -cross_val_score(estimator=pca_linear_reg, X=X_train_pca,
    ↳y=y_train_pca, cv=5, scoring=mae_scorer)

print(f"Media del error absoluto medio (PCA, train): {scores_pca.mean()} +-
    ↳{scores_pca.std()}")
```

Media del error absoluto medio (PCA, train): 98.85963482592062 +-
2.3081591487675577

```
[60]: mae_base = MAE(y_test, base_model.predict(X_test))
mae_pca = MAE(y_test_pca, pca_linear_reg.predict(X_test_pca))
print(f"Error absoluto medio (base, test): {mae_base} \nError absoluto medio
    ↳(PCA, test): {mae_pca}")
```

Error absoluto medio (base, test): 93.29702845940336
Error absoluto medio (PCA, test): 96.39523840769779

7.5 6.4. Comentario a las modificaciones.

8 7. Conclusiones de la práctica.

Sobre el conjunto de datos:

1. El tratamiento de los datos es fundamental: Los dataframes reales no ofrecen una estructura ordenada o columnas exentas de valores atípicos. Además, los *dataframes* en crudo no tienen filtradas las características no relevantes o poco útiles.
2. Eliminar outliers favorece la predicción del modelo en tanto que una regresión lineal es poco flexible para modelar la varianza en los datos.
3. El conjunto de datos que se ha empleado tiene un alto número de muestras de muy alta varianza entre sí, aunque la variable *target* no sea clasificable si no se le crearan unas categorías o etiquetas en función de su precio.
4. Los valores del precio, y más teniendo en cuenta que son alquileres son bastante variables por diversas razones. En primer lugar, la diferencia entre alquiler turístico, alquileres de lujo y alquileres para viviendas de familias/trabajadores/estudiantes. Luego las diferencias entre aquellos turísticos que con una baja calidad de la vivienda piden un precio muy alto, enfocado al turismo estacional, en contraste con grandes equipamientos en casas para turistas no tan estacionales. El mercado del alquiler de la vivienda de alquiler es voluble y aún más variable en el sector al que se dedica AirBnB.

Rendimiento del modelo:

1. Los *scores* obtenidos son algo pobres para lo que sería deseable para poner en un modelo a nivel de producción. Seguramente sería un indicador para descartar la propuesta.