Madridrbnb - Tabla de contenidos

1. Descripción del dataset

Los datos utilizados en esta práctica proceden de varios datasets:

Dataset	Descripción
listings.csv	Contiene información sobre los anuncios de alojamientos turísticos de Airbnb en Madrid
reviews_detailed.csv	Contiene todas las reseñas realizadas para todos los alojamientos turísticos de Airbnb en Madrid.
C5000121.xls	Contiene datos de población por distrito en la ciudad de Madrid.

A continuación, se describe cada uno ellos.

listings.csv

Este dataset contiene todos los datos críticos para esta práctica. Se ha obtenido de Kaggle y está formado por 19.618 registros con la información sobre los anuncios de alojamientos y 16 atributos. La descripción del dataset proporcionada por el dueño de los datos se puede consultar aquí.

Nombre atributo	Tipo Dato	Descripción
id	Entero	Identificador único para el alojamiento de Airbnb
name	Cadena de caracteres	Título del alojamiento
host_id	Entero	Identificador único del dueño del alojamiento
host_name	Cadena de caracteres	Nombre del dueño del alojamiento
neighbourhood_group	Cadena de caracteres	Distrito
neighbourhood	Cadena de caracteres	Barrio
latitude	Numérico	Latitud en WGS84
longitude	Numérico	Longitud en WGS84
room_type	Cadena de caracteres	Tipo de alojamiento
price	Entero	Precio en euros
minimum_nights	Entero	Número mínimo de noches en el alojamiento
number_of_reviews	Entero	Número de reseñas del alojamiento
last_review	Fecha	Fecha de la última reseña
reviews_per_month	Numérico	Media de reseñas al mes
calculated_host_listings_count	Entero	Número de alojamientos de que dispone el dueño
availability_365	Entero	Disponibilidad del alojamiento

reviews_detailed.csv

Este dataset contiene todas las reseñas realizadas sobre los alojamientos de Airbnb. Tiene 625.006 registros y 6 atributos.

Nombre atributo	Tipo Dato	Descripción
listing_id	Entero	Identificador único para el alojamiento de Airbnb
id	Entero	Identificador de la reseña
date	Fecha	Fecha de la reseña
reviewer_name	Cadena de caracteres	Nombre de quién hizo la reseña
comments	Cadena de caracteres	Reseña

C5000121.xls

En la página web del Ayuntamiento de Madrid podemos descargarnos este fichero con indicadores demográficos por cada distrito. Este conjunto de datos contiene 21 distritos y 16 atributos:

Nombre atributo	Tipo Dato	Descripción
Distrito	Cadena de caracteres	Nombre del distrito
Población a 1/1/2021	Entero	Población
0 a 15 años	Numérico	% de población en esa franja de edad
16 a 64 años	Numérico	% de población en esa franja de edad
65 años y más	Numérico	% de población en esa franja de edad
80 años y más	Numérico	% de población en esa franja de edad
Índice de juventud	Numérico	Población de 0 a 15 años / Población de 65 años y mas
Índice de reemplazo de la población activa	Numérico	Población de 16 a 19 años / Población de 60 a 64 años
Razón de progresividad	Numérico	Población de 0 a 4 años / Población de 5 a 9 años
Edad promedio	Numérico	Edad media
Natalidad	Numérico	Tasa de natalidad (por mil habitantes)
Mortalidad	Numérico	Tasa de mortalidad (por mil habitantes
Crecimiento vegetativo	Numérico	Natalidad – Mortalidad (por mil habitantes)
Inmigración	Numérico	Población inmigrante (por mil habitantes)
Emigración	Numérico	Población emigrante (por mil habitantes)
Migración neta	Numérico	Inmigración – Emigración (por mil habitantes)

Para la realización de esta práctica no se requieren todos los datos que están presentes en estos datasets. Se explica con más detalle en el punto 2.

Importancia y objetivos del análisis

Madrid se ha convertido en uno de los destinos predilectos de la inversión inmobiliaria mexicana. El idioma, los lazos culturales entre ambos países, la oferta gastronómica, así como la seguridad jurídica y ciudadana, entre otros atractivos, han provocado el interés del capital inversor mexicano en la capital de España.

Una conocida firma de inversión inmobiliaria mexicana ha pedido realizar un estudio sobre la situación del mercado inmobiliario en la ciudad de Madrid. El problema por resolver es sencillo: ¿Dónde invertir?

El inversor quiere respuesta a estas preguntas:

- ¿Qué tipo de vivienda comprar?
- ¿En qué zona de la capital?
- ¿Qué destino se le va a dar al inmueble? Entre las opciones de alquiler turístico y tradicional.

Es un hecho conocido que el mercado de alquiler se encuentra en franco retroceso debido al auge de los alquileres turísticos. Los propietarios han cambiado el alquiler tradicional por el turístico, espoleado por compañías de impacto mundial como Airbnb. El efecto sobre el alquiler tradicional ha sido nefasto. Por un lado, la oferta de alquileres se ha reducido, lo que ha tenido un gran impacto en los precios, y por otro lado ha generado un flujo de habitantes hacia las zonas periféricas de la capital. El centro de la ciudad es de los turistas.

Debido a esto, y para dar respuesta a nuestro inversor mexicano, se utilizan datos de Airbnb.

El mejor enfoque para poder proporcionar una respuesta adecuada a un problema complejo es dividir el problema en partes más pequeñas, más sencillas de responder, es por ello por lo que se definen una serie de preguntas más específicas. Estas preguntas se hacen desde dos ángulos distintos: por un lado, queremos analizar el aspecto geográfico, ¿dónde invertir?, y por otro lado lo concerniente al tipo de alojamiento a comprar ¿Qué comprar y para qué?

Un poco de geografía: La ciudad de Madrid se divide en 21 distritos. La presencia de la carretera de circunvalación M-30 actúa como barrera geográfica entre los distritos de la almendra central (interior) de los del extrarradio.

Distrito	Localización	Precio alquiler (eur/m2) (*)
Centro	Interior	17,5
Tetuán	Interior	15,0
Chamartín	Interior	15,4
Chamberí	Interior	17,1
Salamanca	Interior	17,5
Retiro	Interior	15,0
Arganzuela	Interior	14,6
Barajas	Interior	11,4
Carabanchel	Interior	11,7
Ciudad Lineal	Interior	12,8

Fuencarral – El Pardo	Extrarradio	15,4
Hortaleza	Extrarradio	12,5
Latina	Extrarradio	11,8
Moncloa - Aravaca	Extrarradio	14,3
Moratalaz	Extrarradio	10,9
Puente de Vallecas	Extrarradio	12,1
San Blas	Extrarradio	11,4
Usera	Extrarradio	11,5
Vicálvaro	Extrarradio	10,4
Villa de Vallecas	Extrarradio	11,2
Villaverde	Extrarradio	10,9

(*) Según el portal idealista

Buscamos respuesta a estas preguntas relacionadas con la distribución geográfica de los alojamientos en Madrid:

- ¿Qué distritos tienen más alojamientos?
- ¿Qué tipo de alojamiento es el más frecuente por distrito?
- ¿Existen diferencias significativas de precio para los diferentes distritos?
- ¿Cuál es la densidad de alojamientos por distrito? ¿Qué distritos tienen una mayor densidad de alojamientos por habitante?
- ¿Existe una diferencia significativa entre los tipos de alojamiento por distrito?

Airbnb oferta 4 tipos de alojamientos: alojamiento completo, habitación privada, habitación compartida y habitación de hotel. Las preguntas por responder en este grupo son:

- ¿Qué tipo de alojamiento es el más frecuente?
- ¿Cuál es el precio medio de cada tipo de alojamiento?
- ¿Cuáles son las palabras más utilizadas en los títulos de los anuncios de alojamientos?
- ¿Cuantos alojamientos por tipo de habitación y precio hay? ¿Existen diferencias significativas de precio para los diferentes tipos de habitación?
- ¿Existe una diferencia significativa entre el promedio de reseñas por mes para los alojamientos de tipo habitación privada y apartamento?
- ¿Cómo es la estacionalidad en el alquiler de alojamientos turísticos?
- ¿Se podría construir un modelo para predecir el precio del alojamiento en función de otras variables?

Todas estas preguntas se responden utilizando técnicas de ciencia de datos.

2. Integración y selección de los datos de interés a analizar.

Del dataset listings nos quedamos con los siguientes datos, los eliminados no son relevantes para resolver nuestro problema.

Nombre atributo	Tipo Dato	Descripción
id	Entero	Identificador único para el alojamiento de Airbnb
name	Cadena de caracteres	Título del alojamiento
neighbourhood_group	Cadena de caracteres	Distrito
latitude	Numérico	Latitud en WGS84
longitude	Numérico	Longitud en WGS84
room_type	Cadena de caracteres	Tipo de alojamiento
price	Entero	Precio en euros
minimum_nights	Entero	Número mínimo de noches en el alojamiento
reviews_per_month	Numérico	Media de reseñas al mes
availability_365	Entero	Disponibilidad del alojamiento

Del dataset reviews_detailed sólo necesitamos el id y la fecha en la que se han hecho las reseñas para poder analizar cuándo se hacen reseñas.

Nombre atributo	Tipo Dato	Descripción
listing_id	Entero	Identificador único para el alojamiento de Airbnb
date	Fecha	Fecha de la reseña

Por último, del dataset de población, sólo nos quedaremos con el distrito y la población, el resto de los atributos no son relevantes

Nombre atributo	Tipo Dato	Descripción
Distrito	Cadena de caracteres	Nombre del distrito
Población a 1/1/2021	Entero	Población

Los datasets no se integran en único conjunto de datos, ya que responden por separado a las distintas preguntas y su integración supondría la repetición de datos (por ejemplo, en el caso de integrar los datos de población con los de alojamientos, estaríamos repitiendo los datos de población en cada registro, por lo que mantenemos el modelo relacional).

3. Limpieza de los datos

En esta fase se limpian los datasets de valores nulos, ceros, y valores extremos.

Ceros y elementos vacíos

listings.csv

reviews_per_month tiene valores nulos. Se acepta que haya alojamientos en los que los turistas no hayan hecha reseñas y se sustituyen los valores nulos por ceros.

En los campos **name**, **host_name** y **last_review** también hay valores nulos. El campo **name** sólo tiene 3 registros con valores nulos, pero este hecho no afecta al estudio. Los campos **host_name** y **last_review** no se integran en el dataset final por lo que no los tratamos.

Se detectan valores cero en los campos **number_of_reviews**, **reviews_per_month**, **availability_365** y **price**. Se consideran valores válidos para los campos **number_of_reviews**, **reviews_per_month** y **availability_365**, ya que puede haber alojamientos sin reseñas, y también alojamientos listados en Airbnb pero que están bloqueados por el anfitrión. Sin embargo, **price** no puede tener valor cero, por lo que se eliminan los registros que cumplen esta condición.

reviews_detailed.csv

comments: hay 4 reseñas con valores nulos y 329 con valores en blanco. Se eliminan al no aportar valor.

reviewer_name: hay 1 registro con un valor en blanco, pero no se trata al no utilizar este campo en el análisis.

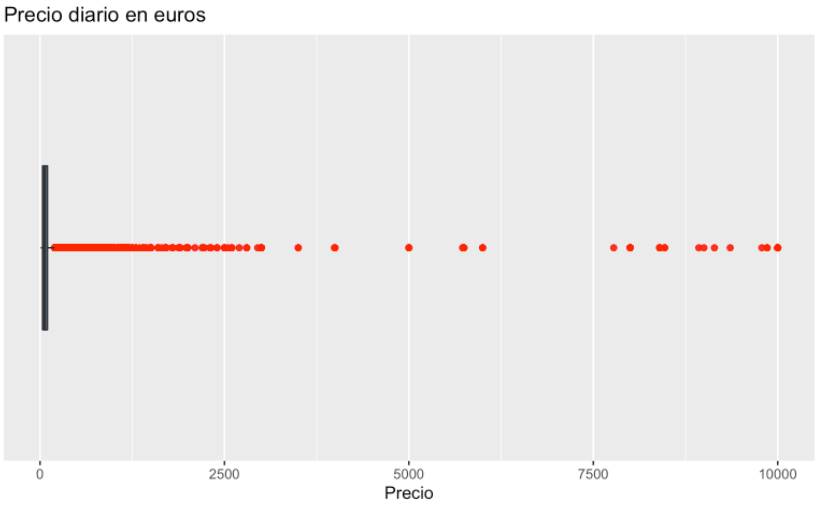
Valores extremos

listing.csv

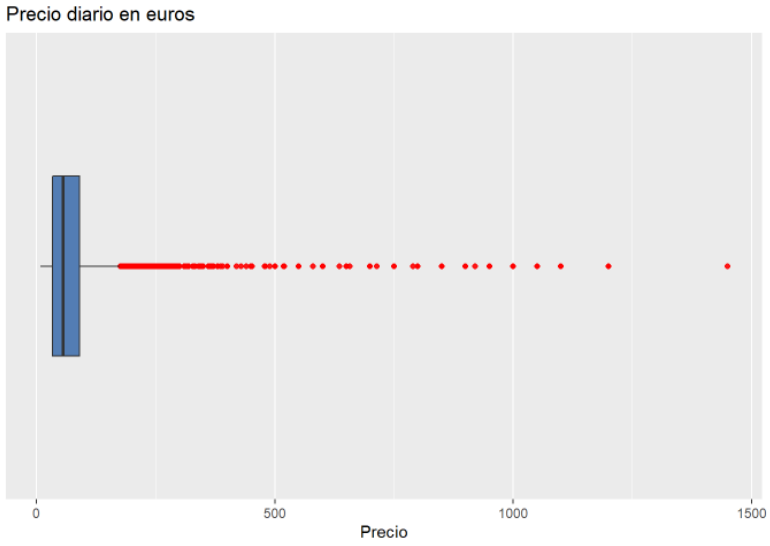
En el dataset listing se aprecian valores extremos en los siguientes campos:

price: el precio máximo es 9999, lo que podría indicar que la ausencia de valores se ha codificado con este número, o un error en la captura de los datos. No resulta obvio detectar valores extremos en el precio de los alojamientos, por dos motivos:

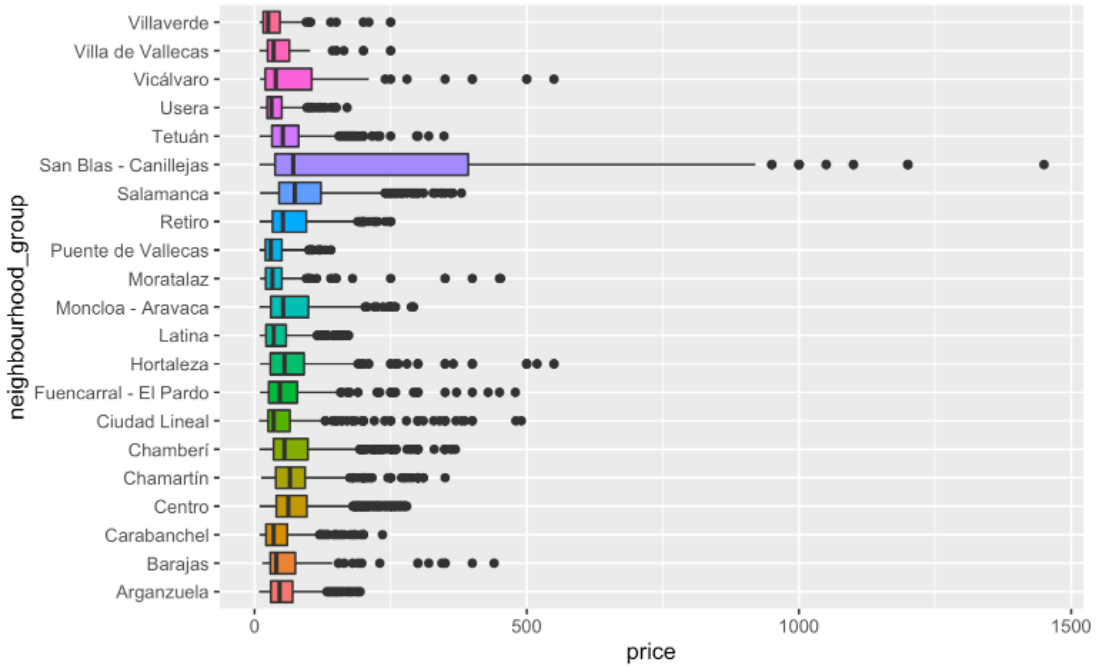
- La localización va a limitar el valor máximo del precio del alojamiento.
- Airbnb oferta inmuebles de lujo. Se trata de alojamientos exclusivos. De ahí que exista una gran variabilidad en los precios.



Para tratar los valores extremos se ha determinado un límite de precio máximo en el percentil 95 de los precios de cada distrito. Los registros por encima de ese valor se eliminan. De esta forma se pretende resolver los dos problemas que plantea el precio: la componente geográfica y el lujo.

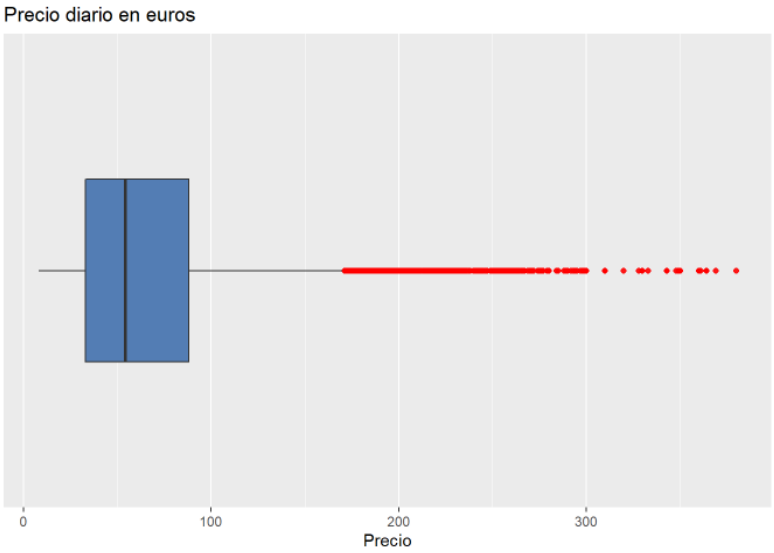


Sin embargo, al representar los diagramas de cajas de precio por distrito se observan valores extremos en distritos que generalmente tienen un precio medio de alquiler más barato: San Blas-Canillejas, Vicálvaro, Moratalaz, Fuencarral-El Pardo, Ciudad Lineal y Barajas.



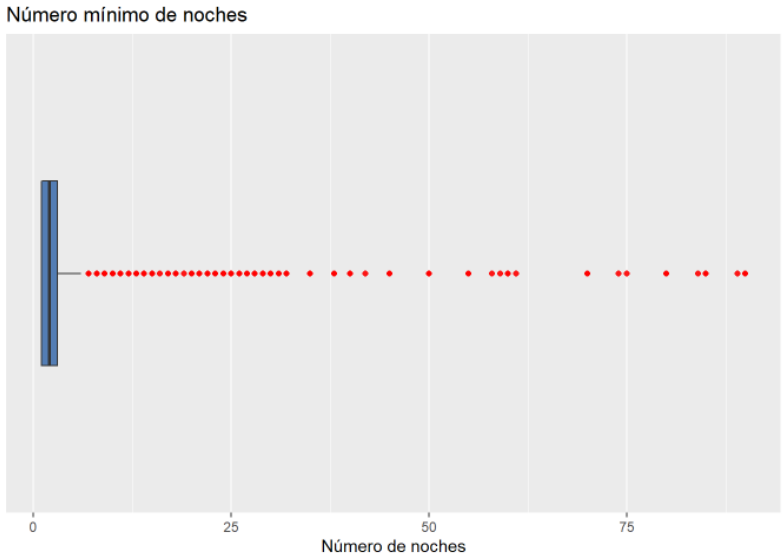
El motivo de esta variabilidad se identifica en la final de la Champions League que se jugó en 2019 en el estadio Wanda-Metropolitano que provocó un incremento exponencial de los precios de los alojamientos en los alrededores. La variable **price** almacena el mayor precio al que se alquila el alojamiento, y de ahí la necesidad de volver a corregir estos valores extremos.

La corrección se hace limitando el precio máximo a 150 euros la noche en estos distritos. La nueva distribución de precios tras la corrección es la siguiente:



minimum_nights: esta variable toma un valor máximo excesivamente alto (1125 días), lo que podría estar indicando una captura errónea del dato. El Plan Especial de Hospedaje (PEH), que entró en vigor tras su aprobación definitiva en el Pleno municipal del 27 de marzo de 2019, limita a 90 días la posibilidad de alquilar una vivienda con fines turísticos sin permiso y a partir de ese plazo obliga a obtener una licencia de uso terciario de hospedaje. Esta medida afecta al 95% de los pisos de uso turístico.

Se decide no eliminar registros, en este caso de valores superiores a 90, sino limitar estos registros a un máximo de 90 noches al año.



Otros tratamientos

En el dataframe **df_population,** donde se cargan los datos de población por distrito, hay que normalizar los nombres de los distritos para poder unir esos datos a los distritos del dataframe **df_listings**.

4. Análisis de los datos y representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

Selección de los grupos de datos a analizar

En esta fase se seleccionan los diferentes análisis a realizar, así como los datos que van a participar en dicho análisis.

Pregunta	Tipo de Análisis	Variables utilizadas	Link
¿Qué distritos tienen más alojamientos?	Univariante	listing.csv: neighbourhood_group	1
¿Qué tipo de alojamiento es el más frecuente?	Univariante	listing.csv: room_type	2
¿Cuáles son las palabras más utilizadas en el título de los anuncios de alojamientos?	Univariante	listing.csv: name	3
¿Qué tipo de alojamiento es el más frecuente por distrito?	Bivariante	listing.csv: neighbourhood_group, room_type	4
¿Existen diferencias significativas de precio en los distintos distritos?	Bivariante: Test de normalidad. Test de homocedasticidad. Test de hipótesis	listing.csv: id, neighbourhood_group, price, price_group (categorización de price)	5
¿Cuál es el precio medio para cada tipo de alojamiento?	Bivariante	listing.csv: price, room_type	6
¿Cuántos alojamientos por tipo de habitación y precio hay? ¿Existen diferencias significativas de precio para los distintos tipos de alojamientos?	Bivariante: Test de normalidad. Test de homocedasticidad. Test de hipótesis.	listing.csv: room_type, price, price_group (categorización de price)	7
¿Qué distritos tienen una mayor densidad de alojamientos por habitante?	Multivariante	C5000121.xls:neighbourhood_group, population listing.csv: neighbourhood_group, longitude,latitude	9
¿Existe una diferencia significativa entre los tipos de alojamiento por distrito?	Bivariante: Test chi cuadrado.	listing.csv: neighbourhood_group, room_type	10
¿Cómo es la estacionalidad en el alquiler de alojamientos turísticos?	Univariante	reviews_detailed.csv: date	11
¿Se podría construir un modelo de regresión para predecir el precio del alojamiento en función de otras variables?	Multivariante	listing.csv: price, minimum_nights, reviews_per_month, availability_365, latitude, longitude, room_type, neighbourhood_group	12

Exportación de los datos preprocesados

Una vez realizada la limpieza y determinados los datos que se necesitan para el análisis, se guardan.

```
df_listings <- df_listings[, c("id", "name", "neighbourhood_group", "neighbourhood", "latitude", "longitude", "room
_type", "price", "minimum_nights", "reviews_per_month", "availability_365")]
write.csv(df_listings, "listings_clean.csv")

df_reviews <- df_reviews[, c("listing_id", "date")]
write.csv(df_listings, "reviews_detailed_clean.csv")
```

Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza

Comprobamos la normalidad y homocedasticidad de las variables necesarias para contestar a las siguientes preguntas:

- ¿Existen diferencias significativas de precio para los diferentes distritos?
- ¿Existen diferencias significativas de precio para los diferentes tipos de habitación?

Se comprueba la normalidad de la variable **price** con el test de **Kolmogorov-Smirnov**. Como la distribución no es normal, se comprueba la homocedasticidad de la variable con el test de **Fligner-Killeen**. La prueba indica que no hay homocedasticidad, por lo que usamos el test de **Kruskal-Wallis** para determinar si hay diferencias significativas de precio para los diferentes distritos y para los diferentes tipos de habitación. Este test indica que hay diferencias significativas en ambos casos.

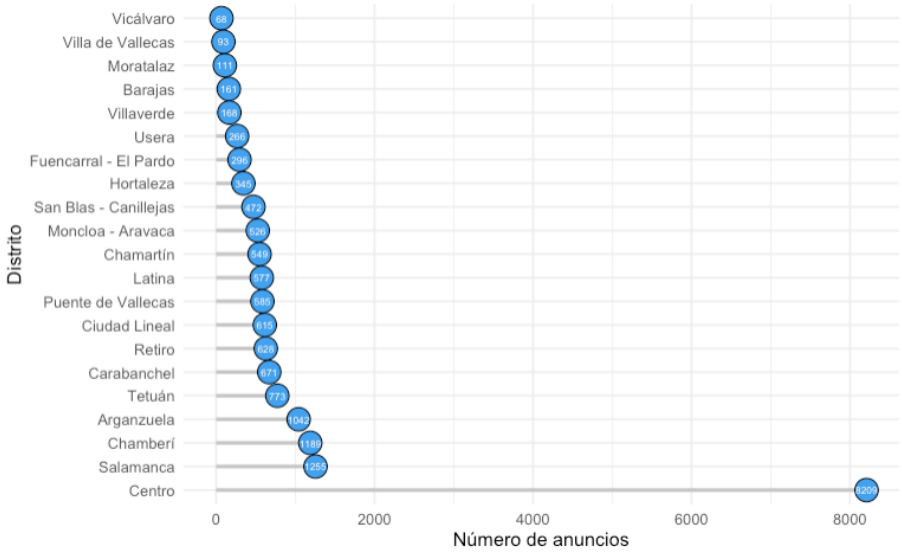
- ¿Existen diferencias significativas entre el promedio de reseñas por mes por tipo de alojamiento?

Se comprueba la normalidad de la variable **reviews_per_month** con el test de **Kolmogorov-Smirnov**. Como la distribución no es normal, se comprueba la homocedasticidad de la variable con el test de **Fligner-Killeen**. El test indica que no hay homocedasticidad, por lo que usamos el test de **Kruskal-Wallis** para determinar si hay diferencias significativas entre el promedio de reseñas por mes por tipo de alojamiento. El test indica que hay diferencias significativas.

Pruebas estadísticas

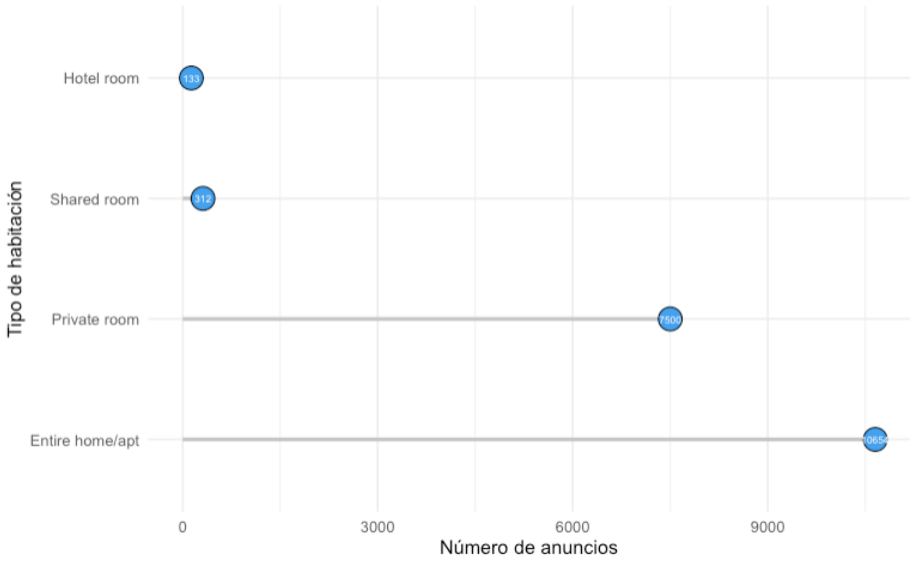
¿Qué distritos tienen más alojamientos?

El distrito Centro es, con mucha diferencia, el que más alojamientos turísticos tiene anunciados en Airbnb. Los siguientes distritos son limítrofes al centro.



¿Qué tipo de alojamiento es el más frecuente?

El tipo de alojamiento más anunciado es "Entire home/Apt" seguido de "Private room". Los usuarios de Airbnb dan mucha importancia a su privacidad, de ahí los bajos valores de las habitaciones compartidas. El resultado de las habitaciones de hotel es testimonial, ya que este tipo de alojamiento se ofertan en otras plataformas.

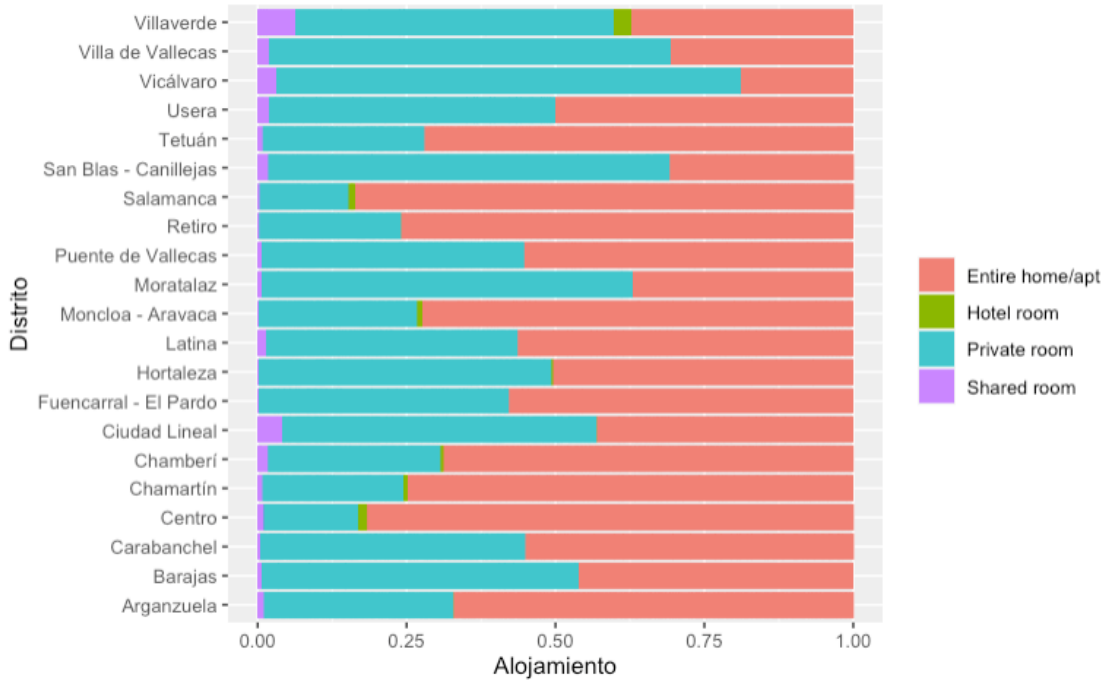


¿Cuáles son las palabras más utilizadas en el título de los alojamientos?

Las palabras más utilizadas en los títulos de los anuncios de alojamientos de Airbnb en Madrid son habitación, apartamento y centro, con sus variantes en inglés.

¿Qué tipo de alojamiento es más frecuente por distrito?

Con la excepción de Villaverde, Villa de Vallecas, Vicálvaro, San Blas-Canillejas, Moratalaz, Barajas y Ciudad Lineal, en el resto de Madrid predomina el alquiler del apartamento completo en vez de habitaciones privadas o compartidas.



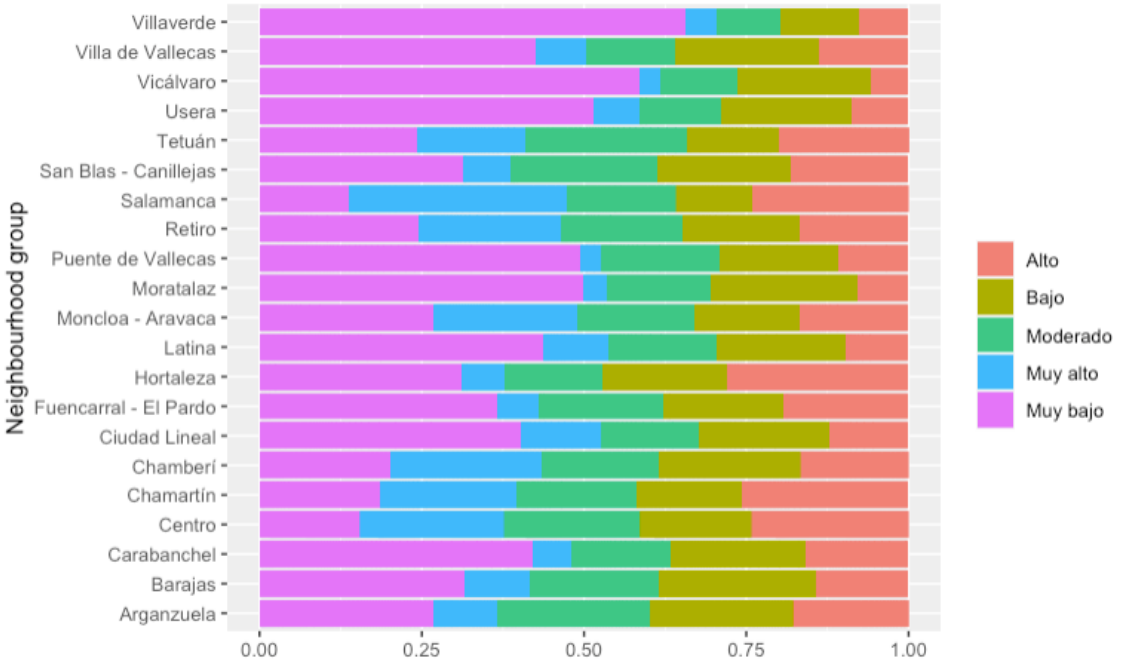
¿Qué distrito es el más caro? ¿Cuál es el más barato?

Los distritos más caros son los situados dentro de la almendra central, con la excepción de Moncloa-Aravaca que es una de las zonas de lujo de la capital.

Los distritos más baratos son los situados en la parte exterior de la M-30.

```
##                 Group.1        x
## 19            Vicálvaro 36.86792
## 13    Puente de Vallecas 38.64444
## 21           Villaverde 39.23810
## 12            Moratalaz 40.02885
## 18                Usera 42.15789
## 7          Ciudad Lineal 43.37610
## 3           Carabanchel 46.45455
## 10               Latina 47.01560
## 2                Barajas 48.69178
## 8  Fuencarral - El Pardo 50.25092
## 16 San Blas - Canillejas 50.75503
## 20     Villa de Vallecas 53.80645
## 1             Arganzuela 54.41459
## 9              Hortaleza 54.67213
## 17                Tetuán 66.44890
## 14                Retiro 70.05096
## 11     Moncloa - Aravaca 72.18821
## 4                 Centro 75.26788
## 6               Chamberí 76.22035
## 5               Chamartín 79.75410
## 15              Salamanca 94.23665
```

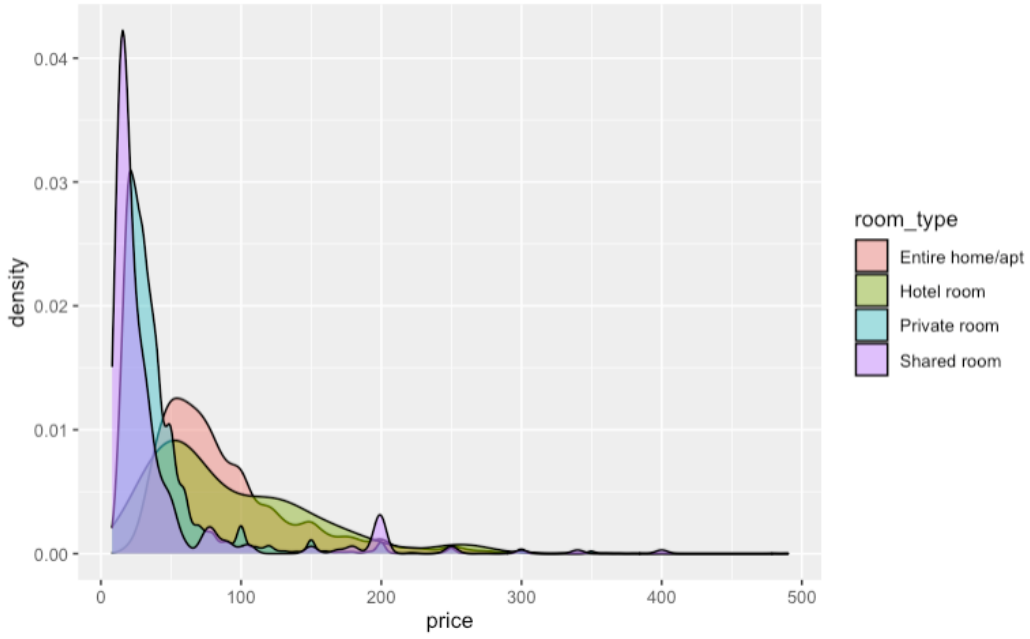
Tras discretizar el precio en 5 categorías: Muy Alto, Alto, Moderado, Bajo, Muy Bajo, la distribución de alojamientos por distrito y categoría de precio se representa en el siguiente gráfico:



En los distritos del extrarradio predominan los precios bajos-muy bajos, mientras que en la almendra central predominan los precios altos-muy altos. En cualquier caso, se encuentran alojamientos de todos los rangos de precios en cualquiera de los distritos.

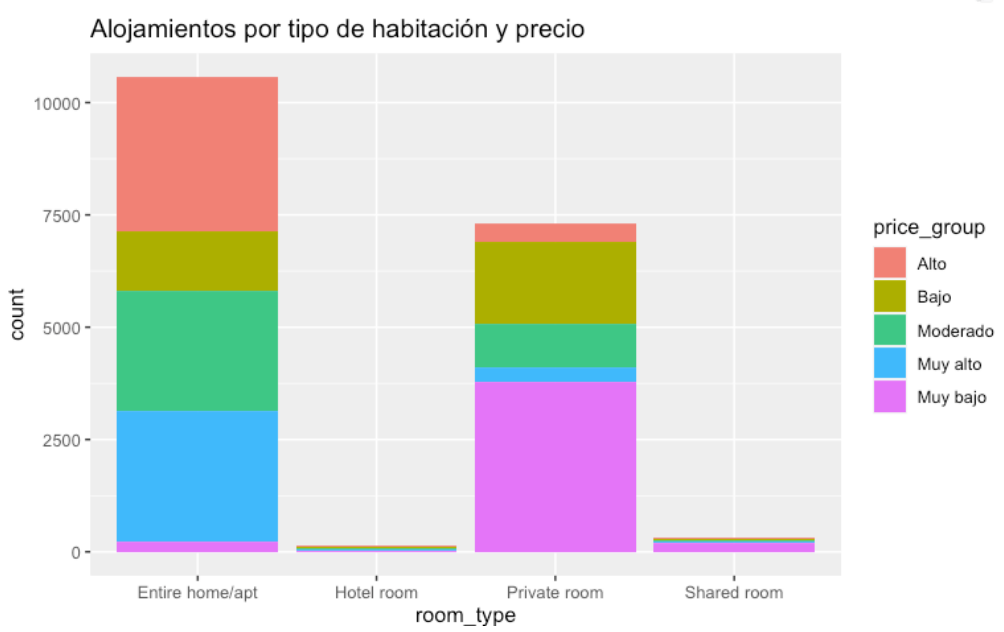
¿Cuál es el precio medio de cada tipo de alojamiento?

Un alquiler de un apartamento completo tiene un precio similar al de una habitación de hotel, y es un 216% más caro que una habitación privada y un 228% más caro que una habitación compartida.



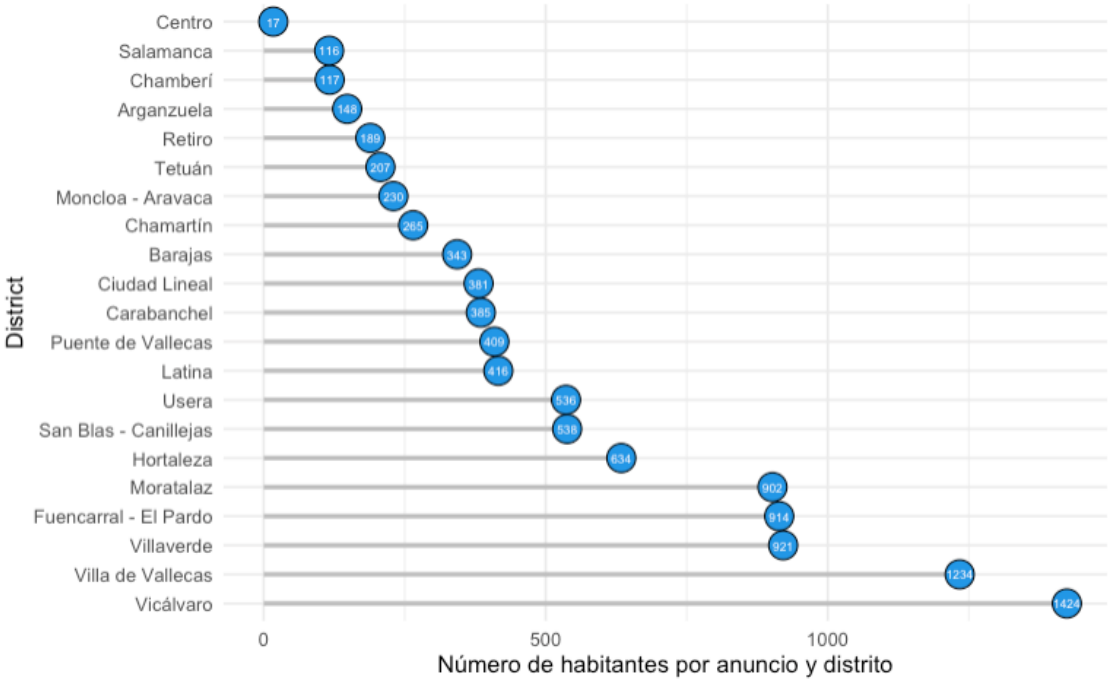
¿Cuántos alojamientos por tipo de habitación y precio hay?

Se aprecia que los apartamentos completos tienen un rango de precios entre alto y muy alto. Las habitaciones privadas suelen tener un precio bajo – muy bajo, siendo las habitaciones compartidas de precio muy bajo.



¿Qué distritos tienen una mayor densidad de alojamientos por habitante?

Se crea una nueva variable que almacena el número de habitantes por alojamiento turístico para cada distrito. En el distrito Centro hay un alojamiento cada 17 habitantes. Los 4 siguientes distritos con mayor número de habitantes por alojamiento están en la almendra central. En Vicálvaro hay un alojamiento por cada 1424 habitantes. Todos los distritos con mayor número de habitantes por alojamiento turístico están en el extrarradio.



¿Existe una diferencia significativa entre los tipos de habitación por distrito?

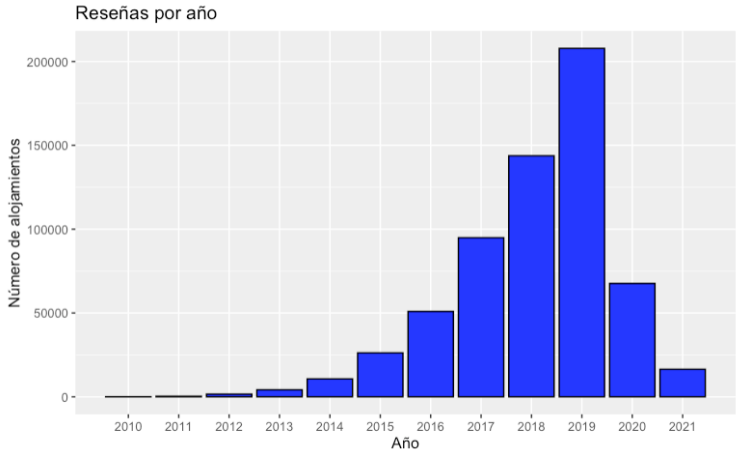
Para comparar si existen diferencias significativas en una variable categórica entre los grupos definidos por otra categoría se aplica un test **chi-cuadrado** sobre la tabla de contingencia de ambas variables.

	Entire home/apt	Hotel room	Private room	Shared room
Arganzuela	532	1	497	12
Barajas	43	0	101	2
Carabanchel	251	0	415	5
Centro	5691	100	2239	179
Chamartín	327	4	208	10
Chamberí	655	8	504	22
Ciudad Lineal	191	1	412	11
Fuencarral - El Pardo	104	0	166	1
Hortaleza	124	5	175	1
Latina	207	0	359	11
Moncloa - Aravaca	266	2	257	1
Moratalaz	23	0	79	2
Puente de Vallecas	223	0	356	6
Retiro	367	1	257	3
Salamanca	865	10	370	10
San Blas - Canillejas	108	0	187	3
Tetuán	446	0	319	8
Usera	84	0	175	7
Vicálvaro	8	0	45	0
Villa de Vallecas	22	0	70	1
Villaverde	32	1	122	13

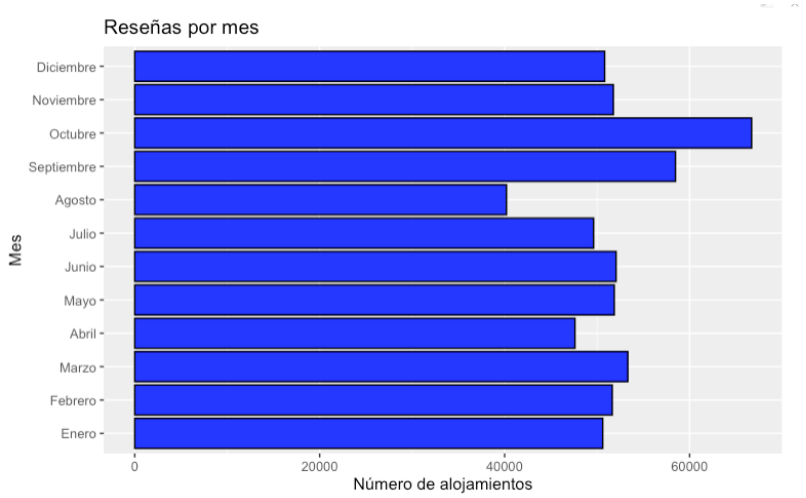
El resultado del test es que hay diferencias significativas entre el tipo de habitación y el distrito en el que se encuentra el alojamiento (p-value < 2.2e-16).

¿Cómo es la estacionalidad en el alquiler de alojamientos turísticos?

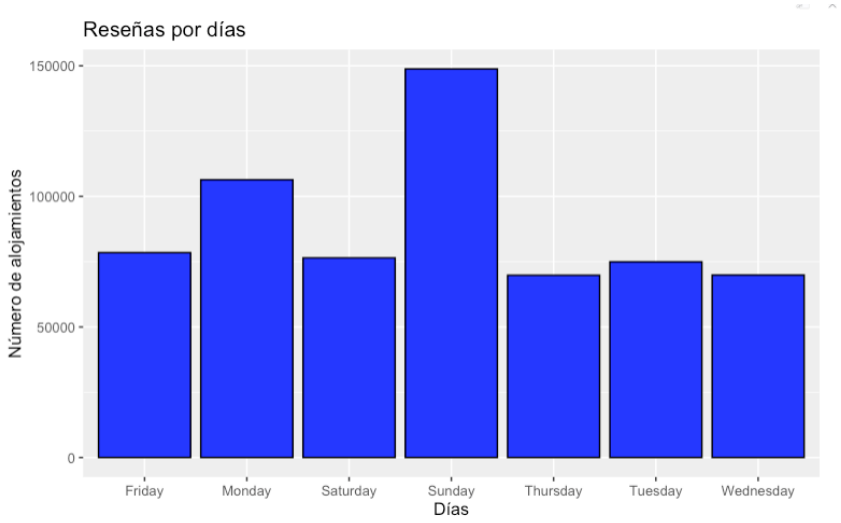
Se aprecia como el negocio de los alojamientos turísticos crecía de forma exponencial desde el año 2015. La brusca caída se debe a los efectos del COVID-19 en el año 2020, situación que continua en 2021. Los últimos datos del dataset son de Abril de 2021, por lo que no se puede apreciar en el gráfico si hay recuperación con respecto a 2020 o no.



Las reseñas se mantienen constantes a lo largo del año. Sorprende que en los meses de verano sea cuando menos reseñas se escriban.



Las reseñas permanecen constantes a lo largo de la semana, y se ve un fuerte incremento en los domingos y lunes, lo cual evidencia que es en los fines de semana cuándo más se reservan estos alojamientos.

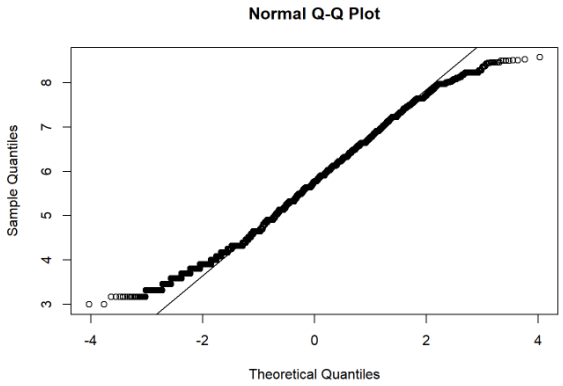


¿Se podría construir un modelo de regresión para predecir el precio del alojamiento en función de otras variables?

Probamos un **modelo de regresión lineal múltiple** que nos permita predecir el precio de alquiler (variable dependiente cuantitativa) en función de las siguientes variables independientes: número de noches mínimas de alquiler, número de reseñas por mes, disponibilidad, longitud, latitud, distrito y tipo de habitación.

Anteriormente se comprobó que la variable **price** no seguía una distribución normal, afectada sobre todo, por valores extremos debido al lujo, por lo que en este modelo se utiliza una transformación logarítmica para acercar más su distribución a la normalidad.

```
df_listings$price_trans <- log2(df_listings$price)
qqnorm(df_listings$price_trans); qqline(df_listings$price_trans)
```



Posteriormente se hace un estudio de correlación para ver si existe correlación entre la variable price transformada (**price_trans**) y el resto de variables obteniéndose una correlación muy baja como se muestra a continuación.

	price_trans	minimum_nights	reviews_per_month	availability_365	latitude	longitude
price_trans	1.00	-0.31	-0.19	-0.12	-0.03	-0.34
minimum_nights	-0.31	1.00	-0.41	0.03	-0.22	-0.24
reviews_per_month	-0.19	-0.41	1.00	-0.10	-0.32	-0.21
availability_365	-0.12	0.03	-0.10	1.00	-0.34	-0.29
latitude	-0.03	-0.22	-0.32	-0.34	1.00	0.25
longitude	-0.34	-0.24	-0.21	-0.29	0.25	1.00

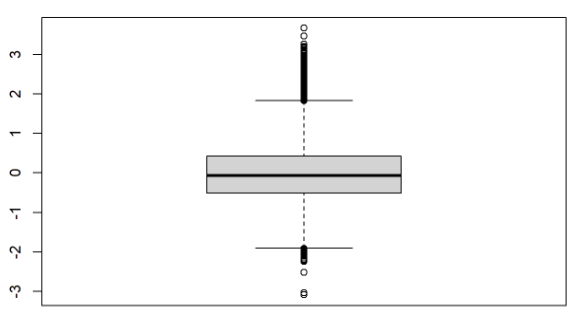
Se crean distintos modelos usando diferentes combinaciones de las variables cualitativas y cuantitativas.

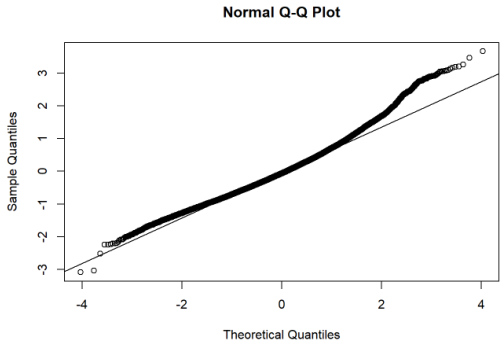
```
model1 <- lm(price_trans ~., data=df_reg)
model2 <- lm(price_trans ~ reviews_per_month + room_type + neighbourhood_group, data=df_reg)
model3 <- lm(price_trans ~ reviews_per_month + longitude + latitude + room_type + neighbourhood_group, data=df_reg)
model4 <- lm(price_trans ~ reviews_per_month + longitude + latitude + minimum_nights + room_type + neighbourhood_gr
oup, data=df_reg)
model5 <- lm(price_trans ~ minimum_nights + room_type + neighbourhood_group, data=df_reg)
model6 <- lm(price_trans ~ availability_365 + room_type + neighbourhood_group, data=df_reg)
model7 <- lm(price_trans ~ reviews_per_month + room_type + neighbourhood_group +longitude:latitude, data=df_reg)
model8 <- lm(price_trans ~ room_type + neighbourhood_group + reviews_per_month:availability_365, data=df_reg)
model9 <- lm(price_trans ~ room_type + neighbourhood_group, data=df_reg)
```

Se comprueba el ajuste con la función **R-Squared**, se determina que el mejor modelo es el **modelo 1**, que **solo es capaz de explicar el 45% de la variabilidad observada en los precios**.

```
##      Modelo R-squared
## [1,]      1 0.4512104
## [2,]      2 0.4374237
## [3,]      3 0.4385758
## [4,]      4 0.4486447
## [5,]      5 0.4264732
## [6,]      6 0.4205993
## [7,]      7 0.4374426
## [8,]      8 0.4278817
## [9,]      9 0.4193874
```

Por último, para profundizar en la calidad del ajuste deben analizarse los residuos que nos indicarán realmente cómo se ajusta nuestro modelo a los datos muestrales.





Los residuos siguen una distribución aparentemente normal, la distribución de los datos es simétrica respecto a su mediana, y el tamaño de la caja desde el primer al tercer cuartil es también simétrica respecto a la mediana, que está a su vez, centrada en el 0.

Respecto a la bondad del modelo, se observan los siguientes parámetros:

```
summary(model1)
```

```
## Residual standard error: 0.7387 on 18248 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4512, Adjusted R-squared:  0.4504
## F-statistic: 535.8 on 28 and 18248 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- El RSE (Residual standard error) es la desviación estandar de los residuos, cuánto menor mejor.
- El modelo es capaz de explicar el 45% de la variabilidad observada en los precios.
- El test F muestra un p-value menor de 0.05 por lo que el modelo en conjunto es significativo.

Tras aplicar validación cruzada (k-fold cross validation) con k= 10, obtenemos los siguientes resultados:

```
## Linear Regression
##
## 18277 samples
##     7 predictor
##
## No pre-processing
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 16448, 16448, 16450, 16451, 16450, 16449, ...
## Resampling results:
##
##   RMSE      Rsquared   MAE
##   0.739209  0.4497992  0.5762033
##
## Tuning parameter 'intercept' was held constant at a value of TRUE
```

Como se puede apreciar los resultados son prácticamente iguales a los anteriormente explicados.

5. Conclusiones

Atendiendo a las respuestas obtenidas en todas y cada una de las preguntas que se han realizado se llegan a las siguientes conclusiones:

¿Qué tipo de vivienda comprar?

Viviendas de segunda mano, de tamaño mediano-pequeño, a reformar.

El hecho de comprar viviendas de segundo mano se explica por la ausencia de promociones de obra nueva en las zonas de interés. Se explica en el siguiente punto cuáles son estas zonas.

Viviendas de tamaño mediano-pequeño, ya que la vivienda preferida por los usuarios de Airbnb son los apartamentos enteros. El precio se incrementa hasta un 250% con respecto a alquilar una habitación compartida. Para compensar esto, se requerirían varias habitaciones privadas en el mismo inmueble, pero implicaría inmuebles más caros de comprar y de reformar.

En el análisis de palabras más utilizadas en los anuncios se observan muchos términos relacionados con la localización y tipo de inmueble, pero también hay adjetivos como: stylish, acogedor, cozy, luxury, lovely, spacious, que indican una necesidad de transformar los inmuebles de acuerdo a las tendencias de decoración minimalista actuales.

¿En qué zona de la capital?

Viviendas en la zona de la almendra central pero fuera del Centro debido a la saturación de esta zona (17 habitantes por alojamiento turístico).

Se recomiendan oportunidades en barrios más caros como Chamberí, Salamanca, y Retiro, y centrar los esfuerzos en adquirir inmuebles en zonas de la almendra central con menor coste: Arganzuela, Tetuán, Chamartín.

Otra opción muy interesante por precio y su proximidad al aeropuerto sería Barajas.

Las oportunidades serían ventas de inmuebles ya destinados al alquiler turístico en el que la inversión por reforma no sería necesaria. Sería posible encontrar estas oportunidades debido a los efectos de la pandemia.

¿Qué destino se le va a dar al inmueble?

La inversión debe destinarse al alquiler turístico. Es un mercado que hasta la pandemia de COVID-19 crecía de forma exponencial y al que se ven signos de recuperación.

Según las estadísticas del Ayuntamiento de Madrid la superficie media de la vivienda en Madrid es de 82 m2. Según el portal idealista el precio medio del alquiler en Madrid en Noviembre de 2021 es de 14,6 euros/metro cuadrado. Por lo tanto, el precio medio del alquiler tradicional es de 1197 euros al mes.

En este ejercicio se ha comprobado que el precio medio del alquiler turístico es de 88 euros/noche, por lo que llegaría a los 2640 euros al mes (considerando 30 días). Un 220% más.

El análisis de estacionalidad del alquiler turístico también nos muestra homogeneidad a lo largo de los meses y una alta ocupación durante todos los días de la semana.

6. Código

El código se ha generado en R. Está documentado en este repositorio github.

7. Contribución

Contribuciones	Firma
Investigación previa	BLB, GRF
Redacción de las respuestas	BLB, GRF
Desarrollo del código	BLB, GRF