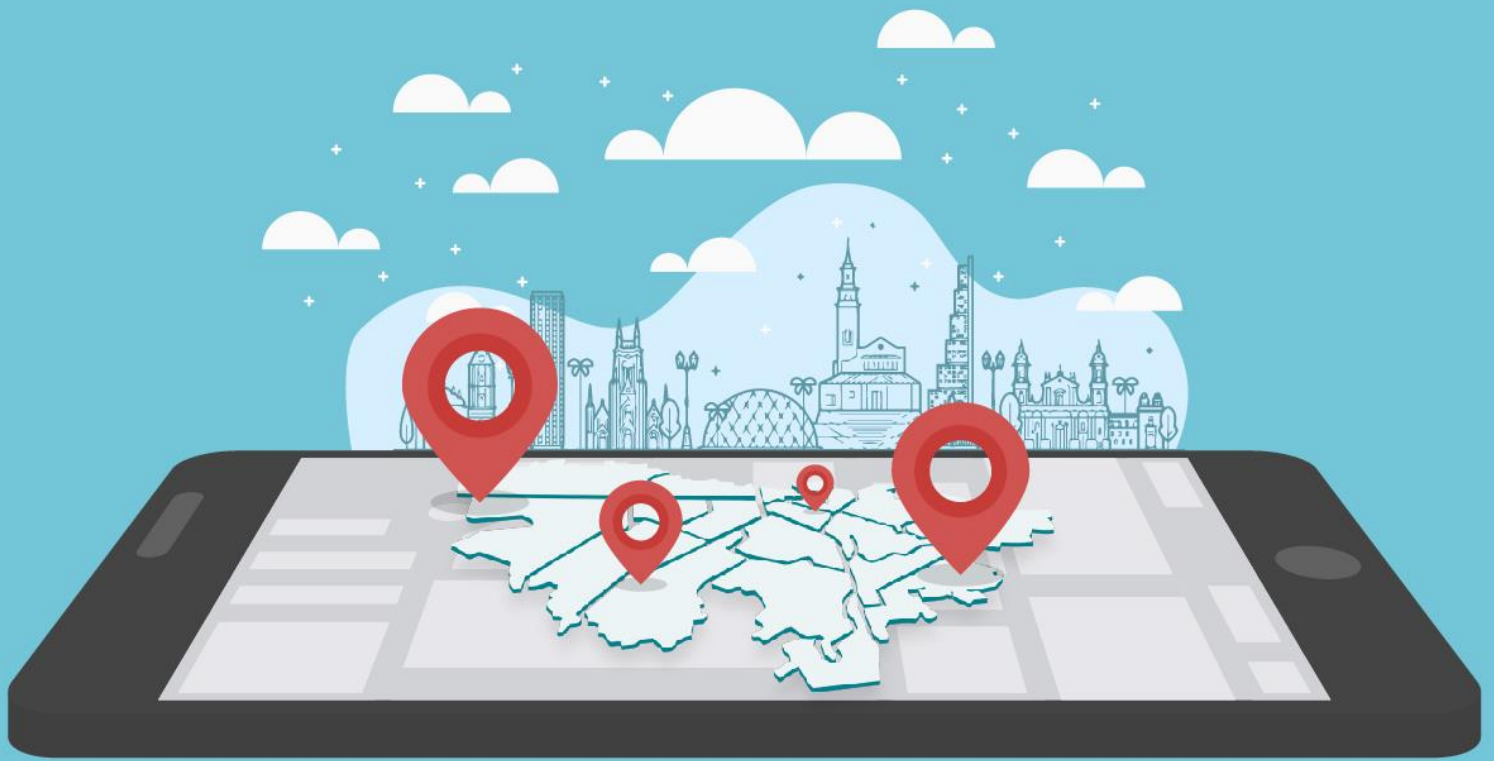


# ESTUDIO OFERTA



BOGOTÁ 2015 - 2019

Alcaldía de Bogotá

ENRIQUE PEÑALOSA LONDOÑO  
**Alcalde Mayor de Bogotá**

JOSÉ ANDRÉS DUARTE GARCÍA  
**Secretario de Desarrollo Económico**

NELSON ANDRÉS CALDERÓN  
**Director General (E)**  
**Instituto Distrital de Turismo**

GABRIEL EDUARDO MORENO VELOZA  
**Asesor**  
**Observatorio de Turismo**

**Equipo de Trabajo**

JHON FREDY MUÑOZ GOMEZ  
CARLOS MARIO BETANCUR CHAVES  
DUBER OCHICA SOLER  
BRIGIDA YUBELY LÓPEZ HIGUERA

Instituto Distrital de Turismo  
[www.bogotaturismo.gov.co](http://www.bogotaturismo.gov.co)  
Bogotá 12 de Agosto de 2019

## TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN .....	7
OBJETIVOS .....	8
OBJETIVO GENERAL .....	8
OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	8
CARACTERIZACIÓN DE LA INFORMACIÓN .....	8
CRECIMIENTO DE OFERTA AIRBNB .....	9
DENSIDAD AIRBNB 2015 – 2019 .....	9
Densidad histórica de propiedades en alquiler Airbnb .....	10
NÚMERO PROMEDIO MENSUAL Y CANTIDAD ACUMULADA DE PROPIEDADES AIRBNB .....	16
DISTRIBUCIÓN DEL PROMEDIO MENSUAL POR LOCALIDAD .....	17
DISTRIBUCIÓN DE LA CANTIDAD ACUMULADA POR LOCALIDAD .....	19
DESCRIPCIÓN DE LOCALIDADES POR BARRIO CATASTRAL .....	21
Barrios con mayor oferta en Chapinero .....	21
Barrios con mayor oferta en Usaquén.....	22
Barrios con mayor oferta en Suba .....	24
Barrios con Mayor oferta en Teusaquillo .....	25
Barrios con mayor oferta en La Candelaria.....	27
DESCRIPCIÓN DE VARIABLES .....	29
TIPO DE ALQUILER.....	29
POLÍTICAS DE CANCELACIÓN.....	31
ACCESO DE ANIMALES DE COMPAÑÍA .....	34
NIVEL DE SATISFACCIÓN POR LIMPIEZA, LOCALIZACIÓN Y VALOR (COSTO) .....	35
ESTRATOS SOCIOECONÓMICOS.....	36
VALORES (USD) POR LIMPIEZA Y PERSONA EXTRA .....	38
VALORES (USD) POR DEPÓSITO Y PUBLICIDAD NOCTURNA .....	39
MONEDA NATIVA .....	41
MODELACIÓN ESTADÍSTICA .....	42
TASA DE OCUPACIÓN.....	43
PRONÓSTICO DE LA TASA DE OCUPACIÓN CON MODELO SARIMA .....	44
PRONÓSTICO DE LA TASA DE OCUPACIÓN CON MODELO REDES NEURONALES .....	45
NÚMERO DE PROPIEDADES AIRBNB.....	46
PRONÓSTICO DEL NÚMERO DE PROPIEDADES AIRBNB CON MODELO ARIMA ..	46
PRONÓSTICO NÚMERO DE PROPIEDADES AIRBNB CON MODELO REDES NEURONALES .....	48

PROMEDIO MENSUAL DE INGRESOS DIARIOS (USD).....	49
PRONÓSTICO DEL PROMEDIO MENSUAL DE INGRESOS DIARIOS CON MODELO ARIMA.....	49
PRONÓSTICO DEL PROMEDIO MENSUAL DE INGRESOS DIARIOS CON MODELO REDES NEURONALES.....	50
INGRESOS TOTALES MENSUALES (USD) .....	51
PRONÓSTICO INGRESOS TOTALES MENSUALES (USD) CON MODELO SARIMA... 51	
PRONÓSTICO INGRESOS TOTALES MENSUALES (USD) CON MODELO REDES NEURONALES .....	52
REGRESIÓN CUANTÍLICA INGRESOS MENSUALES (USD) .....	53
VIABILIDAD DE LA REGRESIÓN CUANTÍLICA.....	54
ANÁLISIS DE LA REGRESIÓN CUANTÍLICA PARA EL INGRESO TOTAL MENSUAL	56
Habitaciones.....	56
Número de fotos publicadas.....	57
Publicidad nocturna .....	58
Días reservados.....	58
Localidades.....	59
Estrato socioeconómico.....	60
Comodidades o servicios complementarios .....	61
ARRIENDO MEDIO DE PROPIEDADES RESIDENCIALES POR BARRIO (USD).....	61
CONCLUSIONES.....	63
BIBLIOGRAFÍA .....	65
ANEXOS.....	66
ANEXO 1. SALIDAS REGRESIÓN CUANTILICA INGRESOS MENSUALES AIRBNB.....	66
ANEXO 2. SALIDAS REGRESIÓN CUANTILICA ARRIENDO MEDIO RESIDENCIAL .....	69

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Descripción cantidad de registros base de datos Airbnb .....	9
Tabla 2. Cantidad de propiedades Airbnb alquiladas entre 2015 – 2019 .....	16
Tabla 3. Número promedio mensual por localidades .....	18
Tabla 4. Distribución de propiedades Airbnb por localidad.....	19
Tabla 5. Barrios con mayor oferta Airbnb Chapinero .....	21
Tabla 6. Barrios con mayor oferta Airbnb Usaquén .....	23
Tabla 7. Barrios con mayor oferta Airbnb Suba .....	24
Tabla 8. Barrios con mayor oferta Airbnb Teusaquillo .....	26
Tabla 9. Barrios con mayor oferta Airbnb La Candelaria .....	28

## ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 1. Número promedio mensual de propiedades Airbnb .....	17
Gráfica 2. Participación del promedio mensual por localidad 2015 - 2019.....	18
Gráfica 3. Cantidad acumulada de propiedades por localidad 2015 - 2019.....	20
Gráfica 4. Tipo de alquiler .....	30
Gráfica 5. Políticas de cancelación de alquileres.....	33
Gráfica 6. Acceso de animales de compañía.....	34
Gráfica 7. Calificación de limpieza, localización y valor .....	36
Gráfica 8. Estratos socioeconómicos.....	37
Gráfica 9. Valor USD por limpieza y persona extra .....	38
Gráfica 10. Valor USD por depósito y publicidad nocturna.....	40
Gráfica 11. Moneda nativa .....	41
Gráfica 12. Tasa de ocupación Airbnb May.2015-Feb.2019.....	43
Gráfica 13. Pronóstico tasa de ocupación con modelo Sarima.....	45
Gráfica 14. Pronóstico tasa de ocupación con modelo de Redes Neuronales .....	46
Gráfica 15. Pronóstico número de propiedades Airbnb con modelo Arima .....	47
Gráfica 16. Pronóstico del número de propiedades Airbnb con modelo de Redes Neuronales.....	48
Gráfica 17. Pronóstico del promedio mensual de ingresos diarios (USD) con modelo Arima .....	50
Gráfica 18. Pronóstico del promedio mensual de ingresos diarios (USD) con modelo de Redes Neuronales .....	51
Gráfica 19. Pronóstico del ingreso total mensual (USD) con modelo Sarima.....	52
Gráfica 20. Pronóstico del ingreso total mensual (USD) con modelo de Redes Neuronales.....	53
Gráfica 21. Ingresos históricos promedio por propiedad .....	55
Gráfica 22. Coeficientes regresión cuantílica - habitaciones.....	57

Gráfica 23. Coeficientes regresión cuantílica - número de fotos .....	58
Gráfica 24. Coeficientes regresión cuantílica - publicidad nocturna .....	58
Gráfica 25. Coeficientes regresión cuantílica - días reservados .....	59
Gráfica 26. Coeficientes regresión cuantílica - localidades.....	59
Gráfica 27. Coeficientes regresión cuantílica - estrato socioeconómico .....	60
Gráfica 28. Coeficientes regresión cuantílica - comodidades o servicios complementarios.....	61
Gráfica 29. Coeficientes regresión cuantílica - arriendo medio de propiedades residenciales.....	62

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Densidad oferta Airbnb Bogotá 2015 .....	11
Ilustración 2. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2016.....	12
Ilustración 3. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2017 .....	13
Ilustración 4. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2018.....	14
Ilustración 5. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2019 .....	15
Ilustración 6. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Chapinero .....	22
Ilustración 7. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Usaquén.....	24
Ilustración 8. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Suba.....	25
Ilustración 9. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Teusaquillo .....	26
Ilustración 10. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb La Candelaria.....	28

## ANEXOS

Salida 1. Tabla de salida regresión cuantílica ingresos mensuales decil: 0.25 .....	66
Salida 2. Tabla de salida regresión cuantílica ingresos mensuales mediana .....	67
Salida 3. Tabla de salida regresión cuantílica ingresos mensuales cuartil: 0.75 .....	68
Salida 4. Regresión cuantílica del arriendo medio de propiedades residenciales, cuartil: 0.25.....	69
Salida 5. Regresión cuantílica del arriendo medio de propiedades residenciales, mediana.....	69
Salida 6. Regresión cuantílica del arriendo medio de propiedades residenciales, cuartil: 0.75.....	69

## INTRODUCCIÓN

Las negociaciones y la forma de acceder a bienes y servicios han cambiado radicalmente en los últimos años, a partir de la aparición de la tecnología, las redes sociales y las plataformas digitales. Según el diario económico español Cinco Días en su artículo publicado el 01 de julio de 2019: “La cifra global para los 25 mayores mercados de la plataforma muestra que la huella de la plataforma online fue superior a los 83.380 millones de euros”. (Cinco Días, 2019)

El empleo de plataformas webs para alquiler de alojamiento está en aumento, probablemente por ventajas frente al sector hotelero; Airbnb aprovecha mejor que el sector hotelero las ventajas de proximidad a los lugares más visitados de la ciudad, (Javier Gutiérrez Puebla, 2016); Otra de las ventajas competitivas que Airbnb sostiene frente a sus competidores, es el aportar una experiencia diferente, única e intrínseca con la comunidad, la utilización de los servicios que ofrecen los anfitriones, sin olvidar, las amenidades que cada anfitrión pueda agregar, no hay límites, puesto la creatividad de los servicios radican en la mente de cada uno. (MARISCAL, 2017).

El Instituto Distrital de Turismo en su interés por identificar posibles tendencias y comportamientos de los turistas que visitan Bogotá, en relación al mercado de alojamiento y hospedaje, adelantó por medio del Observatorio de Turismo el presente estudio, el cual pretende caracterizar la oferta y posible crecimiento de los inmuebles que prestan servicio de alojamiento a través de la plataforma Airbnb y Homeaway en la ciudad de Bogotá.

En el desarrollo del estudio se muestran análisis por cercanías de acuerdo a la ubicación geográfica de los registros individualmente y agrupados a nivel espacial de barrio catastral, una descripción gráfica de variables como tipo de alquiler, políticas de cancelación, acceso de animales de compañía, calificaciones del servicio entre otras. Finaliza con el empleo de modelos estadísticos para el análisis de la información y pronósticos de variables como tasa de ocupación, ingreso, número de propiedades entre otras.

## OBJETIVOS

### OBJETIVO GENERAL

Caracterizar la oferta de propiedades ubicadas en Bogotá, vinculadas a las plataformas virtuales Airbnb y Homeaway entre 2015 y 2019, identificando las localidades y barrios con mayor desarrollo de esta actividad.

### OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- ✓ Identificar las localidades y barrios con mayor número de propiedades activas en alquiler Airbnb y su crecimiento en el periodo 2015 a 2019.
- ✓ Ilustrar las localidades y barrios con mayor oferta Airbnb, destacando sitios de interés turístico cercanos y vías principales.
- ✓ Ilustrar crecimiento anual de la oferta Airbnb, su distribución y concentración geográfica a través de mapas de calor por año.
- ✓ Describir las características de la oferta Airbnb analizando variables disponibles como tipo de alquiler, políticas de cancelación, acceso de animales de compañía, calificaciones, estratos socioeconómicos, valores en dólares por limpieza, persona extra, depósito y publicidad noche y moneda nativa.
- ✓ Utilizar modelos estadísticos para el análisis y pronósticos de las variables: tasa de ocupación, número de propiedades, ingresos mensuales y arriendo medio de propiedades residenciales.

## CARACTERIZACIÓN DE LA INFORMACIÓN

La información utilizada en el presente estudio de caracterización, está integrada por los registros y propiedades vinculadas a las plataformas webs: Airbnb y Homeaway, en donde el 97% de los datos son de Airbnb y el 3% de Homeaway. Con el fin de abreviar la fuente de la información en el desarrollo del documento se usará la palabra Airbnb en remplazo de Airbnb y Homeaway.

Con propósito de acotar la información se definen parámetros a cumplir por los registros y propiedades contenidas en la base de datos a utilizar en el análisis.



Condiciones:

- Encontrarse en estado activo
- Tasa de ocupación diferente a cero
- Días reservados diferentes a cero
- Localizarse en Bogotá

Para definir el tamaño de la base de datos, se realizó un filtrado y depuración de la base de datos inicial con respecto a estas condiciones, asegurando el uso de los datos que cumplen. La tabla 1 ilustra la dimensión de la base usada luego de acotarla.

**Tabla 1. Descripción cantidad de registros base de datos Airbnb**

<b>Propiedades</b>	En Alquiler Activas e Inactivas (Total Propiedades)	29.513	100%
	En Alquiler Activas Bogotá y Municipios Cercanos	20.689	
	En Alquiler Activas solo en Bogotá, Días Reservados ≠ 0, Ocupación ≠ 0	20.650	70%

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

El estudio analizó 20.650 propiedades en alquiler ubicadas en Bogotá, en estado activo, las cuales presentan un número de días reservados y tasa de ocupación diferentes a cero durante periodo 2015 – 2019, esta cantidad representa el 70% del total de propiedades registradas en la base de datos suministrada por Airbnb.

A continuación se intenta describir el crecimiento de la oferta Airbnb en Bogotá, identificando las localidades y barrios con mayor número de propiedades en alquiler, su desarrollo y crecimiento durante el periodo de estudio y la densidad por kilómetro cuadrado dependiendo de su ubicación espacial.

## CRECIMIENTO DE OFERTA AIRBNB

Una característica de la oferta a analizar, es la densidad de propiedades Airbnb por unidad de área, esto teniendo en cuenta la cercanía entre los alojamientos y la posible formación de agrupaciones dada la localización de estos dentro de la ciudad.

### DENSIDAD AIRBNB 2015 – 2019

A continuación se realiza un análisis espacial del crecimiento de la oferta de propiedades en alquiler Airbnb del 2015 a 2019, para la representación gráfica se usan los mapas de calor heatmaps.

Los diferentes mapas recrean la cantidad acumulada de propiedades que fueron alquiladas al menos una vez dentro del periodo en estudio 2015 – 2019.

Por lo tanto, las zonas en donde se ha establecido la mayor oferta de propiedades Airbnb se ilustra dentro de 8 rangos de densidad adoptados y descritos a continuación.

### Rangos Adoptados

Color	Intervalo	Número Propiedades
	1	0 - 29,51
	2	29,52 - 112,13
	3	112,14 - 224,27
	4	224,28 - 360,01
	5	360,02 - 548,87
	6	548,88 - 796,74
	7	796,75 - 1103,64
	8	1103,65 - 1504,97

Para el análisis espacial y generación de agrupaciones se utilizó el método de densidad de “Kernel para las entidades puntos”, y se estableció un radio de búsqueda entre puntos de 300 metros alrededor de cada uno, luego de generar las agrupaciones se clasificaron por roturas naturales Jenks.

Para calcular la densidad de cada celda ráster de salida, se agregan los valores de todas las superficies de kernel en donde se superponen con el centro de la celda ráster. La función kernel se basa en la función kernel de cuarto grado que se describió en Silverman. (Esri, Cómo funciona la densidad kernel, 2018)

Roturas Naturales Jenks: Las clases de cortes naturales se basan en las agrupaciones naturales inherentes a los datos. Los cortes de clase se caracterizan porque agrupan mejor los valores similares y maximizan las diferencias entre clases. Las entidades se dividen en clases cuyos límites quedan establecidos dónde hay diferencias considerables entre los valores de los datos. (Esri, Métodos de clasificación de datos, 2017)

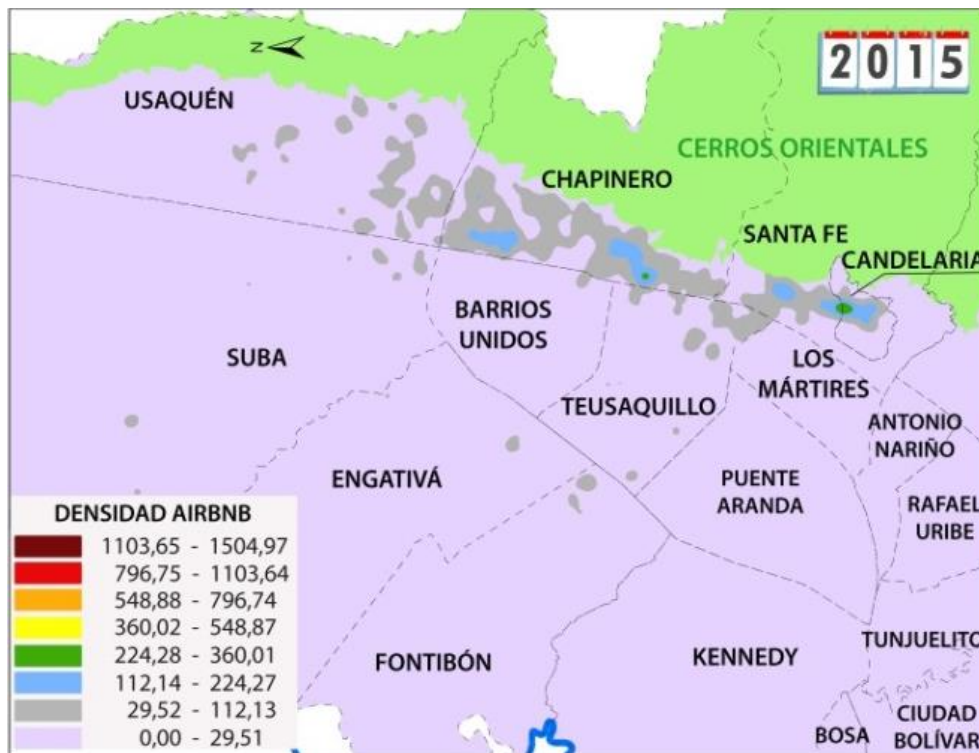
### *Densidad histórica de propiedades en alquiler Airbnb*

A continuación se presenta un mapa por cada año, para formar un histórico de crecimiento con las diferentes propiedades activas durante el periodo

en estudio. En estos se identifican las localidades y la localización de las agrupaciones representadas por los colores de acuerdo a los rangos planteados anteriormente.

En la ilustración 1 se encuentra el mapa de calor, resultado de la representación de la cantidad de propiedades Airbnb en el año 2015; en la ilustración 2 se encuentra el mapa de calor que representa la cantidad de propiedades acumulada entre los años 2015 y 2016; en la ilustración 3 se muestra la cantidad de propiedades acumulada en los años 2015, 2016 y 2017; en la ilustración 4 se observa el mapa con la concentración de la cantidad acumulada en 2015, 2016, 2017 y 2018; finalmente la ilustración 5, es el resultado del cálculo de densidad elaborado con la cantidad de propiedades acumulada en el periodo 2015 a 2019.

**Ilustración 1. Densidad oferta Airbnb Bogotá 2015**

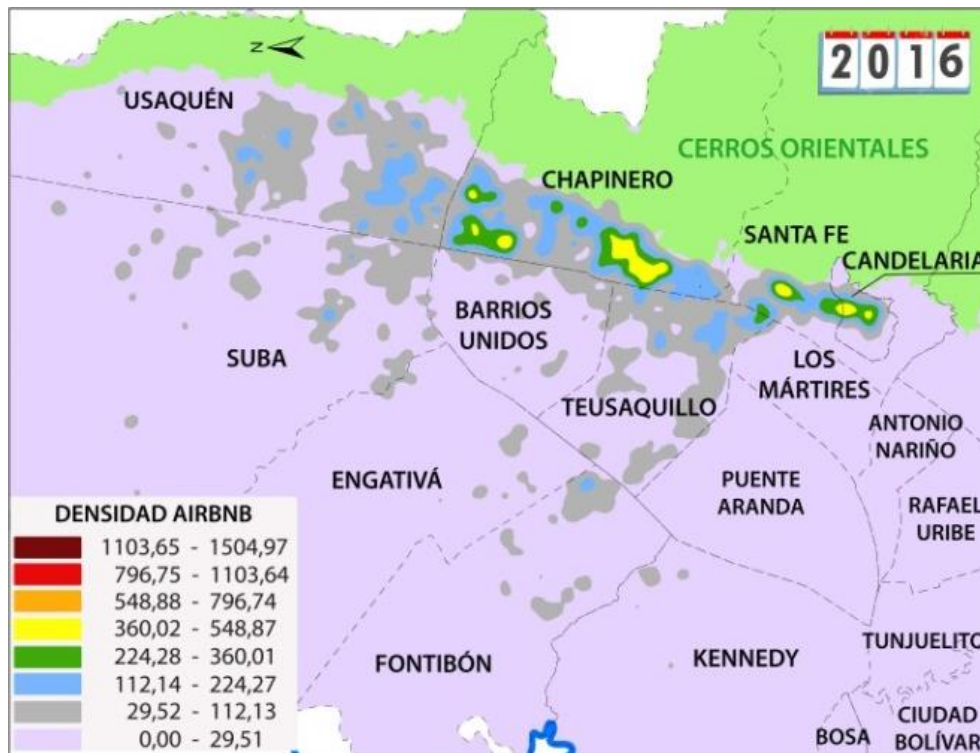


Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

- En el comienzo del periodo, en el año 2015 se observa que la distribución de los registros forman agrupaciones alargadas desde La Candelaria, pasando por Santa Fe, Chapinero hasta Usaquén, cubriendo la zona oriental de la ciudad.

- El mayor rango de densidad alcanza valores de (224,28 – 360,01 U/km<sup>2</sup>), esto en áreas puntuales de La Candelaria (La Catedral), Santa Fe (Veracruz) y Chapinero (Chapinero Central) identificadas en la imagen del 2015 en color verde.
- En contraste el rango de densidad más extenso es (29,52 a 112,13 U/km<sup>2</sup>), localizándose en su mayor parte en las localidades de Chapinero, Santa Fe, La Candelaria y Usaquén, y en menor superficie en Teusaquillo, Los Mártires, Suba, Engativá y Fontibón.

**Ilustración 2. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2016**



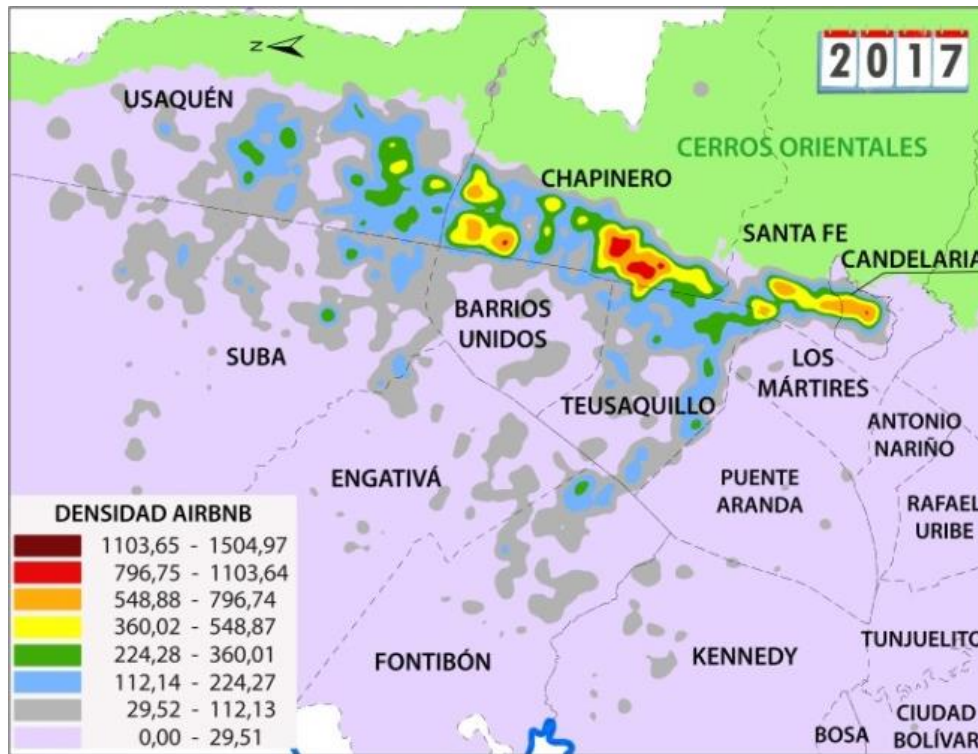
Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

- En el 2016 el mayor rango de densidad alcanzado es (360,02 – 548,87 U/Km<sup>2</sup>), identificado con color amarillo, esta área alcanza mayor densidad en comparación con el año anterior, esto en: La Candelaria (La Catedral, Veracruz), Santa Fe (La macarena) y Chapinero en dos áreas: área 1 (Bosque Calderón, Chapinero Central, la Salle, María Cristina y Granada), área 2 Chapinero: (Antiguo Country, Chicó Norte, Chicó Norte II sector).
- Se observa un aumento en el área identificada en color azul con rango de densidad (112,14 – 224,27 U/km<sup>2</sup>); esto en las localidades de:

Chapinero, Santa Fe, Candelaria, además aparece este rango en Usaquén, Teusaquillo, Fontibón y Suba.

- Agrupaciones de baja densidad (29,52 a 112,13 U/km<sup>2</sup>), aumenta su superficie en localidades como: Suba, Engativá, Fontibón y se desarrolla en Kennedy, en donde no se encontraba el año anterior.

**Ilustración 3. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2017**



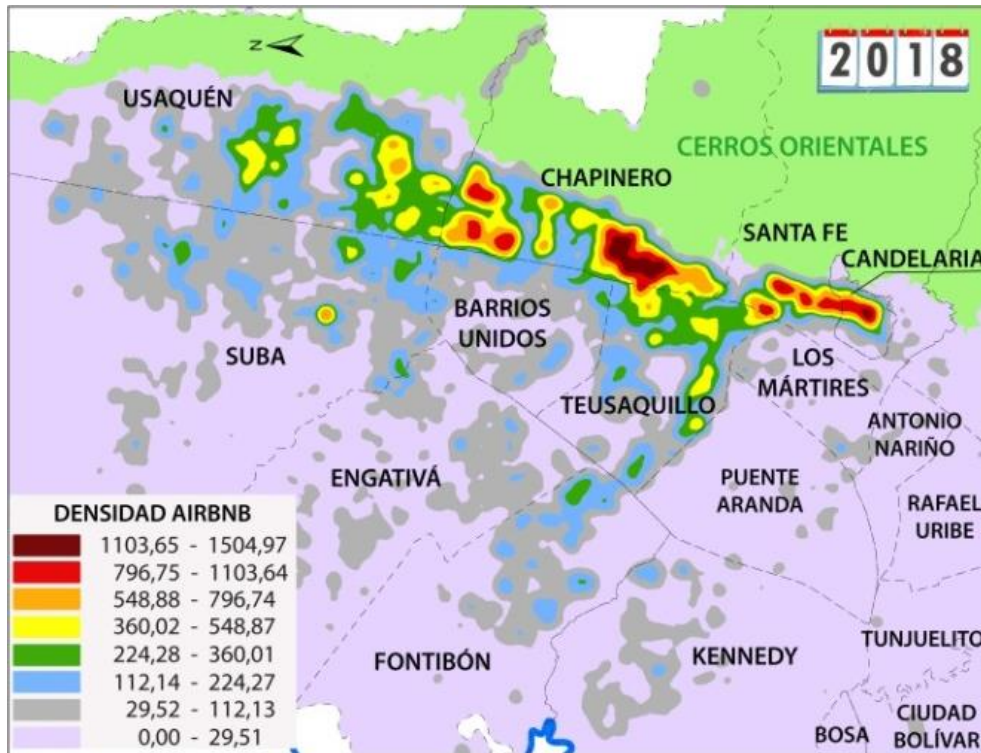
Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

- En el año 2017 la oferta de alquiler Airbnb se densifica en las localidades de Chapinero, Santa fe y la Candelaria, alcanzando densidades de (796,75 – 1103,64 U/km<sup>2</sup>) identificadas en color rojo en la zona media de Chapinero en los barrios Granada, María Cristina, Chapinero Central, La Salle y Bosque Calderón.
- Zonas con rango de densidad (548,88 – 796,74 U/km<sup>2</sup>) identificados con color anaranjado en Santa Fe (La Macarena, Samper, Veracruz), La Candelaria (Egipto, Concordia, La catedral), y el Norte de Chapinero en los barrios (Chicó Norte, Chicó Norte II Sector y Antiguo Country).
- Se observan inicios de zonas amarillas con rangos (360,02 – 548,87 U/km<sup>2</sup>) en el sur de Usaquén sobre los barrios Santa Bárbara Central, Molinos Norte y Rincón del Chicó.



- Los rangos de densidad baja, identificados en color azul y gris se extienden mayormente en la localidad de Usaquén, logrando ocupar la mitad de la localidad, Suba en su parte sur oriental, y Fontibón en el Sur oriente.

**Ilustración 4. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2018**

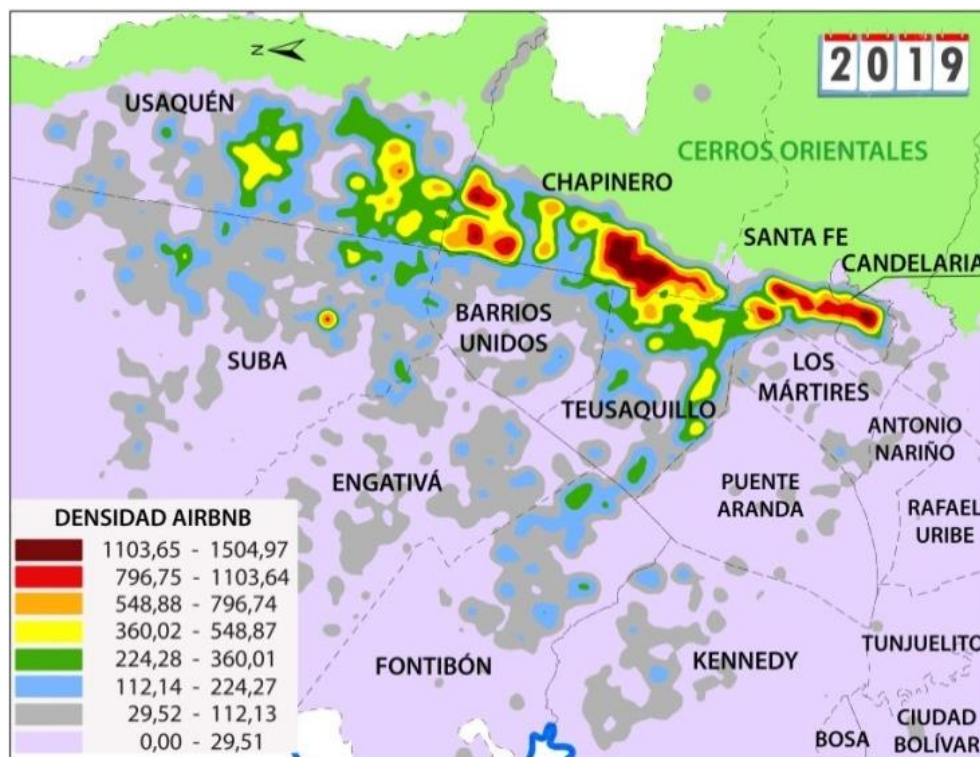


Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

- En Chapinero se alcanza el rango de densidad más alto en la zona media de Chapinero sobre los barrios cercanos a Chapinero Central; también se densifican los grupos generados en los barrios cercanos a Chicó Norte aumentando su superficie. En La Candelaria y Santa Fe se forma un corredor alargado paralelo a la carrera séptima, los barrios en los cuales se alcanza el rango de mayor densidad son (La Macarena) en Santa Fe y en (Egipto) en La Candelaria.
- En Usaquén se identifican agrupaciones en anaranjado, rangos entre (548,88 – 796,74 U/km<sup>2</sup>), sobre los barrios Santa Bárbara Occidental y Molinos Norte. Una segunda agrupación en color amarillo sobre los barrios Cedritos, Cedro Narváez, Acacias Usaquén, Caobos Salazar y Los Cedros).

- En Teusaquillo se forma una agrupación alargada en color amarillo, ubicada en el barrio El Recuerdo otra en Ortezal, sectores cercanos a la zona universitaria y Corferias.
- En Suba se observan una agrupación sobre el barrio Batán y una agrupación más densa con color anaranjado situada en la intersección de las vías Avenida Suba con Calle 127, unión entre los barrios Batán, Niza Sur, Niza Norte y Las Villas.
- Los rangos de densidad bajos continúan extendiéndose sobre las localidades cercanas a la concentración y aparecen algunas agrupaciones con baja densidad en las localidades de Los Mártires, Puente Aranda, Antonio Nariño y Ciudad Bolívar.

**Ilustración 5. Densidad oferta acumulada Airbnb Bogotá 2015 - 2019**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

- Los rangos de densidad superiores identificados con colores amarillo, naranja, rojo y rojo oscuro forman un corredor casi continuo ubicado en el sector oriental de la ciudad, esto sobre las localidades de Usaquén, Chapinero, Santa Fe, La Candelaria y Teusaquillo.
- El rango de densidad más alto (1103,65 – 1504,97 U/km<sup>2</sup>) se ubica en el norte de Chapinero (Chicó Norte, Chicó Norte II Sector, Antiguo Country), en el medio de Chapinero (Granada, María Cristina, La Salle, Bosque

Calderón, Chapinero Central, Pardo Rubio); sobre la localidad de Santa Fe en los barrios (Samper, La Macarena, San Diego, Las Nieves, Veracruz), y La Candelaria en (Egipto, La Concordia, La Catedral).

- Los rangos medios se ubican en Usaquén, Teusaquillo y Suba en los barrios identificados en el año 2018.
- Los Rangos bajos identificados por los colores gris y azul se ubican en gran parte en Suba, Barrios Unidos, Engativá, Fontibón, Kennedy, Puente Aranda, Los Mártires y Antonio Nariño, localidades ubicadas en el occidente de la ciudad.

### NÚMERO PROMEDIO MENSUAL Y CANTIDAD ACUMULADA DE PROPIEDADES AIRBNB

Para observar el crecimiento de la oferta Airbnb, se tiene en cuenta que las propiedades vinculadas a las plataformas no necesariamente son alquiladas todos los meses del año y no necesariamente están activas en todos los años; este promedio mensual ilustra la cantidad de propiedades según la variación de la demanda por mes en el año.

Por otra parte existe una cantidad acumulada de propiedades la cual nos indica el número de propiedades activas y alquiladas por lo menos una vez en el año, este se suma hasta obtener el acumulado de las 20.650 propiedades, número de propiedades que al menos un mes durante el periodo 2015 – 2019.

En la tabla 2 se muestra el promedio mensual de propiedades activas en cada año, un número de propiedades acumulado y la tasa de crecimiento del número promedio mensual de propiedades.

**Tabla 2. Cantidad de propiedades Airbnb alquiladas entre 2015 – 2019**

PERIODO	PROMEDIO MENSUAL	ACUMULADO	TASA CRECIMIENTO
<b>2015</b>	568	1.532	
<b>2016</b>	1320	5.158	124%
<b>2017</b>	2605	11.078	115%
<b>2018</b>	4066	19.109	72%
<b>feb-19</b>	5132	20.650	8%

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Cabe aclarar que la información empleada se encuentra acotada desde el mes de mayo de 2015 hasta febrero de 2019, dando posibilidad de no



evidenciar las posibles propiedades activas en los meses de enero a abril del 2015, probablemente por esta diferencia se observa una tasa de crecimiento mayor entre 2015 y 2016 en comparación con el crecimiento entre 2016, 2017 y 2018.

La gráfica 1 muestra el promedio mensual de las propiedades activas para cada año dentro del periodo de estudio, en donde se observa un crecimiento continuo, comenzando con un promedio mensual de 568 propiedades en el año 2015, seguida por 1320 propiedades en 2016, 4066 propiedades en 2017 y 5132 propiedades en 2019.

**Gráfica 1. Número promedio mensual de propiedades Airbnb**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

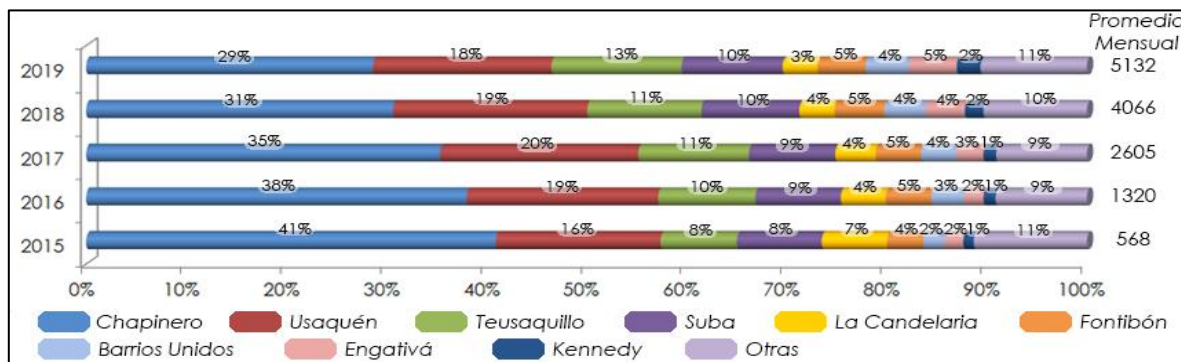
A continuación se describe la distribución de la oferta por localidades diferenciando su comportamiento de acuerdo al número promedio mensual y la cantidad acumulada.

### **DISTRIBUCIÓN DEL PROMEDIO MENSUAL POR LOCALIDAD**

El promedio mensual de propiedades nos permite observar la cantidad media de propiedades que fueron alquiladas para cada año; la gráfica 2

muestra los porcentajes de participación de cada localidad con respecto al promedio mensual general para la ciudad en cada año.

**Gráfica 2. Participación del promedio mensual por localidad 2015 - 2019**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Se observa que durante el periodo mayo 2015 a febrero de 2019 el número promedio mensual de propiedades es mayor en la localidad de Chapinero, en donde su participación pasó del 41% en 2015 al 29% en el año 2019 con respecto al promedio mensual de la ciudad.

En la tabla 3 se muestra el número promedio mensual por año, para cada una de las localidades con mayor participación durante el periodo en estudio.

**Tabla 3. Número promedio mensual por localidades**

LOCALIDAD	2015	2016	2017	2018	2019
<b>CHAPINERO</b>	233	502	921	1.246	1.471
<b>USAQUÉN</b>	94	253	516	790	915
<b>SUBA</b>	48	113	225	398	518
<b>TEUSAQUILLO</b>	43	128	288	464	668
<b>LA CANDELARIA</b>	37	59	105	144	179
<b>FONTIBÓN</b>	21	60	118	201	247
<b>BARRIOS UNIDOS</b>	12	44	93	168	222
<b>ENGATIVÁ</b>	11	26	70	160	247
<b>KENNEDY</b>	6	16	33	76	122
<b>TOTAL P. M.</b>	<b>568</b>	<b>1.320</b>	<b>2.605</b>	<b>4.066</b>	<b>5.132</b>

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Todas las localidades presentan un aumento en el número promedio mensual de propiedades entre 2015 y 2019.

### **DISTRIBUCIÓN DE LA CANTIDAD ACUMULADA POR LOCALIDAD**

A continuación se muestra la distribución de la cantidad acumulada de propiedades en alquiler, según su ubicación geográfica dentro de la ciudad de Bogotá, identificando de esta manera la localidad.

En la tabla 4, se identifican las diez primeras localidades con mayor cantidad de propiedades al final del periodo 2015 a 2019, además se muestra la cantidad total acumulada de propiedades por cada una y el porcentaje de participación por año, esto asumiendo el número total acumulado como el 100%. También se muestran los mayores porcentajes subrayados en la tabla, destacándose el 2018 como el año con mayor crecimiento en (9 de 10) localidades, por otra parte La Candelaria presentó mayor crecimiento en 2017, vinculándose el 32% del total del propiedades de esta.

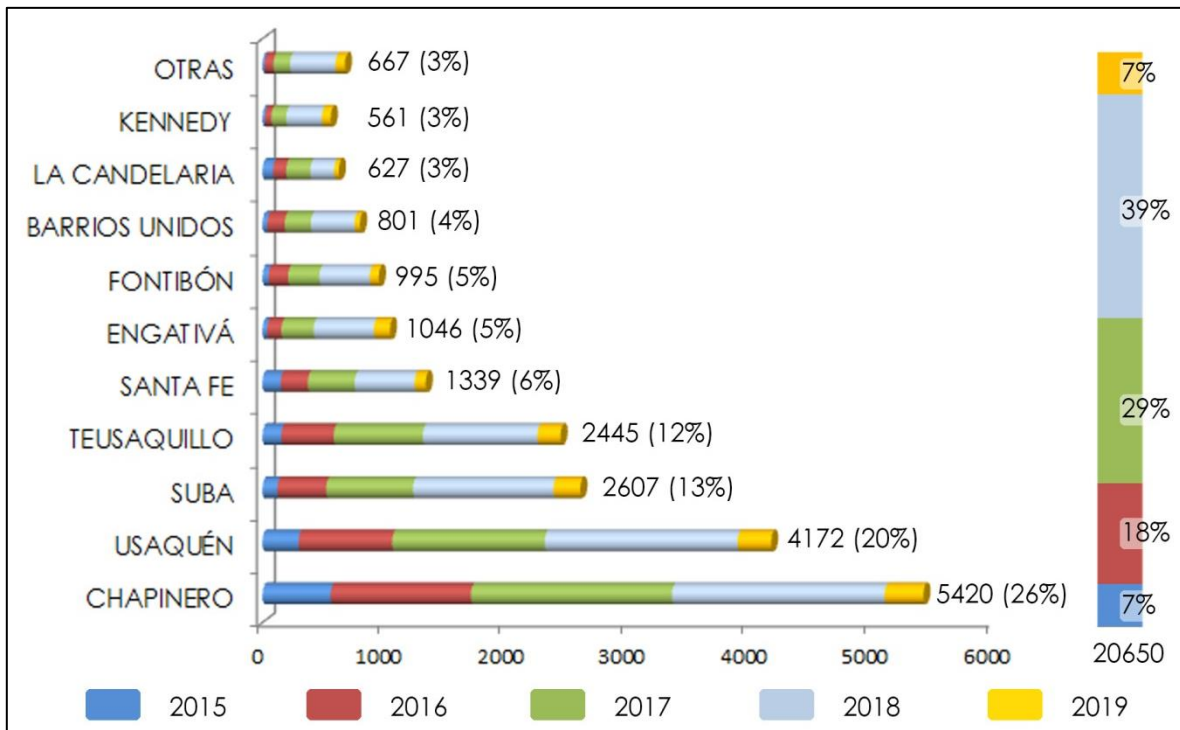
**Tabla 4. Distribución de propiedades Airbnb por localidad**

<b>LOCALIDAD \ AÑO</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CHAPINERO</b>	10%	21%	30%	<u>32%</u>	6%	5.420
<b>USAQUÉN</b>	7%	18%	30%	<u>38%</u>	7%	4.172
<b>SUBA</b>	5%	15%	27%	<u>44%</u>	8%	2.607
<b>TEUSAQUILLO</b>	6%	18%	30%	<u>38%</u>	8%	2.445
<b>SANTA FE</b>	11%	17%	29%	<u>37%</u>	7%	1.339
<b>ENGATIVÁ</b>	4%	11%	25%	<u>47%</u>	13%	1.046
<b>FONTIBÓN</b>	5%	17%	27%	<u>43%</u>	8%	955
<b>BARRIOS UNIDOS</b>	5%	18%	27%	<u>45%</u>	6%	801
<b>LA CANDELARIA</b>	14%	17%	<u>32%</u>	31%	6%	627
<b>KENNEDY</b>	4%	9%	22%	<u>52%</u>	13%	561
<b>OTRAS</b>	2%	11%	20%	<u>55%</u>	12%	677

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la gráfica 3 se ilustra el porcentaje de participación de cada una de las localidades frente al total acumulado de propiedades en la ciudad al final del periodo en estudio.

**Gráfica 3. Cantidad acumulada de propiedades por localidad 2015 - 2019**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la barra vertical en la derecha de la gráfica se observa el porcentaje de participación por año con respecto al total de 20650 propiedades identificadas como alquiladas por lo menos una vez entre 2015 – 2019, en donde el año con mayor cantidad de propiedades nuevas alquiladas es el 2018 con un 39%, seguido por 2017 con 29%. También se logra identificar mayor crecimiento u oferta en la localidad de Chapinero (26%), seguida por Usaquéen (20%), Suba (13%), Teusaquillo (12%), Santa Fe (6%) y Engativá (5%).

A continuación se describen las cuatro localidades con mayor número de propiedades en alquiler (Chapinero, Usaquéen, Suba y Teusaquillo), identificando los diez barrios con mayor oferta de cada una.

Además de esto se describe la localidad de La Candelaria en donde a pesar de no informar un número significativo de propiedades en comparación con las principales localidades en cuestión de oferta, según el análisis de densidad por unidad de área, descrito anteriormente es una localidad en la cual se identifica una densificación significativa de los establecimientos con oferta.

## DESCRIPCIÓN DE LOCALIDADES POR BARRIO CATASTRAL

En este capítulo se identifican e ilustran los barrios con mayor número de propiedades Airbnb, numerándolos del 1 al 10 los cuales corresponden según el número a la ilustración de la localidad; logrando así identificar la ubicación de los barrios, las vías principales y los sitios de interés que se encuentran dentro o cerca de estos.

### Barrios con mayor oferta en Chapinero

En Chapinero se destaca el barrio Chicó Norte con una participación del 11%, siendo el barrio con mayor número de propiedades dentro de la localidad y comparado con otras localidades, igualmente se rodea de barrios con número de propiedades significativamente altas como Chicó Norte III Sector y Chicó Norte II Sector entre otros.

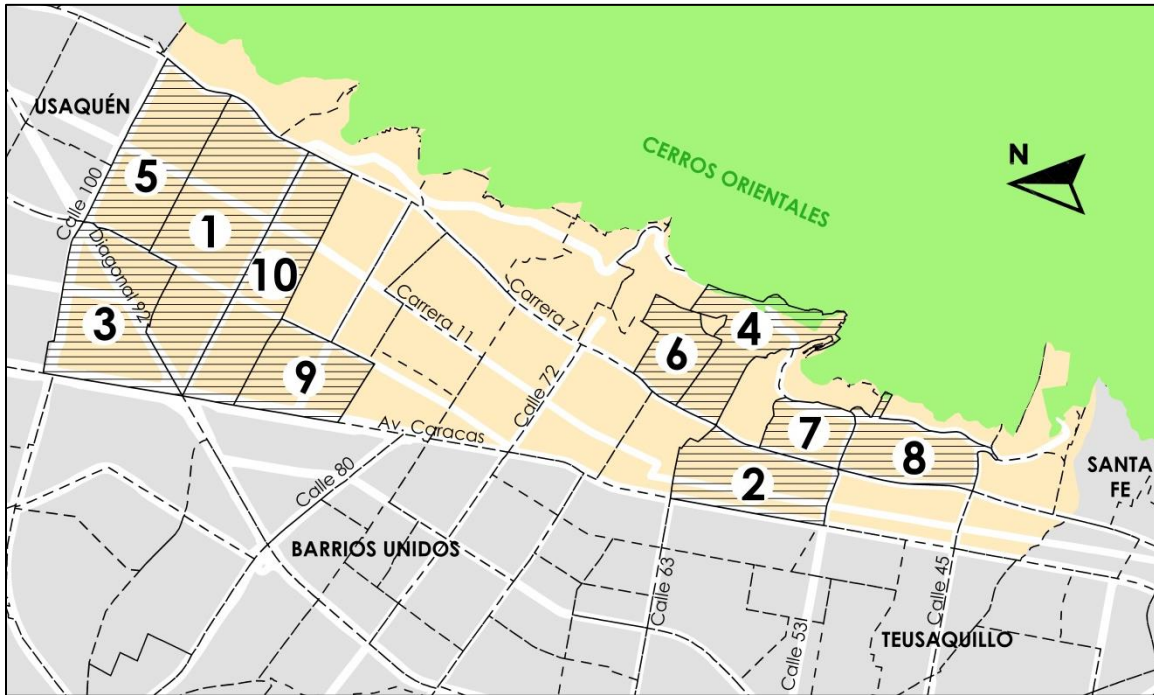
**Tabla 5. Barrios con mayor oferta Airbnb Chapinero**

ID	BARRIO	CANTIDAD	PARTICIPACIÓN %
1	CHICÓ NORTE	592	11%
2	CHAPINERO CENTRAL	469	9%
3	CHICÓ NORTE III SECTOR	331	6%
4	MARIA CRISTINA	287	5%
5	CHICÓ NORTE II SECTOR	282	5%
6	GRANADA	275	5%
7	BOSQUE CALDERON	271	5%
8	PARDÓ RUBIO	270	5%
9	ANTIGUO COUNTRY	268	5%
10	EL CHICÓ	257	5%
<b>LOCALIDAD CHAPINERO</b>		<b>5.420</b>	<b>100%</b>

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la ilustración 6 se identifican los barrios descritos anteriormente por medio de números del 1 al 10, siendo el número 1 el barrio con mayor número de propiedades y disminuyendo hasta el número 10, (este modo de ilustración se emplea para las demás localidades); A través de la ubicación de estos se pueden observar dos zonas formadas por estos barrios, una ubicada al norte de la localidad y otra en el centro.

**Ilustración 6. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Chapinero**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la localidad se identifican atractivos turísticos como: El Parque Virrey, Monumento a Américo Vespucio, Parque Chicó, Museo Mercedes Sierra de Pérez El Chicó, Sinagoga 'Adat Israel' y el parque de la 93, Parque de los Hippies, Casa del Buen Ciudadano Francisco de Paula Vélez, Club El Comercio, Parque de Lourdes, Basílica Menor de Nuestra Señora de Lourdes y Estatua Antonio José de Sucre, entre otros.

Estas áreas de agrupación cuentan con vías importantes en la movilidad de la ciudad como: Avenida Caracas, Carrera 7, Carrera 11, Diagonal 92, Calle 100, Calle 53 y Calle 63.

**Barrios con mayor oferta en Usaquéen**

En la localidad de Usaquéen los cinco barrios con mayor número de propiedades vinculadas se ubican al sur de la localidad, entre la Autopista Norte y carrera 11, desde calle 100 hasta la calle 127; dentro de esta área se encuentra el 40% del total de las propiedades de alquiler localizadas en Usaquéen.

**Tabla 6. Barrios con mayor oferta Airbnb Usaquén**

ID	BARRIO	CANTIDAD	PARTICIPACIÓN %
1	SANTA BARBARA CENTRAL	362	9%
2	SANTA BARBARA OCCIDENTAL	317	8%
3	SAN PATRICIO	291	7%
4	MOLINOS NORTE	244	6%
5	SANTA BIBIANA	242	6%
6	LOS CEDROS	221	5%
7	CAOBOS SALAZAR	205	5%
8	CEDRITOS	205	5%
9	RINCON DEL CHICÓ	150	4%
10	LA CALLEJA	149	4%
<b>LOCALIDAD USAQUÉN</b>		4172	100%

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

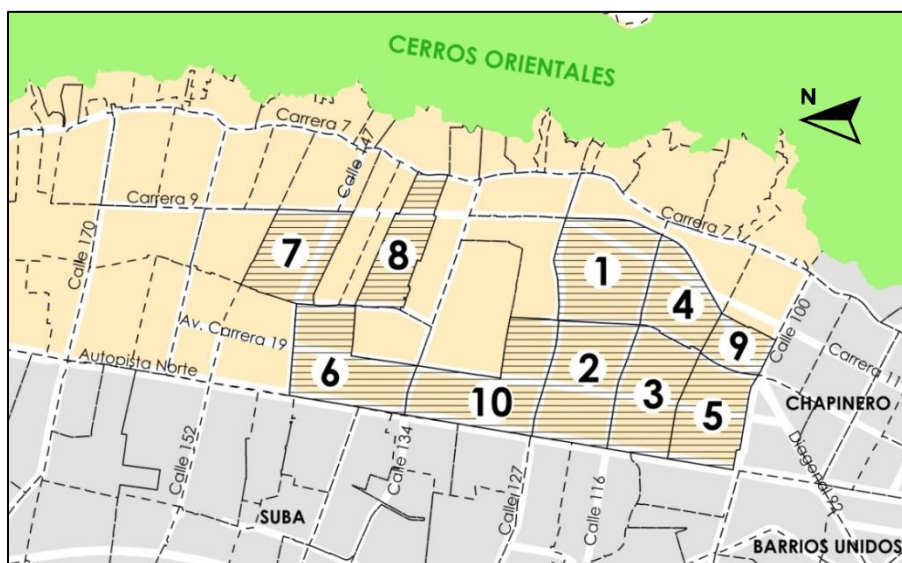
Los barrios ubicados en la zona de análisis son los siguientes: Santa Bárbara Central, santa Bárbara Occidental, san patricio, Molinos Norte, Santa Bibiana y Rincón del Chicó presenta atractivos cercanos como Santa Ana Centro Comercial Boutique, Estación del Ferrocarril de Usaquén - (Actual punto recogida pasajeros Tren de la Sabana) y parque Navarra.

En el barrio con más cantidad de propiedades Santa Bárbara Central se ubica el centro comercial Unicentro Bogotá. Además es uno de los más cercanos al barrio Usaquén, el cual tiene atractivos como: Plaza de Usaquén, Parroquia Santa Bárbara de Usaquén, Zona gastronómica de Usaquén, Mercado de las Pulgas Usaquén, Casa de Hacienda Santa Bárbara - Centro Comercial Hacienda Santa Bárbara, Casa de la Alcaldía de Usaquén y Quebrada Santa Bárbara.

La ilustración 7 contiene los barrios de Usaquén y su ubicación con las vías cercanas; en accesibilidad se identifican como vías importantes: Autopista norte, avenida carrera 19, carrera 11, calle 100, calle 116 y calle 127.



**Ilustración 7. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Usaquén**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

**Barrios con mayor oferta en Suba**

La mayor concentración en la localidad de Suba se desarrolla al sur oriente, en áreas aledañas a la autopista norte y la avenida Suba las cuales podrían influenciar el alquiler de propiedades, ya que estas vías soportan el sistema de transporte masivo Transmilenio.

La tabla 7 presenta los barrios con mayor cantidad de propiedades de la localidad, liderados por Batán y Mónaco, barrios que limitan con las vías principales Autopista norte y Avenida Suba.

**Tabla 7. Barrios con mayor oferta Airbnb Suba**

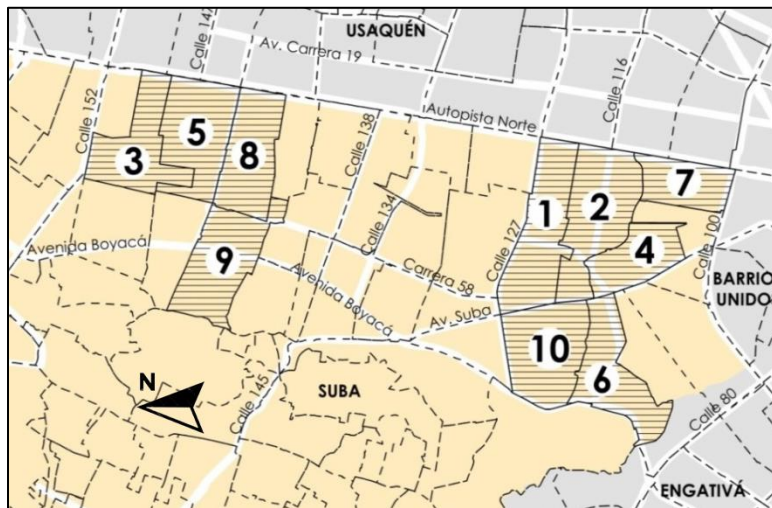
ID	BARRIO	CANTIDAD	PARTICIPACIÓN %
1	BATAN	175	7%
2	MONACO	160	6%
3	BRITALIA	97	4%
4	PUENTE LARGO	97	4%
5	CANTAGALLO	95	4%
6	POTOSI	92	4%
7	ESTORIL	91	3%
8	MAZUREN	85	3%
9	EL PLAN	80	3%
10	NIZA SUR	73	3%
<b>LOCALIDAD SUBA</b>		<b>2607</b>	<b>100%</b>

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo



En Suba se identifican dos grupos de barrios donde están la mayor cantidad de propiedades, un primer grupo ubicado en el sur oriente de la localidad en límites con las localidades de Barrios Unidos y Usaquén, y un segundo grupo de barrios ubicado entre las vías: autopista norte, calle 170, carrera 58, calle 153, carrera 76, calle 146f y calle 152

**Ilustración 8. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Suba**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Dentro del grupo de barrios ubicado al sur oriente de la localidad se identifica el Humedal Córdoba, C.C. Bulevar Niza y C.C. Iserra 100.

El grupo ubicado al sur oriente de la localidad es integrado por vías como: calle 127, avenida suba, avenida Boyacá, la calle 100 y la Autopista Norte.

**Barrios con Mayor oferta en Teusaquillo**

La mayoría de las de propiedades en esta localidad se distribuyen al oriente, entre la avenida caracas y la carrera 30; el barrio con mayor porcentaje de participación es La Soledad seguido por Chapinero Occidental y El Recuerdo.

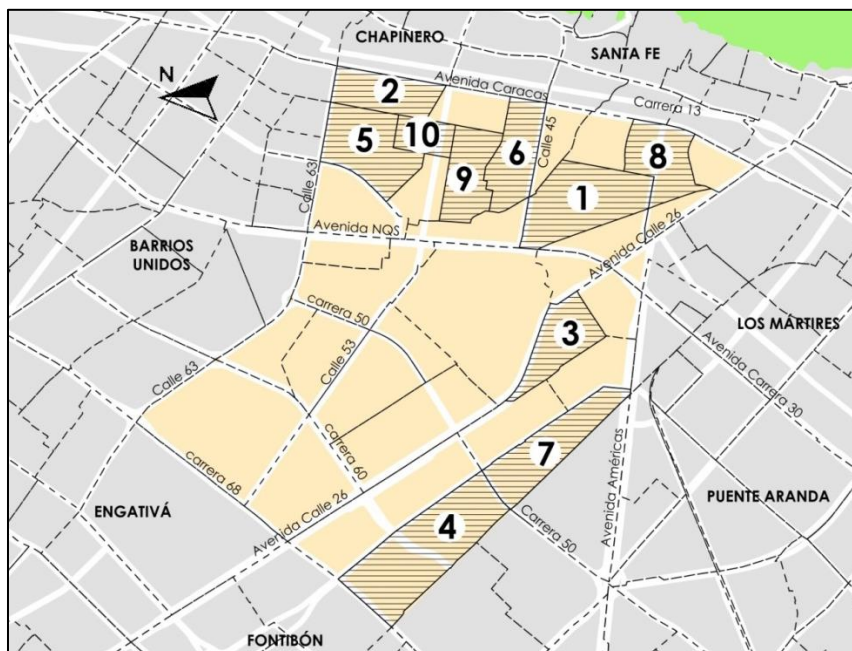
**Tabla 8. Barrios con mayor oferta Airbnb Teusaquillo**

ID	BARRIO	CANTIDAD	PARTICIPACIÓN %
1	LA SOLEDAD	215	9%
2	CHAPINERO OCCIDENTAL	146	6%
3	EL RECUERDO	141	6%
4	CIUDAD SALITRE SUR-ORIENTAL	132	5%
5	SAN LUIS	126	5%
6	PALERMO	120	5%
7	ORTEZAL	110	4%
8	TEUSAQUILLO	109	4%
9	ALFONSO LOPEZ	93	4%
10	BANCO CENTRAL	92	4%
<b>LOCALIDAD TEUSAQUILLO</b>		<b>2.445</b>	<b>100%</b>

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

La ilustración 9 se muestra la disposición de los barrios identificados anteriormente y vías importantes para la movilidad de la localidad como la avenida caracas, avenida carrera 30, avenida calle 26, calle 63, calle 45 y carrera 68 entre otras.

**Ilustración 9. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb Teusaquillo**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la ilustración anterior, se observa que siete de diez barrios se ubican al oriente de la localidad, este grupo es liderado por el Barrio La Soledad identificado con número 1.

En el barrio La Soledad encontramos sitios de interés como: Park Way de la Soledad, Museo Histórico Mariano Ospina Pérez, Monumento al Almirante José Prudencio Padilla.

Barrio Teusaquillo: Iglesia Santa Ana, en el barrio El Campín: Museo Oficial Millonarios F.C., Estadio Nemesio Camacho El Campín

Otros barrios: Sector comercial de la calle 53, Parroquia Divino Salvador, Iglesia de San Alfonso María de Ligorio, Plazoleta del Concejo entre otros.

Por otra parte barrios como El Recuerdo y Ortezal identificados con los números 3 y 4 no se encuentran al oriente de la localidad, estos se encuentran cerca de una “zona Universitaria” en donde se encuentran: 7 museos como lo son: “Museo Nacional de Geografía y Cartografía - Agustín Codazzi”, Museo Geológico Nacional (José Royo y Gómez), Museo de Historia Natural de la Universidad Nacional; el Auditorio León de Greiff - Universidad Nacional, Conjunto de Edificios de la Universidad Nacional de Colombia, Colección Pizano entre otros.

Por su parte el barrio Ortezal se encuentra cerca a en barrio Centro Nariño en donde se localiza al Corporación de Ferias y Exposiciones – Corferias y Conjunto de Edificios Centro Urbano Centro Nariño.

Entre otros sitios de interés cercanos se distinguen el Museo de Artes Gráficas - Imprenta Nacional de Colombia y Escultura El Caracol, cerca al barrio Ciudad Salitre Sur-oriental.

### ***Barrios con mayor oferta en La Candelaria***

El mayor número de propiedades en alquiler en la localidad La Candelaria, se ubican en barrios centrales (Egipto, La Catedral, Centro Administrativo y La Concordia), cercanos a la mayoría de los atractivos turísticos y próximos a Transmilenio.

Con menor número de propiedades le siguen barrios periféricos de la localidad ubicados al sur y nororiente (Santa Bárbara, Belén, San Francisco Rural).

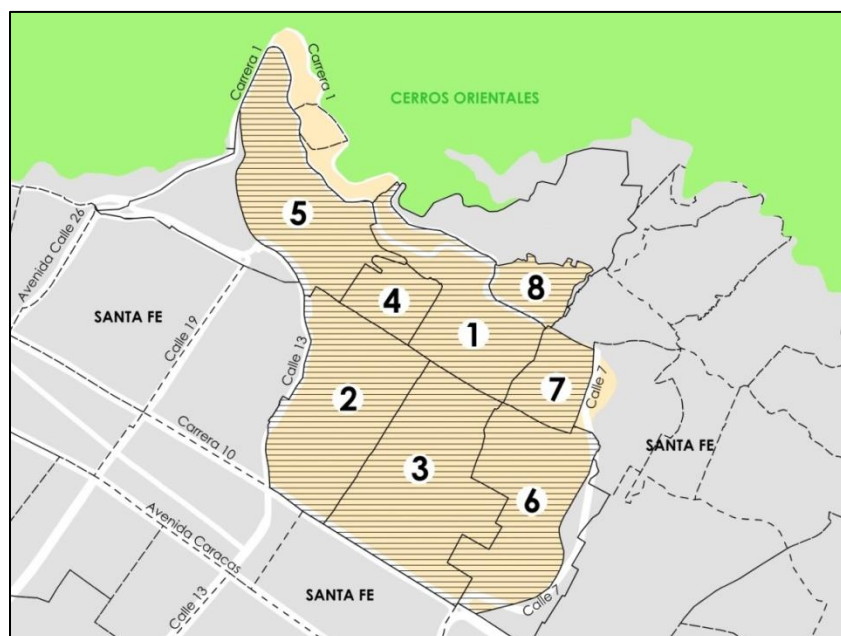
**Tabla 9. Barrios con mayor oferta Airbnb La Candelaria**

ID	BARRIO	CANTIDAD	PARTICIPACIÓN %
1	EGIPTO	183	29%
2	LA CATEDRAL	131	21%
3	CENTRO ADMINISTRATIVO	93	15%
4	LA CONCORDIA	82	13%
5	LAS AGUAS	80	13%
6	SANTA BARBARA	38	6%
7	BELÉN	12	2%
8	SAN FRANCISCO RURAL	4	1%
<b>LOCALIDAD LA CANDELARIA</b>		<b>627</b>	<b>100%</b>

Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la ilustración 10 se representa la ubicación de los barrios dentro de La Candelaria, numerados según la cantidad de propiedades Airbnb.

**Ilustración 10. Ubicación de barrios con mayor oferta Airbnb La Candelaria**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la ilustración anterior se observa que los cuatro barrios con mayor número de propiedades ubicados en la zona centro de la localidad, limitados por vías como la carrera 10, calle 13 (avenida Giménez), calle 7 y avenida circunvariar.

En esta área se encuentran atractivos importantes de la ciudad como los son: plazas, edificios gubernamentales y gran número de museos entre otros atractivos turísticos.

Además de caracterizar la oferta Airbnb geográficamente por densidad en unidad de área, localidades, barrios y vías; la oferta Airbnb puede analizarse según el servicio prestado por los arrendatarios, ejemplo de esto es el acceso o no de animales de compañía, las políticas de cancelación o la calificación por localización o limpieza de la propiedad. Atendiendo a esto, a continuación se presenta un análisis de esas variables que podrían clasificar el servicio.

## **DESCRIPCIÓN DE VARIABLES**

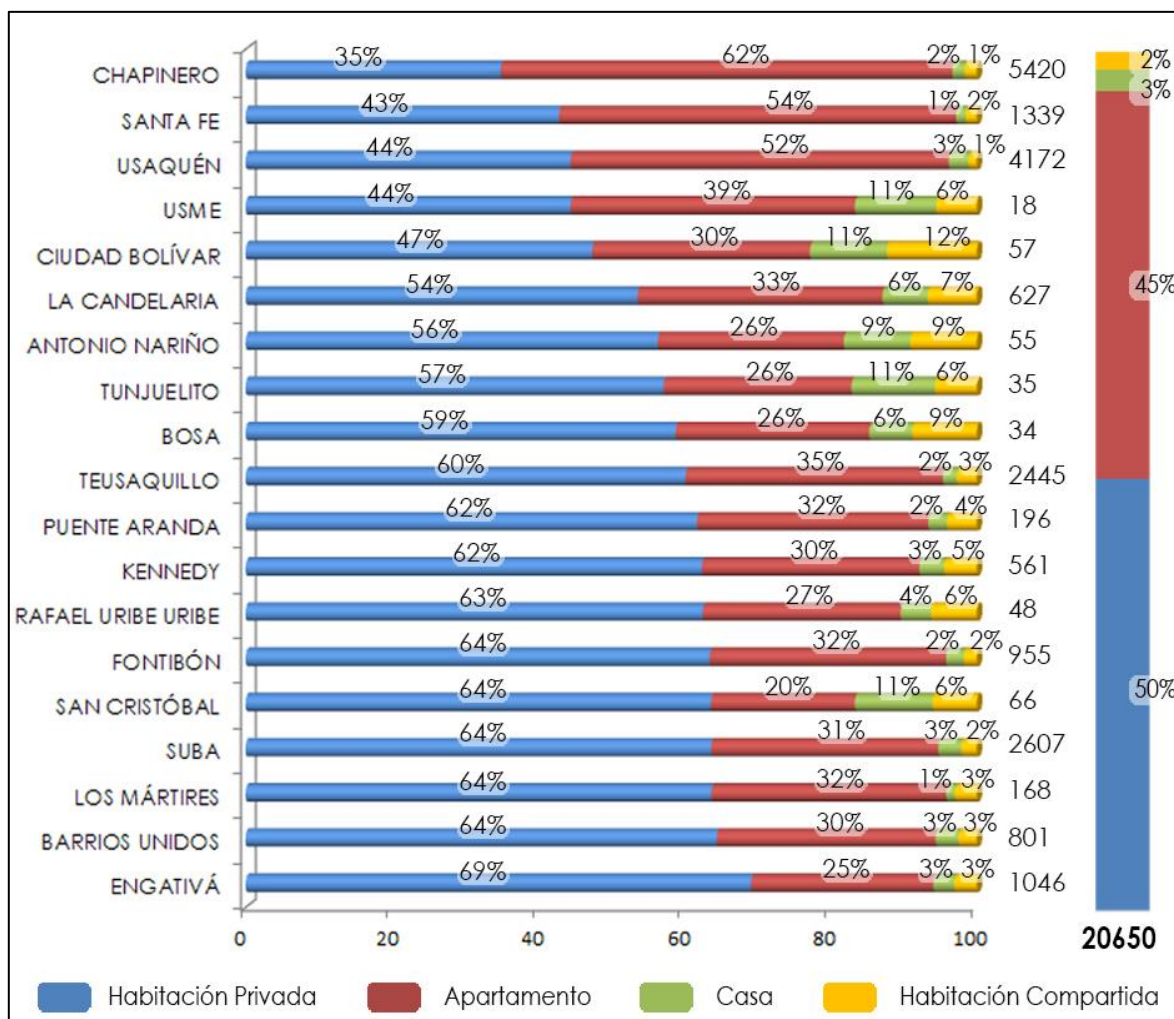
En este capítulo vamos a describir el comportamiento de la información a través de un análisis de las variables que podrían clasificar o caracterizar mejor la oferta Airbnb en la ciudad. En la descripción se mostraran resultados porcentuales a nivel general y por localidad.

### **TIPO DE ALQUILER**

Cuando se habla de tipo de alquiler se hace referencia al tipo de alojamiento y la disponibilidad de alquiler descrita por el arrendador. La plataforma Airbnb distingue tres tipos de Alquiler: Habitación Privada, Habitación Compartida y Casa/Apartamento Entero, para este análisis se dividió la casa y el apartamento entero, tomando como medida el tamaño de la propiedad, donde se asume que un apartamento no podría tener más de 5 habitaciones o más de 3 baños, si la propiedad presenta áreas mayores a esta se considera como casa.

La gráfica 4 muestra el tipo de alquiler por localidad, en la barra vertical de se observa que el 50% de las propiedades en alquiler son habitaciones privadas, 45% son apartamentos, 3% casas y 2% habitaciones compartidas. Además de esto

**Gráfica 4. Tipo de alquiler**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En el oriente de la ciudad, hay mayor número de propiedades tipo apartamento, esto en las localidades: Chapinero (62%), Santa Fe (54%) y Usaquén (52%); por otra se alquilan más las habitaciones privadas en: Engativá (69%), Barrios Unidos (64%), Los Mártires (64%), Suba (64%), San Cristóbal (64%) entre otros.

Las habitaciones compartidas se presentan más en las localidades como Ciudad Bolívar (12%), Antonio Nariño (9%), Bosa (9%) y La Candelaria (7%); el tipo de alquiler de Casas se observa en mayor porcentaje en las localidades de Ciudad Bolívar, Usme y San Cristóbal en un 11% con respecto a las propiedades de cada una.



## POLÍTICAS DE CANCELACIÓN

Las políticas de cancelación son condiciones establecidas por el anfitrión de la propiedad, en las cuales establece tiempos y el valor de reembolso de las tarifas de alojamiento, a su vez, el reembolso dependerá de los días con anterioridad en los cuales se realiza la cancelación del alquiler.

Para el análisis de las políticas de cancelación se identifica la clasificación: Flexible, Moderado, Estricto, Supe Estricto y Según Periodo de Cancelación.

Flexible: “**1 días antes**”, para obtener el reembolso íntegro de las tarifas de alojamiento, la cancelación debe realizarse al menos 24 horas antes de la hora local de entrada; “**Llegada**”, si el huésped cancela con menos de 24 horas de antelación a la hora prevista de llegada, no se le reembolsará el importe de la primera noche; “**Salida**”, si el huésped decide abandonar el alojamiento antes de lo previsto, se le reembolsará el importe total de las tarifas de alojamiento de las noches no disfrutadas a partir de las 24 horas siguientes a la cancelación oficial.

Moderado: “**5 días antes**”, para obtener el reembolso íntegro de las tarifas de alojamiento, la cancelación debe realizarse al menos cinco días completos antes de la hora local de entrada; “**Llegada**”, Si el huésped cancela con menos de 5 días de antelación, no recibirá un reembolso del importe de la primera noche pero sí se le reintegrará el 50 % de las tarifas de alojamiento de las noches restantes; “**Salida**”, Si el huésped llega y decide dejar su alojamiento antes de tiempo, se le reembolsará el 50 % de las tarifas de alojamiento de las noches no disfrutadas a partir de las 24 horas de la cancelación.

Estricta: (reembolso completo si la cancelación se produce durante las 48 horas siguientes al momento de hacer la reserva); “**14 días antes**”, para obtener un reembolso completo de las tarifas de alojamiento, la cancelación debe realizarse durante las 48 horas siguientes al momento de hacer la reserva y al menos 14 días completos antes del día y la hora local de la llegada al alojamiento; “**7 días antes**”, para obtener un reembolso del 50 % de las tarifas de alojamiento, la cancelación debe realizarse siete días completos antes del día y la hora local de llegada al alojamiento; “**Llegada**”, si el huésped cancela con menos de 7 días de antelación o si decide irse antes de lo previsto después de la llegada, las noches no disfrutadas no se reembolsarán.

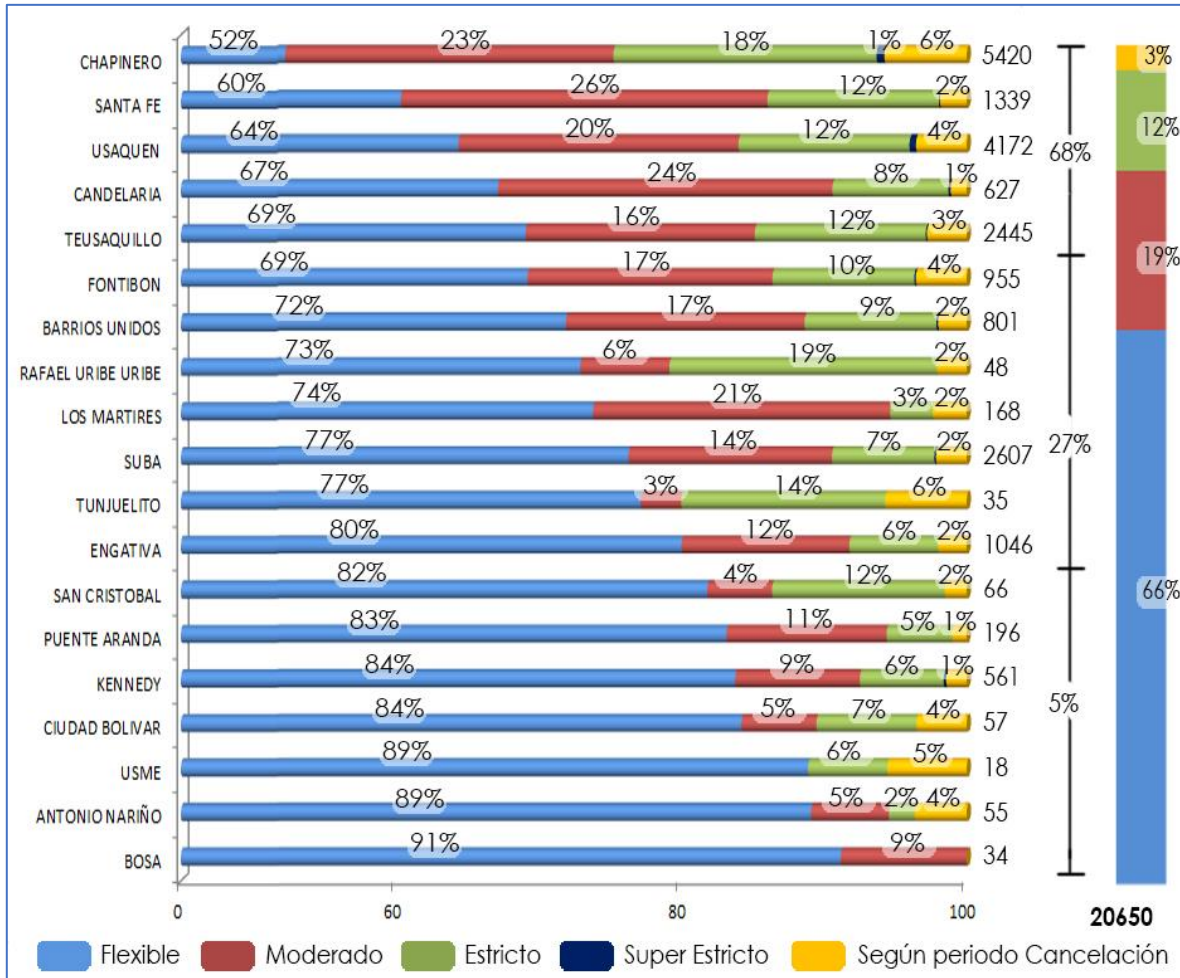
**Súper Estricta:** En esta clase se agrupan las políticas de cancelación súper estricta de 30 días y súper estricta de 60 días, en donde, (reembolso del 50% hasta 30 ó 60 días antes de la llegada, excepto la tarifa de servicio). Para recibir un reembolso del 50 % de las tarifas de alojamiento, la cancelación debe realizarse 30 ó 60 días completos antes de la hora local de llegada; si el huésped cancela con menos de 30 ó 60 días de antelación, las noches no disfrutadas no son reembolsables; si el huésped llega y decide dejar su alojamiento antes de tiempo, las noches no disfrutadas no serán reembolsadas.

**Según Periodo De Cancelación:** Esta clase se adoptó al encontrar propiedades que refieren diferentes porcentajes de reembolso en plazos diferentes de cancelación, no ajustándose a la clasificación adoptada anteriormente.

Al analizar la clasificación de las políticas de cancelación en Bogotá, se identifica que el 66% de las propiedades adoptan políticas de cancelación flexibles, seguida por moderado con 19% y estricto con 12%; las políticas de cancelación según periodo de cancelación con 3% y súper estricto no es común en la ciudad, estos porcentajes se pueden apreciar en la barra vertical ubicada al lado derecho de la gráfica 5.



**Gráfica 5. Políticas de cancelación de alquileres**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

En la gráfica anterior, también se observa una posible relación entre la demanda existente por localidad frente a la rigurosidad en las políticas de cancelación del alquiler; en donde localidades con menor cantidad de propiedades presentan mayor flexibilidad al momento de cancelar, y el porcentaje de políticas moderadas y estrictas aumentan generalmente en las localidades con mayor número de demanda.

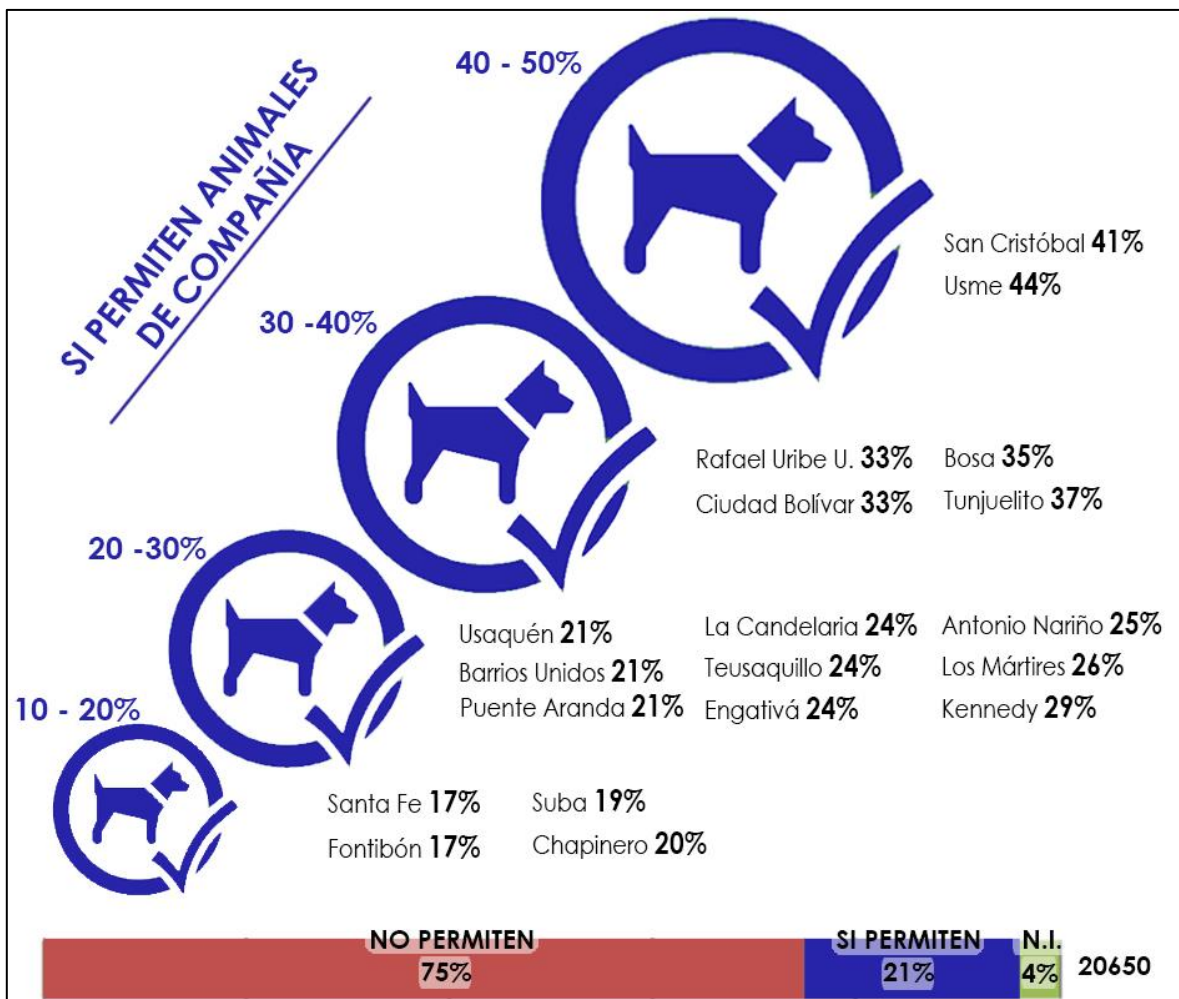
Ejemplo de esto son localidades como Chapinero, Santa Fe, Usaquén, La Candelaria y Teusaquillo las cuales contienen un equivalente al 68% de las propiedades de la ciudad; en estas se encuentran porcentajes de políticas de cancelación moderadas, estrictas y súper estrictas entre 28% y 42% por cada localidad.

En contraste a esto, se encuentran localidades como: Bosa, Antonio Nariño, Usme, Ciudad Bolívar, Kennedy, Puente Aranda y San Cristóbal las cuales equivalen al 5% de las propiedades en la ciudad, las cuales se identifican con más del 80% de propiedades con políticas flexibles.

### ACCESO DE ANIMALES DE COMPAÑÍA

Al analizar las propiedades en alquiler Airbnb, según el permiso de acceso de animales de compañía, se observa que: el 75% las propiedades Airbnb en Bogotá no lo permiten el acceso de animales de compañía, el 21% si permiten su acceso y un 4% no reporta información, esto se ilustra en la gráfica 6.

**Gráfica 6. Acceso de animales de compañía**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Al diferenciar la información por localidad según su oferta, se observa una mayor aceptación de animales de compañía en las localidades ubicadas al suroccidente de la ciudad como: Usme y San Cristóbal, cuyo porcentaje de aceptación esta entre el (40 y 50%), estas son seguidas por Tunjuelito, Bosa, Ciudad Bolívar y Rafael Uribe Uribe, con porcentajes entre el (30 – 40%).

Por otra parte, las localidades con menor porcentaje de aceptación de animales de compañía son: Chapinero, Suba, Fontibón y Santa Fe, en donde los porcentajes de aceptación de mascotas se encuentran entre (10 – 20%).

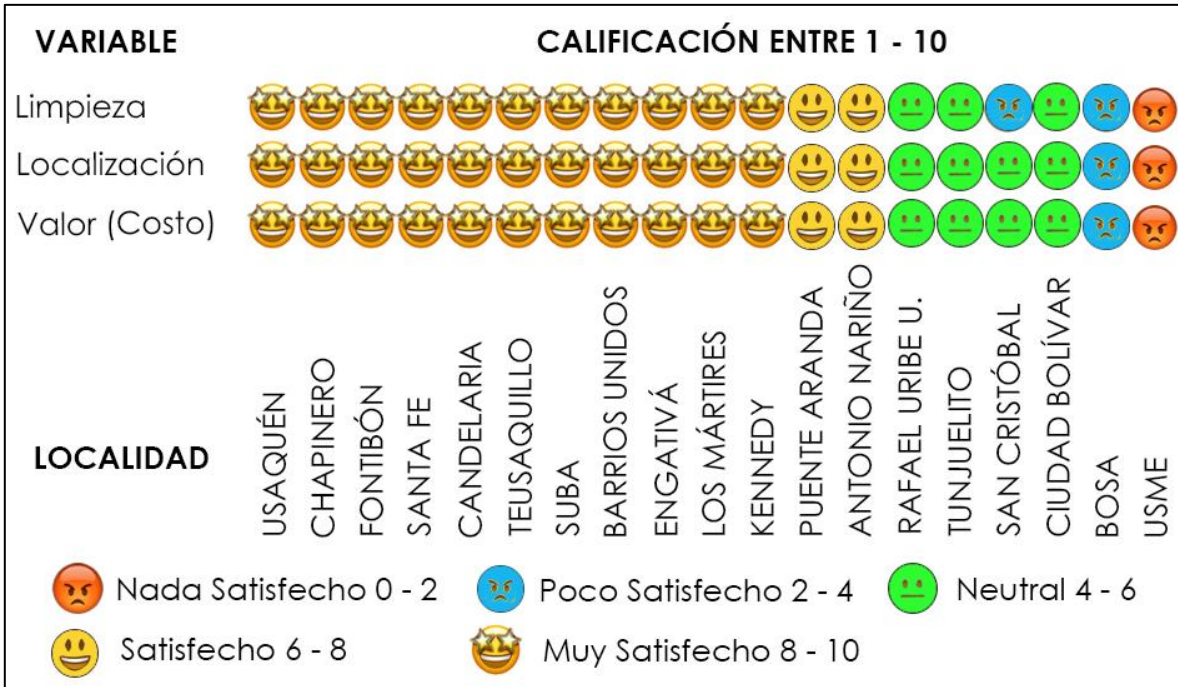
### **NIVEL DE SATISFACCIÓN POR LIMPIEZA, LOCALIZACIÓN Y VALOR (COSTO)**

Para analizar las calificaciones de las propiedades con respecto a limpieza, localización y valor de alquiler, se ilustra la información en cinco rangos, asociando la puntuación con un grado de satisfacción; los rangos de representación son: para puntajes entre (0 – 2) nada satisfecho, (2 - 4) poco satisfecho, (4 - 6) neutra, (6 - 8) satisfecho, (8 - 10) muy satisfecho.

En la gráfica 7 se muestra que las localidades Usaquén, Chapinero, Fontibón, Santa Fe, Candelaria, Teusaquillo, Suba, Barrios Unidos, Engativá, Los Mártires y Kennedy presentan calificaciones de muy satisfecho en limpieza, localización y precio; por otro lado la localidad de Usme con puntajes entre (0 – 2) en promedio presenta calificaciones de no satisfacción, a esta localidad le sigue Bosa y San Cristóbal las cuales su promedio de calificaciones esta entre (2 – 4) puntos.

Se identifican localidades con calificaciones neutrales como lo son: Rafael Uribe Uribe, Tunjuelito, Ciudad Bolívar y San Cristóbal.

**Gráfica 7. Calificación de limpieza, localización y valor**



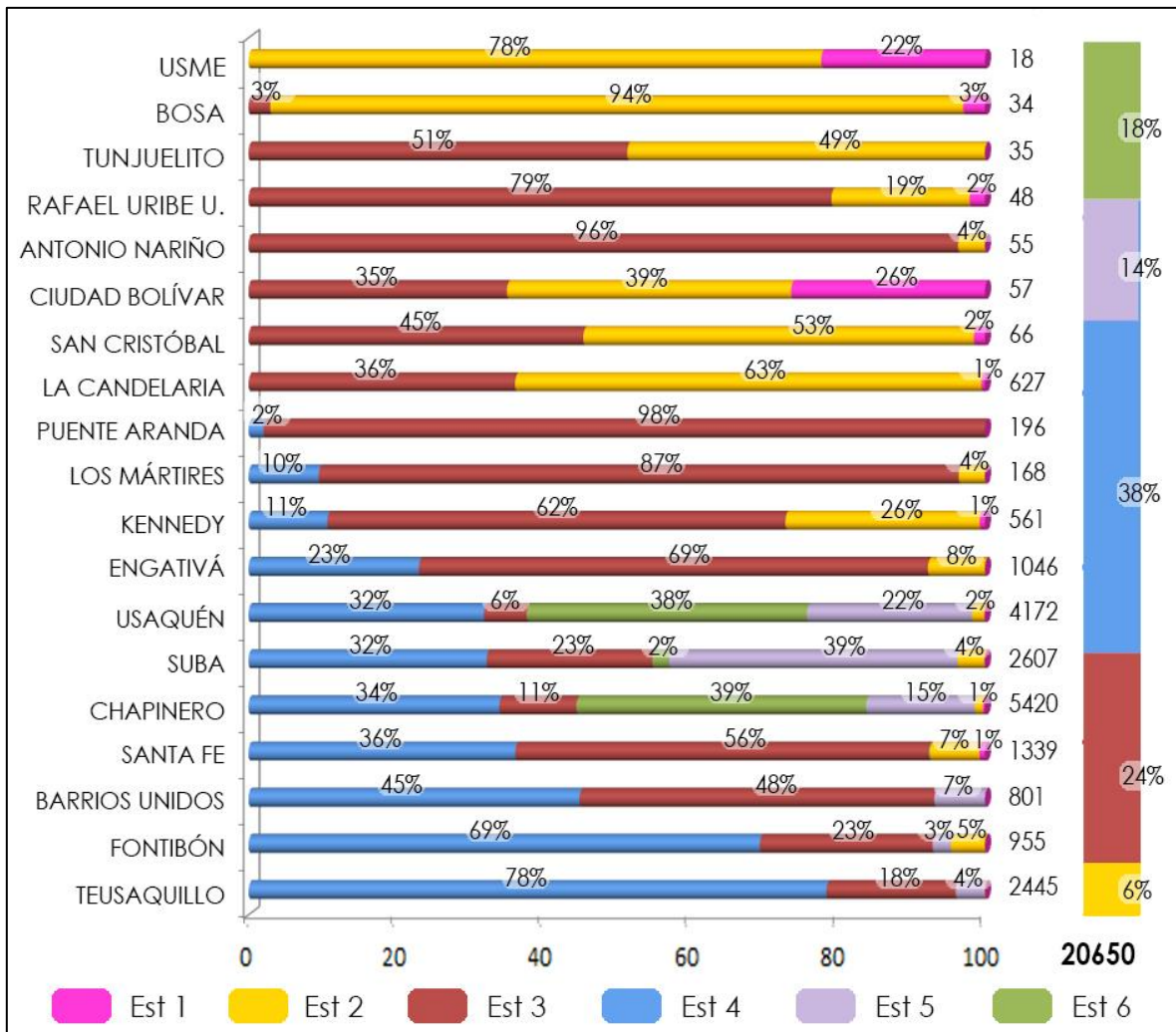
Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

### ESTRATOS SOCIOECONÓMICOS

La variable Estrato socioeconómico se incluye en la información Airbnb de acuerdo a la cercanía espacial de cada propiedad, con respecto a el estrato definido para el lote o manzana más cercano, esto dado que la ubicación de cada propiedad es aproximada por la plataforma como medida de seguridad para los arrendadores.

En la gráfica 8 se pueden observar los porcentajes relacionados a cada estrato socioeconómico respecto a la cantidad de propiedades.

**Gráfica 8. Estratos socioeconómicos**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

De acuerdo a la barra vertical de la gráfica anterior, en donde se muestra el porcentaje de participación de cada estrato socioeconómico con respecto al total de propiedades alquiladas en el periodo 2015 – 2019, se observa mayor participación de los estratos 4 (38%) y 3 (24%), seguido por los estratos 6 (18%) y 5 (14%) y los estratos en donde menos se ubican las propiedades en alquiler son los estratos 1 y 2, los cuales representan el 6%.

Al diferenciar la información por localidades se identifica un mayor porcentaje de propiedades en estratos 1 y 2 en: Usme, Bosa, Tunjuelito, Ciudad Bolívar y san Cristóbal; los estratos 3 y 4 se desarrollan en las localidades Teusaquillo, Fontibón, Barrios Unidos y Santa Fe.

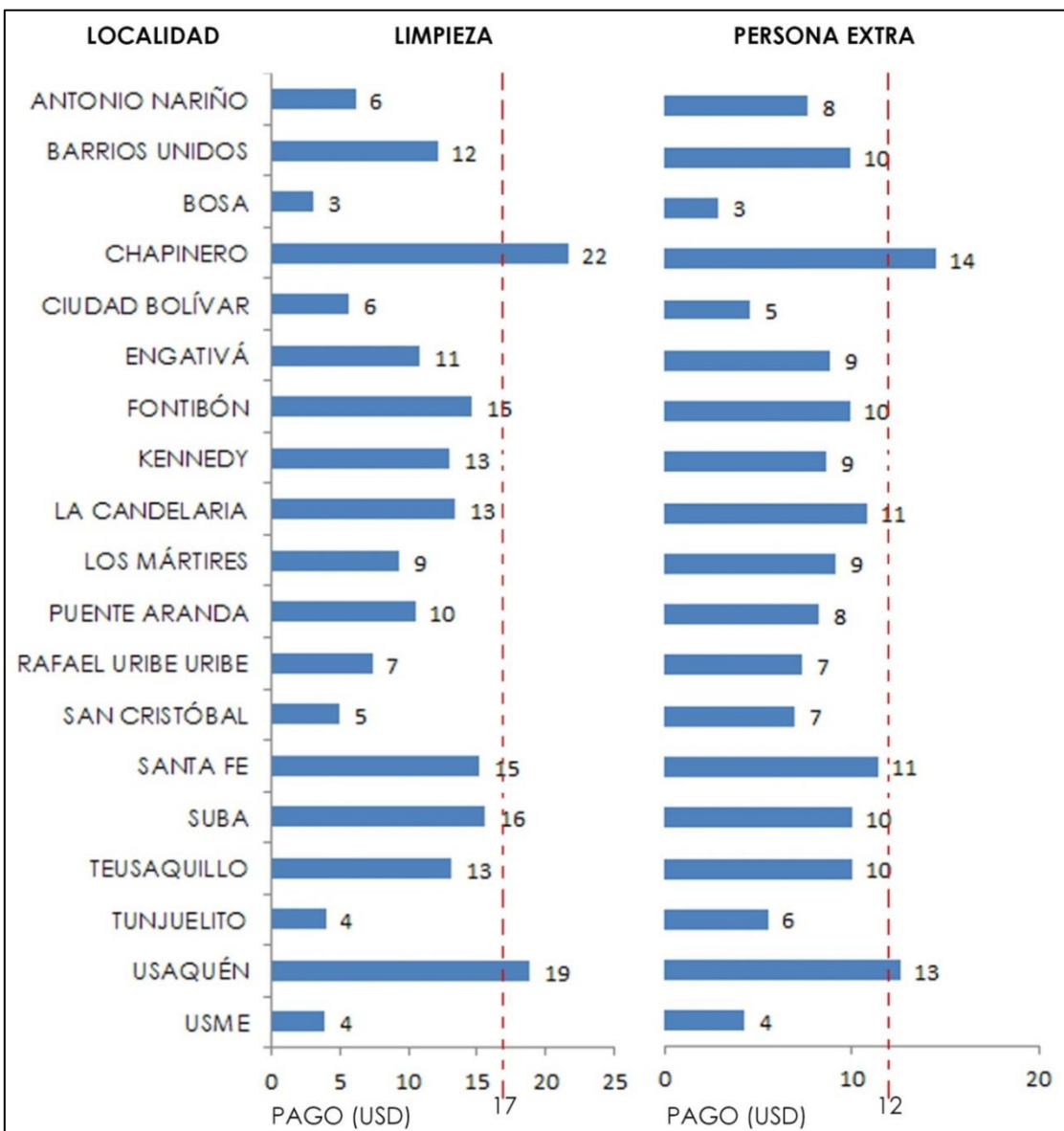


Los estratos altos como 5 y 6 presentan mayor porcentaje en las localidades Chapinero y Usaquén, en donde se destaca el estrato 6 en un 39% y 38% en cada una.

### VALORES (USD) POR LIMPIEZA Y PERSONA EXTRA

La gráfica 9 presenta el promedio de pago en dólares (USD) por los conceptos de limpieza y persona extra, igualmente resalta el promedio general de la ciudad, donde la limpieza presenta un valor promedio de 17 USD y el valor por persona extra es de 12 USD.

**Gráfica 9. Valor USD por limpieza y persona extra**



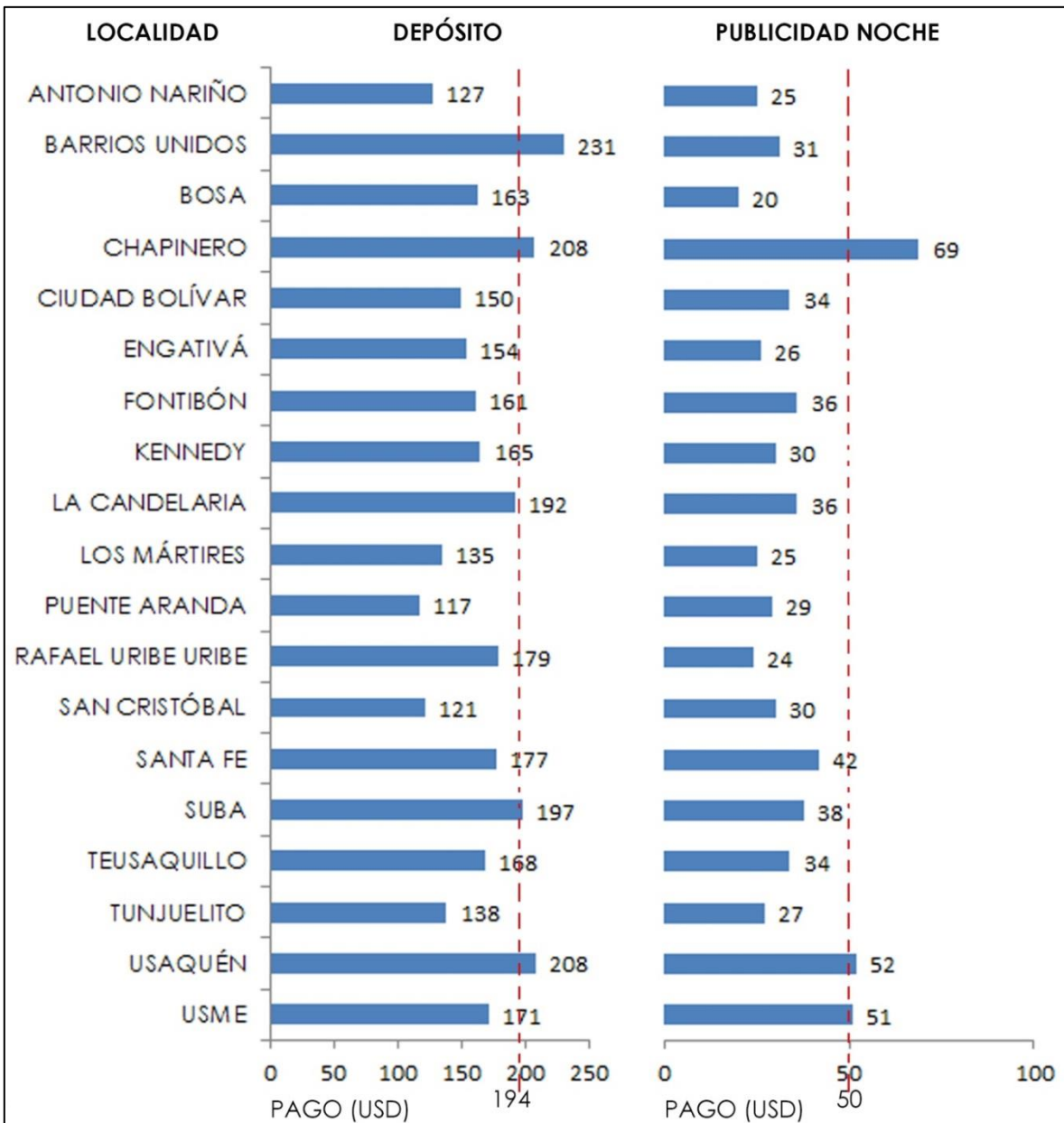
Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Las localidades con mayor valor por limpieza y persona extra son Chapinero y Usaquén, a su vez, sus promedios son los únicos valores superiores al promedio general de la ciudad. Por otro lado, las localidades que pagan menor valor por los conceptos de limpieza o por hospedar a una persona extra son Bosa, Usme, Tunjuelito, Ciudad Bolívar y San Cristóbal con valores promedio entre 3 y 7 USD.

### **VALORES (USD) POR DEPÓSITO Y PUBLICIDAD NOCTURNA**

En la gráfica 10 se presenta el promedio de valores en dólares (USD) por los conceptos de depósito y publicidad nocturna por localidad, en donde el promedio de estas variables con respecto al promedio general de la ciudad, en donde el valor depósito presenta un valor promedio de 194 USD y publicidad nocturna es de 50 USD.

**Gráfica 10. Valor USD por depósito y publicidad nocturna**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Los promedios de los valores de depósito por localidades oscilan entre 117 USD y 231 USD, las localidades cuyo promedio es mayor que el promedio general de la ciudad son: Barrios Unidos, Chapinero y Usaquén, las localidades con valores cercanos al promedio de la ciudad son La Candelaria, Santa Fe y Suba, y las localidades con menor valor son: Puente Aranda, San Cristóbal, Antonio Nariño y Tunjuelito.



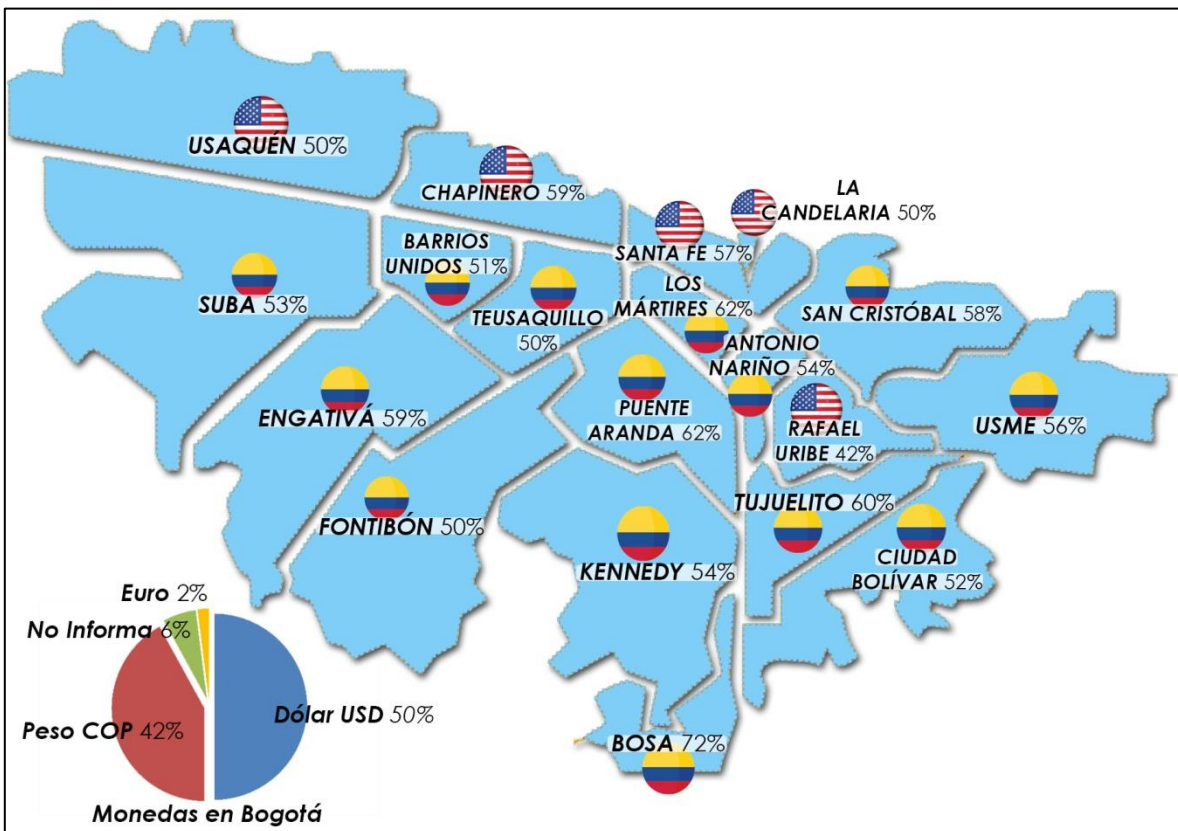
El relación a los valores de publicidad nocturna se destaca Chapinero con 69 USD es la localidad con mayor pago, siguiendo con las localidades: Usaquén y Usme con 51 y 52 USD. En contraste a esto las localidades con los valores menores a 30 USD son: Bosa (20), Rafael Uribe (24), Antonio Nariño (25), Los Mártires (25), Fontibón (26), Tunjuelito (27), Puente Aranda (29).

### MONEDA NATIVA

A través de la variable moneda nativa se identifican las monedas más usadas el momento de realizar el pago por concepto de alquiler, de acuerdo a esto se observa que el 50% de las personas que alquilan en la ciudad pagan con dólares USD, el 42% con pesos COP, 2% con Euros y 6% no informa la moneda nativa.

En la gráfica 11 se ilustran las localidades de Bogotá y la principal moneda de pago.

**Gráfica 11. Moneda nativa**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Las localidades en las cuales el porcentaje de pago en dólares es más alto que las demás monedas son: Chapinero 59%, Santa Fe 57%, Usaquén 50%, La Candelaria 50% y Rafael Uribe Uribe 42%.

En las demás localidades de la ciudad la moneda más usada en el pago de alquiler es el peso colombiano.

En relación a los objetivos planteados para este estudio a continuación se muestran análisis estadísticos realizados con base a la aplicación de modelos y regresiones estadísticas, en donde se incluyen variables significativas de la información.

Como se describió en inicios del documento, con el fin de abreviar la fuente de la información se emplea la palabra Airbnb en remplazo de Airbnb y homeaway.

## **MODELACIÓN ESTADÍSTICA**

El este capítulo se presentan los resultados de pronósticos a final del año 2019 e inicios del año 2020 de las variables: tasa de ocupación, número de propiedades Airbnb e ingresos mensuales Airbnb; estos pronósticos son resultado del empleo de los modelos Sarima y Redes Neuronales.

Igualmente se presentan los resultados y análisis de la aplicación de regresiones cuantitativas, a la variable ingresos mensuales Airbnb; a través de estos modelos se intenta estimar la influencia de variables como: habitaciones, número de fotos publicadas, publicidad nocturna, días reservados, localidades, estratos socioeconómicos y comodidades o servicios complementarios sobre la percepción de ingresos mensuales de las propiedades Airbnb. De la misma forma se muestran los resultados de la regresión cuantílica sobre el arriendo medio de propiedades residenciales por barrio, esto para identificar cualquier posible impacto de la oferta Airbnb sobre el valor del arriendo de propiedades residenciales cercanas.

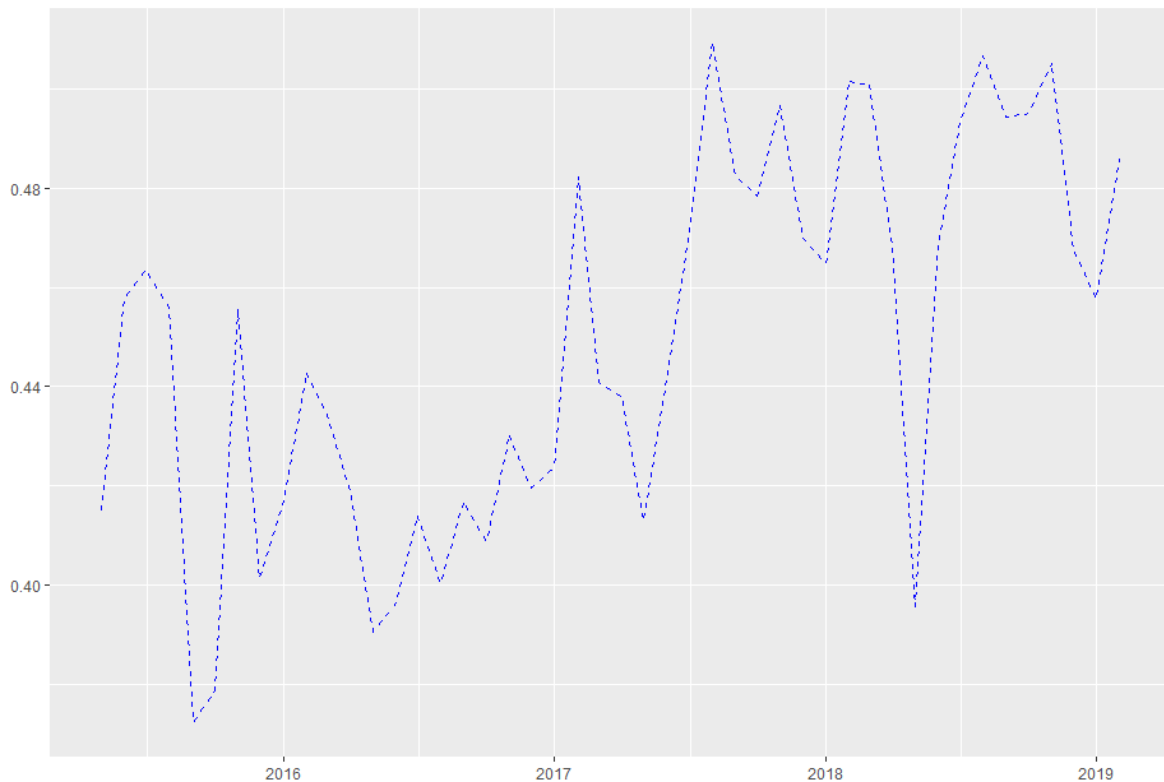
La información del promedio de arriendo en inmuebles residenciales por barrio, corresponde al canon promedio de arriendo resultado de la encuesta multipropósito 2017 realizada por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística – DANE, en la cual se presentan los valores de arriendo por Unidad de Planeación Zonal – UPZ, estos valores se adoptaron para los barrios que integran cada UPZ.

La fuente de información del “Promedio de Predial por Barrio” corresponde a valores resultado del estudio: *Valores Inexactos por Impuesto Predial (a nivel Sector Catastral). Bogotá D.C. Año 2018*, realizado por la secretaria distrital de hacienda y dispuesto en la Infraestructura de Datos Espaciales para El Distrito Capital - IDECA

## TASA DE OCUPACIÓN

La gráfica 12 muestra el comportamiento de la serie con respecto a la tasa de ocupación de las propiedades activas Airbnb, en el periodo mayo de 2015 y febrero de 2019.

**Gráfica 12. Tasa de ocupación Airbnb May.2015-Feb.2019**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

La media de la tasa de ocupación reportada por las propiedades activas Airbnb entre mayo de 2015 y febrero de 2019 es de aproximadamente 45%. Adema se observa un comportamiento creciente durante el periodo evaluado y posiblemente un efecto estacional para la mayoría de años.

## PRONÓSTICO DE LA TASA DE OCUPACIÓN CON MODELO SARIMA

MODELO SARIMA: (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), es un modelo dinámico de series temporales que usa datos longitudinales para realizar estimaciones futuras, las cuales vienen explicadas por los datos del pasado.

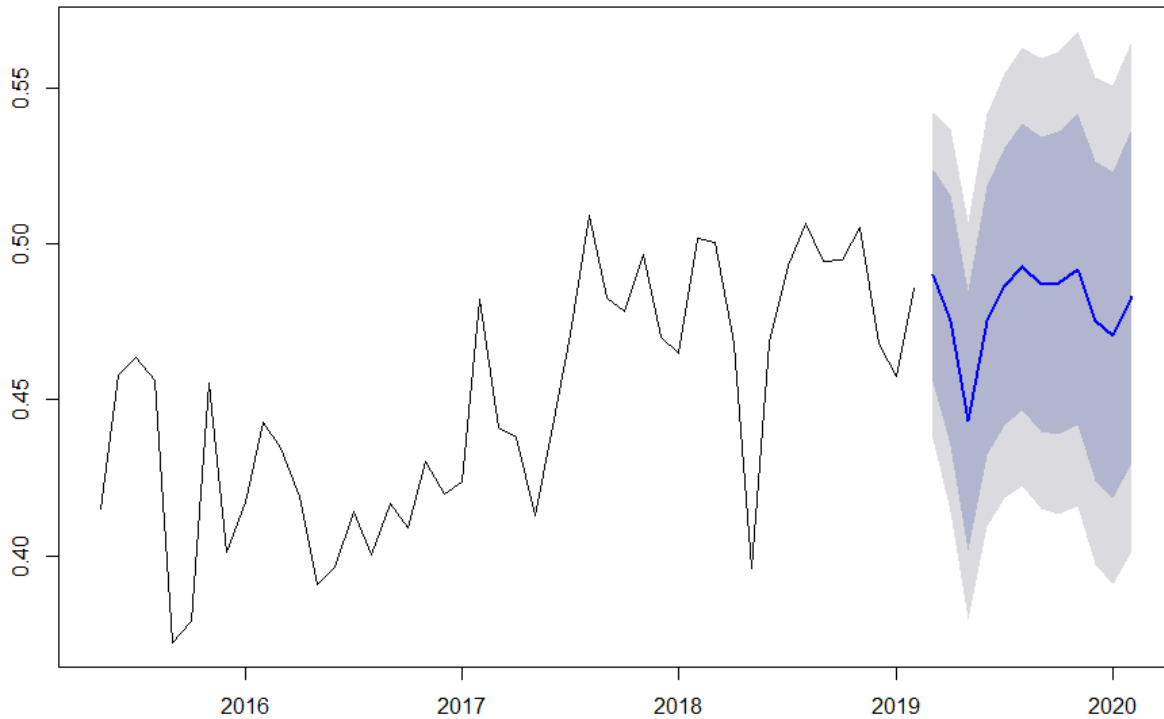
```

SARIMA(0,1,2)(1,0,0)[12]
Coefficients:
    ma1  ma2  sar1
-0.3869 -0.2879 0.4438
s.e.  0.1485 0.1610 0.1696
sigma^2 estimated as 0.0007132: log likelihood=99.17
AIC=-190.34 AICc=-189.34 BIC=-183.11
    
```

El modelo escogido es un SARIMA(0,1,2)(1,0,0)[12], esto significa que es un modelo con un componente de media móvil que indica una incidencia en el tiempo presente de 2 rezagos temporales pasados de los errores, después de diferenciar los datos 1 vez, y por otro lado, un componente estacional autorregresivo, que indica que los valores presentes también están influenciados por el comportamiento cíclico y regular en algunos periodos del año, el cual ocurre cada 12 meses aproximadamente. Para este caso, se observa una caída en la tasa de ocupación entre los meses de marzo o abril en los años evaluados.

La gráfica 13 muestra el resultado de la aplicación del modelo estadístico SARIMA, en la cual se observa el pronóstico de la tasa de Ocupación promedio identificada con una línea azul, la paleta de colores azules identifica el intervalo de confianza en el cual se encuentra el pronóstico, con una confianza del 95%.

**Gráfica 13. Pronóstico tasa de ocupación con modelo Sarima**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

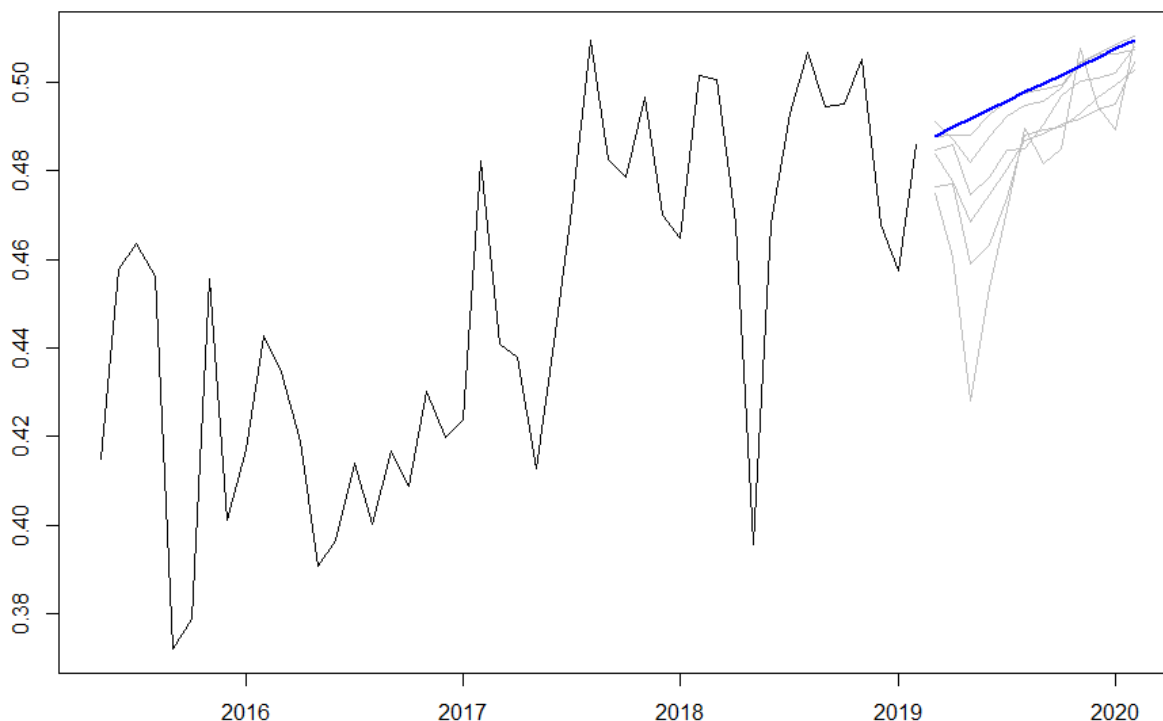
El pronóstico de este modelo estaría indicando que entre 2019 y comienzos de 2020 la tasa de ocupación podría ubicarse aproximadamente entre el 42% y el 53%, con una media cercana al 48%.

### **PRONÓSTICO DE LA TASA DE OCUPACIÓN CON MODELO REDES NEURONALES**

REDES NEURONALES: Las redes neuronales son modelos computacionales complejos, inspirados en el comportamiento del pensamiento biológico, estos modelos generalmente de aprendizaje automático intentan minimizar la pérdida de información dado por la toma de decisiones en la red completa.

La gráfica 14 muestra el pronóstico resultado de aplicar el modelo de redes neuronales a la serie, en donde se utilizan 32 nodos ocultos y 20 repeticiones, se diferencia una vez, y se incluyen rezagos univariados en los nodos: (1,2,8,9,11), además se incorpora el efecto estacional mencionado con anterioridad.

**Gráfica 14. Pronóstico tasa de ocupación con modelo de Redes Neuronales**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

Como resultado de la aplicación del modelo de redes neuronales, el pronóstico aproximado, estaría mostrando una tasa de ocupación que en promedio es del 49% para el año 2019 e inicio de 2020. El modelo también incluye el posible efecto de la estacionalidad en los meses de abril y mayo que ocurre en el resto de la serie.

### NÚMERO DE PROPIEDADES AIRBNB

En la siguiente sección se presentan los resultados del pronóstico del número de propiedades Airbnb para finales del año 2019 e inicios de 2020; a continuación se describen los pronósticos de los modelos SARIMA y Redes Neuronales aplicados a esta variable.

#### PRONÓSTICO DEL NÚMERO DE PROPIEDADES AIRBNB CON MODELO ARIMA

Se escoge un modelo Arima, después de aplicar el análisis de gráficas de Autocorrelación Simple y Autocorrelación Parcial, y de practicar pruebas de raíz unitaria Dickey-Fuller, Phillips-Perron y Kpps.

Además con los resultados del modelo se realizaron pruebas de normalidad con el test Shapiro-Wilk y de independencia con el test Ljung-Box.

ARIMA(2,1,1) with drift

Coefficients:

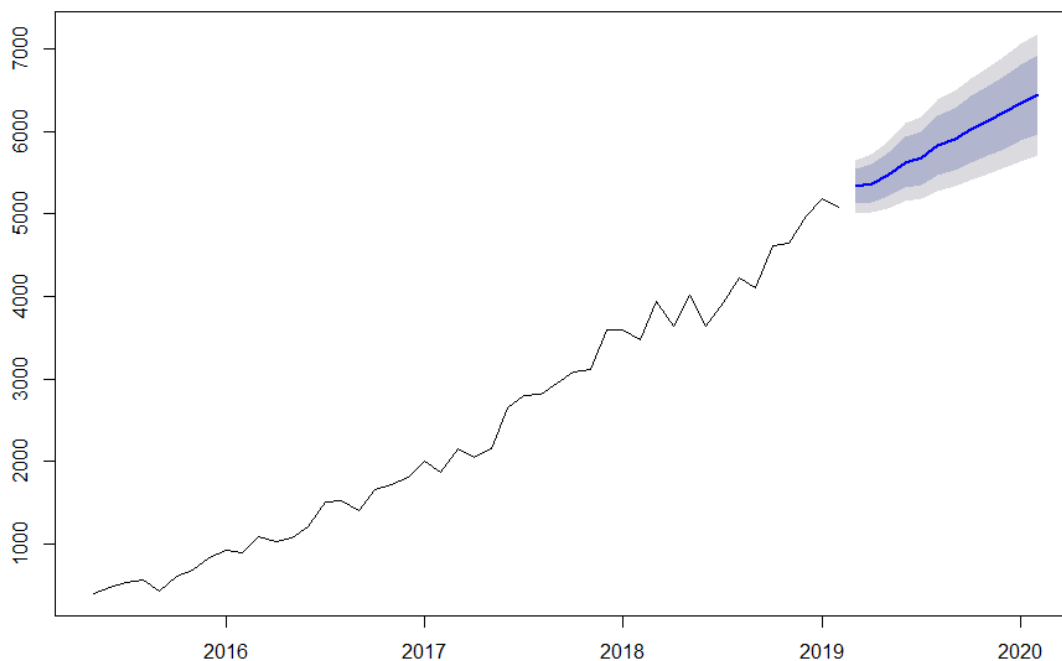
ar1	ar2	ma1	drift
-1.3142	-0.5850	0.7906	106.3658
s.e. 0.1394	0.1172	0.1176	14.6401

sigma<sup>2</sup> estimated as 27212: log likelihood=-291.89  
 AIC=593.77 AICc=595.31 BIC=602.81

El modelo es un ARIMA (2,1,1), lo que significa que es un proceso autorregresivo de orden 2, esto implica que el número de propiedades en el tiempo “t” están correlacionados con el número de propiedades en el tiempo “t-1” y “t-2”, en este caso con el número de propiedades en los dos meses anteriores al mes evaluado. También indica un proceso de medias móviles de orden 1, lo que significa que la variable “Yt” esta correlacionada con el termino de error de ruido blanco “Yt-1”. El modelo también está diferenciando una vez para transformar los datos en una serie estacionaria.

En la gráfica 15 se muestra el comportamiento de la serie sobre la variable número de propiedades Airbnb, además de esto se visualiza el pronóstico de esta variable en paleta de color azul (95% de confianza), para el corte de tiempo finales de 2019 e inicios de 2020.

**Gráfica 15. Pronóstico número de propiedades Airbnb con modelo Arima**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo



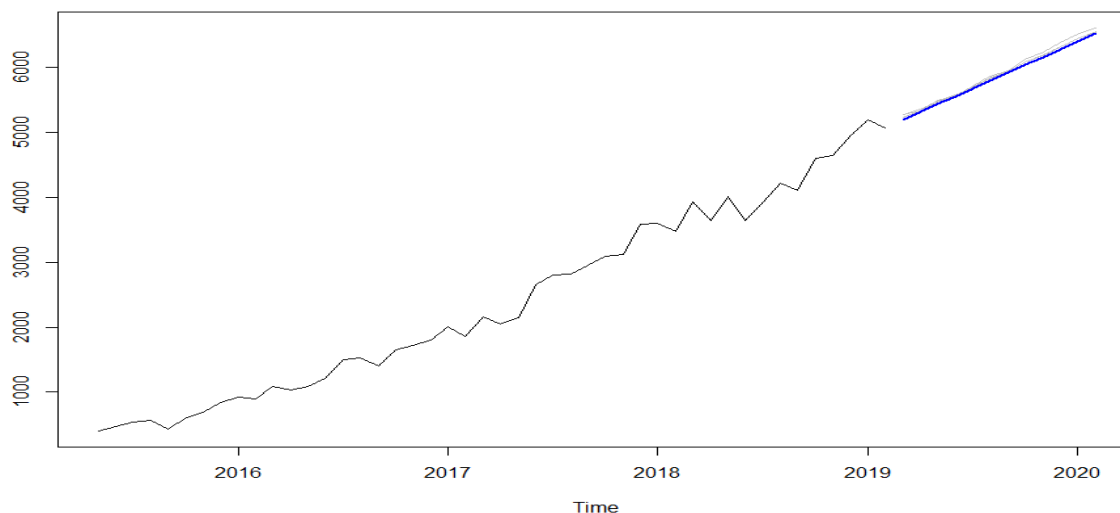
El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020 el número mensual de propiedades activas que reportan ocupación diferente de cero y algún nivel de ingreso estaría en promedio entre 5400 y 6400 propiedades.

## PRONÓSTICO NÚMERO DE PROPIEDADES AIRBNB CON MODELO REDES NEURONALES

A continuación se muestran los resultados del pronóstico de número de propiedades a través del modelo de Redes Neuronales, en la gráfica 16 se observa el modelado de series de tiempo en donde se incluyen retrasos de las variables objetivo y exógenas en los nodos (1, 4, 12). Se identifica automáticamente el pre procesamiento con 20 repeticiones y 31 nodos ocultos.

ELM fit with 31 hidden nodes and 20 repetitions.  
 Series modelled in differences: D1.  
 Univariate lags: (1,4,12)  
 MSE: 48441.787.

**Gráfica 16. Pronóstico del número de propiedades Airbnb con modelo de Redes Neuronales**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

El modelo de Redes Neuronales indica que está compuesto por 31 nodos ocultos, y realiza 20 iteraciones para converger en los resultados, se diferencia una vez, y tiene rezagos en los nodos (1,4,12).

El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020, el número mensual de propiedades activas que reportan ocupación diferente de cero y algún nivel de ingreso estaría en promedio entre 5400 y 6200 propiedades.

### PROMEDIO MENSUAL DE INGRESOS DIARIOS (USD)

A continuación se presentan los resultados de los pronósticos para del promedio mensual de ingresos diarios en dólares, para el último mes del año 2019 e inicios de 2020. Para estos pronósticos se emplearon los modelos SARIMA y Redes Neuronales, los cuales se describen a continuación.

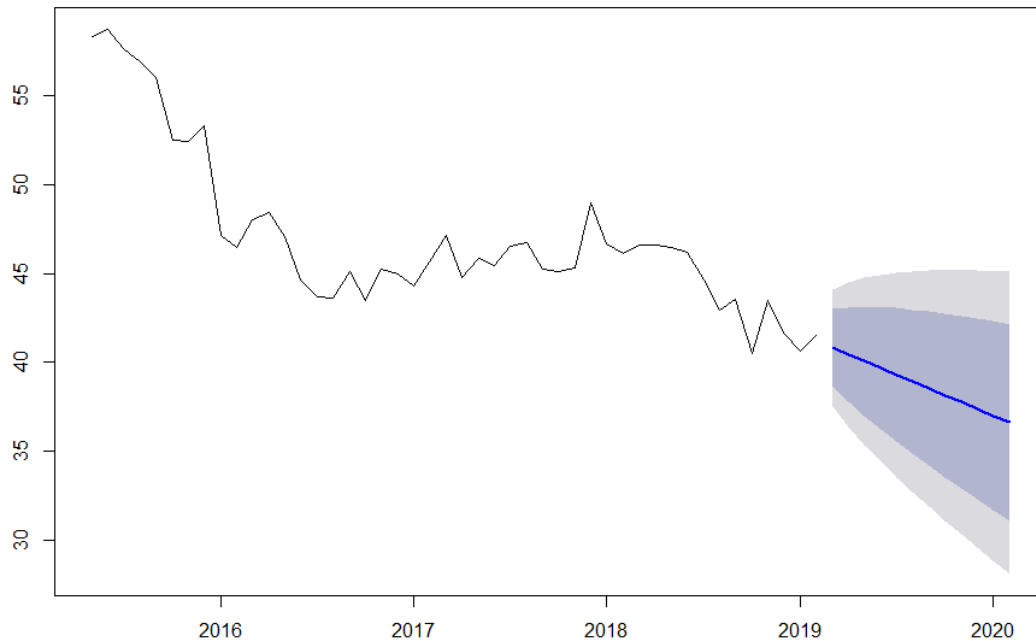
#### PRONÓSTICO DEL PROMEDIO MENSUAL DE INGRESOS DIARIOS CON MODELO ARIMA

El modelo Arima indica que es un proceso de medias móviles de orden 1, lo que significa que la variable “Yt” esta correlacionada con el termino de error de ruido blanco “Yt-1”, también esta diferenciado una vez para transformar los datos en una serie estacionaria.

ARIMA(0,1,1) with drift  
 Coefficients:  
 ma1 drift  
 -0.2835 -0.3842  
 s.e. 0.1353 0.1771  
 sigma^2 estimated as 2.824: log likelihood=-86.23  
 AIC=178.47 AICc=179.05 BIC=183.89

En la gráfica 17 se presenta el pronóstico resultado del ingreso mensual de las propiedades Airbnb con el modelo Arima, en donde se observa una disminución generalmente progresiva durante el periodo en estudio, igualmente se observa una ingreso menor hacia finales del año 2019 por medio de la paleta de color azul.

**Gráfica 17. Pronóstico del promedio mensual de ingresos diarios (USD) con modelo Arima**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020 que el promedio mensual de los ingresos diarios de las propiedades activas estaría entre 36 y 40 dólares.

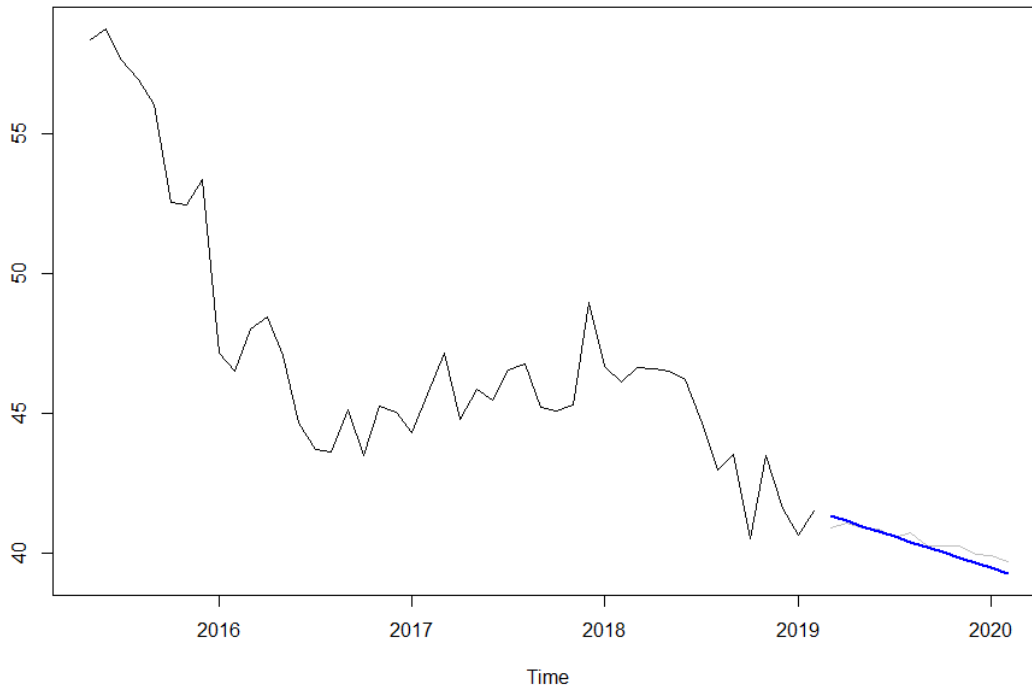
### PRONÓSTICO DEL PROMEDIO MENSUAL DE INGRESOS DIARIOS CON MODELO REDES NEURONALES

Al emplear el modelo de Redes Neuronales indica que está compuesto por 33 nodos ocultos, y realiza 20 iteraciones para converger en los resultados, se diferencia una vez, y tiene rezagos en los nodos (1,5,6,8,10), esto se evidencia en el cuadro de salida a continuación.

ELM fit with 33 hidden nodes and 20 repetitions.  
 Series modelled in differences: D1.  
 Univariate lags: (1,5,6,8,10)  
 MSE: 2.27.

En la gráfica 17 se observa que el pronóstico del ingreso mensual disminuye entre febrero de 2019 y finales del mismo año, comportamiento similar a la disminución de ingresos que ocurre generalmente entre mayo 2015 y febrero de 2019.

**Gráfica 18. Pronóstico del promedio mensual de ingresos diarios (USD) con modelo de Redes Neuronales**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020, el promedio mensual de los ingresos diarios de las propiedades activas estaría entre 39 y 41 dólares.

### INGRESOS TOTALES MENSUALES (USD)

A continuación se presentan los modelos realizados para el análisis de la variable ingresos totales mensuales Airbnb, para el pronóstico de esta variable se emplearon los modelos Arima y Redes Neuronales, además de esto, se analizó el ingreso total mensual Airbnb frente a la influencia de otras variables: habitaciones, número de fotos publicadas, publicidad nocturna, días reservados, localidades, estratos socioeconómicos y comodidades o servicios complementarios.

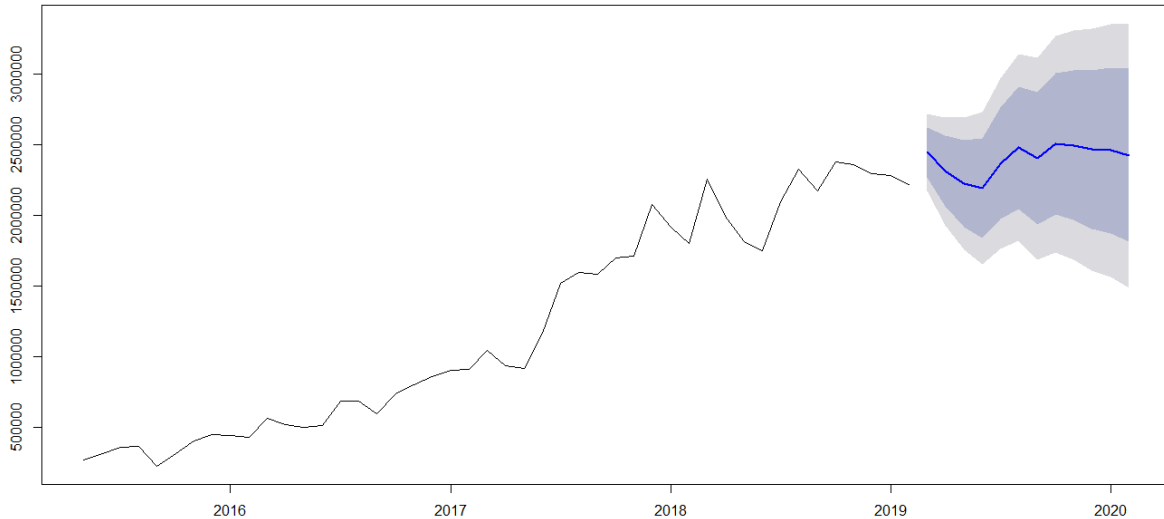
### PRONÓSTICO INGRESOS TOTALES MENSUALES (USD) CON MODELO SARIMA

El modelo es un SARIMA, esta diferenciado una vez para transformar los datos en una serie estacionaria, sin embargo, solo se modela con el efecto de la estacionalidad a 12 meses, es decir, que en la predicción solo se incluiría el efecto de los ciclos anuales.

$$\text{ARIMA}(0,1,0)(1,0,0)[12]$$

Coefficients:  
 sar1  
 0.5003  
 s.e. 0.1423  
 sigma<sup>2</sup> estimated as 1.899e+10: log likelihood=-597.58  
 AIC=1199.17 AICc=1199.45 BIC=1202.78

**Gráfica 19. Pronóstico del ingreso total mensual (USD) con modelo Sarima**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

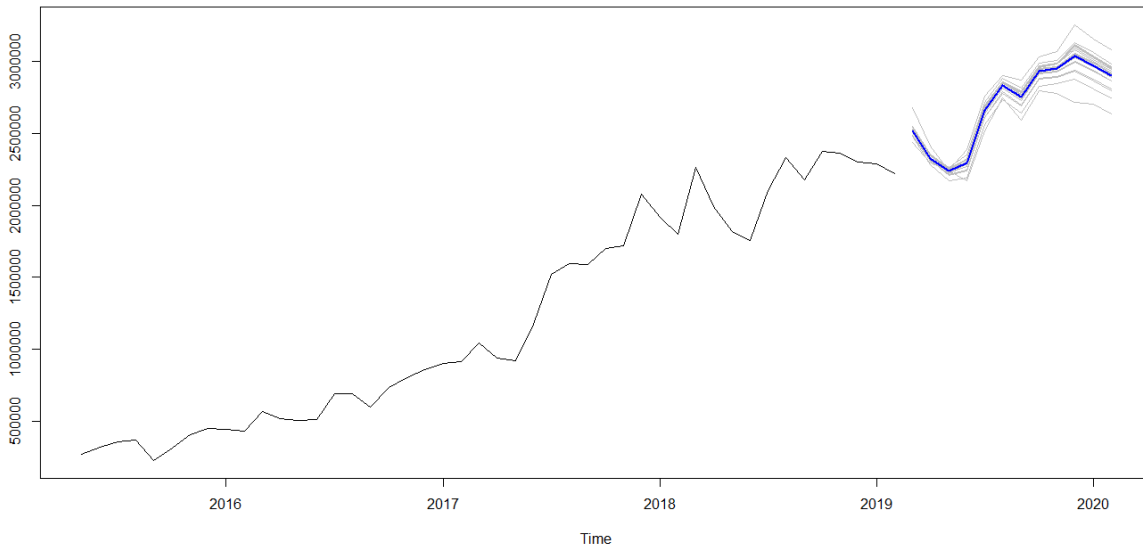
El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020 el ingreso total mensual de propiedades activas que reportan ocupación diferente de cero estaría aproximadamente entre \$USD 2.200.000 y \$USD 2.400.000.

### PRONÓSTICO INGRESOS TOTALES MENSUALES (USD) CON MODELO REDES NEURONALES

El modelo de Redes Neuronales indica que está compuesto por 19 nodos ocultos, y realiza 20 iteraciones para converger en los resultados, se diferencia una vez, y tiene rezagos en los nodos (12).

ELM fit with 19 hidden nodes and 20 repetitions.  
 Series modelled in differences: D1D12.  
 Univariate lags: (12)  
 MSE: 28572177934.7979

**Gráfica 20. Pronóstico del ingreso total mensual (USD) con modelo de Redes Neuronales**



Fuente: Instituto Distrital de Turismo – Observatorio de Turismo

El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020 el ingreso total mensual de propiedades activas que reportan ocupación diferente de cero estaría aproximadamente entre \$USD 2.500.000 y \$USD 2.800.000.

### REGRESIÓN CUANTÍLICA INGRESOS MENSUALES (USD)

Regresión cuantílica: Es un tipo de regresión, la cual tiene como objetivo estimar los cuantiles condicionales de la  $v$ . El pronóstico de este modelo indica que entre el año 2019 e inicios del año 2020, el promedio mensual de los ingresos diarios de las propiedades activas estaría entre 39 y 41 dólares.

Análisis de varianza (ANOVA) cuya hipótesis nula es que las medias de dos o más poblaciones o modelos de regresión son iguales; en otras palabras, la hipótesis nula establece que todas las medias de la población son iguales mientras que la hipótesis alternativa establece que al menos una es diferente.

A continuación se argumenta el uso de un modelo de regresión cuantílica, en primer lugar, se grafica el ingreso en un histograma, después se compara la regresión en los deciles (0.1 y 0.9), con una prueba ANOVA.

Al emplear la regresión cuantílica se asume como variable dependiente los ingresos totales al mes por alquiler que reportan las propiedades Airbnb, esto para identificar las características (variables) del servicio que podrían influir

en el precio de alquiler. Las variables analizadas en el modelo son: número de habitaciones, número de baños, tipo de alquiler, localidad, estrato, acceso animales de compañía, días reservados y la publicidad que realiza de la propiedad.

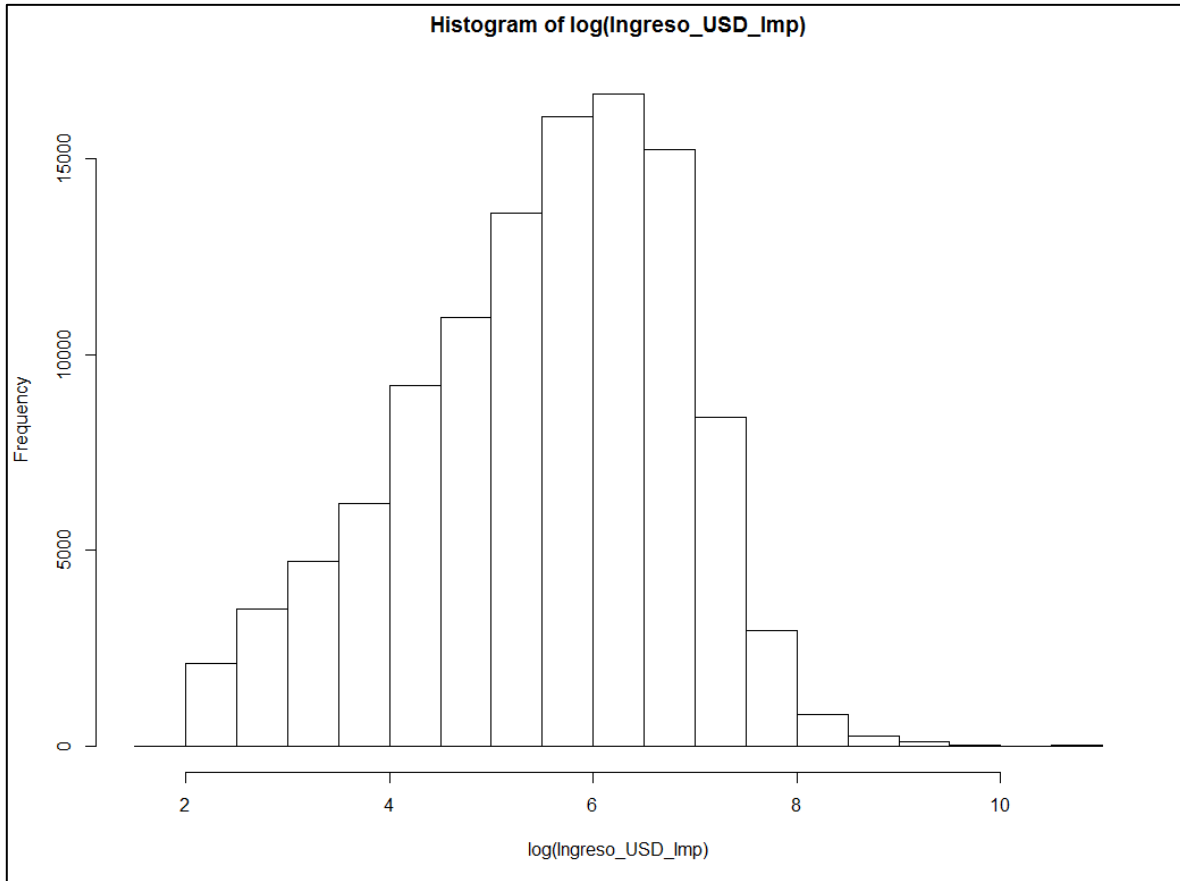
#### *VIABILIDAD DE LA REGRESIÓN CUANTÍLICA*

Las variables como el ingreso o el gasto, tienden a comportarse de una manera diferente dependiendo si son bajos, medios o altos; por dicha razón, los modelos lineales generalizados o de mínimos cuadrados ordinarios no logran resaltar las diferencias entre dichos niveles, por esta razón se evalúa si una regresión cuantílica es viable para este caso.

En la gráfica 21 se presenta un histograma en donde se ilustra el comportamiento de la variable ingreso promedio por mes (previamente transformada por logaritmo natural) generados por el alquiler en Airbnb; Se observa una distribución no simétrica, con la mayor frecuencia entre 6 y 6.5 unidades logarítmicas de dólares, que al convertirlo en la escala original implica que la moda de los ingresos totales mensuales de las propiedades se encuentra entre 403 y 665 USD.



**Gráfica 21. Ingresos históricos promedio por propiedad**



Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

Luego se realizó la regresión cuantílica evaluando deciles diferentes para posteriormente comparar los modelos con un ANOVA (el decil 0.1 y el decil 0.9), esto compara los coeficientes de los modelos y nos indica si existe una diferencia significativa, de haberla, nos estaría indicando que la regresión cuantílica aportar información adicional a una regresión por mínimos cuadrados ordinarios –LM o Modelos Lineales Generalizados - GLM.

A continuación, se presentan los modelos de regresión para los deciles (0.1 y 0.9)

```
### Decil 0.1
fit7_0.1<-rq(log(Ingreso_USD_Imp)~factor(Tipo_Alquiler)+Habitaciones
+Public_Noct_USD+Fotos+factor(Localidad)+factor(Estrato)
+Días_Reservados+factor(Mascotas),tau = 0.1)
```

```
### Decil 0.9
fit7_0.9<-rq(log(Ingreso_USD_Imp)~factor(Tipo_Alquiler)+Habitaciones
+Public_Noct_USD+Fotos+factor(Localidad)+factor(Estrato)
+Días_Reservados+factor(Mascotas),tau = 0.9)
```

A continuación se muestra el resultado del análisis ANOVA, comparando los modelos, en el anexo 1 se encuentra la salida de la regresión del primer y último decil):

```
Joint Test of Equality of slopes: tau in { 0.1 0.9 }

  Df Resid Df F value    Pr(>F)
1 30  212370  322.42 < 2.2e-16 ***
---
signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

En la salida anterior, resultado de realizar el ANOVA comparando el modelo de percentil 0.1 contra el percentil 0.9, apreciamos que existen diferencias estadísticamente significativas al menos en uno de sus coeficientes. Se puede concluir que este tipo de regresión podría ser útil para analizar estos datos, ya que aporta más información que una regresión tradicional.

También vale la pena resaltar que en el percentil 0.1 los coeficientes estimados por la regresión cuantílica son mayoritariamente significativos, es decir las variables: habitaciones, baños, tipo de alquiler, localidad, estrato, mascotas, días reservados y publicidad de acuerdo al número de fotos en la página, influyen significativamente en el valor del alquiler; sin embargo, en el percentil 0.9 la localidad, el estrato y la aceptación de animales de compañía, ya no son significativas en el precio de alquiler.

Según lo anterior, la regresión cuantílica puede dar información significativa, se realizó la regresión para todos los deciles mediante el siguiente modelo:

```
fit8<-rq(log(Ingreso_USD_Imp)~factor(Tipo_Alquiler)+Habitaciones
+Public_Noct_USD+Fotos+factor(Localidad)+factor(Estrato)
+Días_Reservados+factor(Mascotas),tau = 1:9/10)
```

### ANÁLISIS DE LA REGRESIÓN CUANTÍLICA PARA EL INGRESO TOTAL MENSUAL

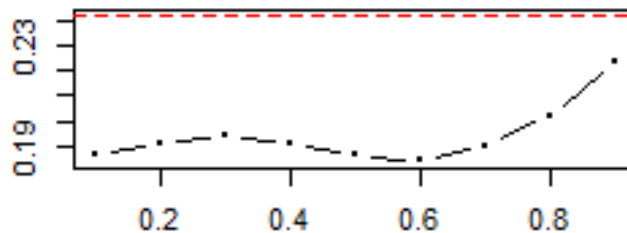
Los siguientes comentarios están basados en el análisis de las tablas ubicadas en el anexo 1, y corresponden al comportamiento de los coeficientes de la regresión, distribuidos de acuerdo a los deciles 1 y 9.

#### Habitaciones

En el gráfico 22, se puede apreciar que por cada habitación adicional las propiedades perciben mayores ingresos; al analizarlo por deciles, se aprecia

que una habitación adicional en las propiedades con ingresos totales inferiores a \$650 dólares (tercer cuartil, 0.75) mensuales, tiene un impacto muy parecido sobre sus ingresos, entre el 20,5% hasta 21,4% en aumento de sus ingresos, sin embargo, se puede apreciar que para las propiedades con los ingresos más altos (ultimo cuartil), el aumento en 1 habitación tiene un impacto mayor en sus ingresos, por ejemplo para las propiedades que se encuentran por encima del decil 9, el crecimiento en los ingresos es superior al 25%.

**Gráfica 22. Coeficientes regresión cuantílica - habitaciones**



Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

### *Número de fotos publicadas*

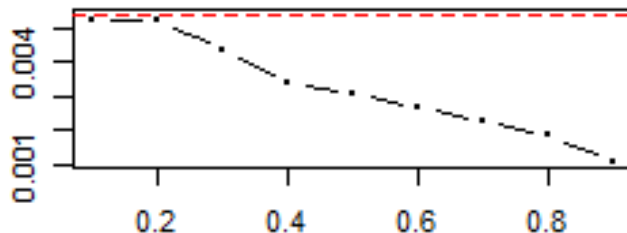
La publicidad de la propiedad es uno de los factores que más pueden influir a la hora generar ingresos, se espera que a mayor publicidad aumente la demanda, generando mayores ingresos al final del periodo.

Analizando la publicidad, tomando como variable proxy el número de fotos publicadas, se observa que el aumento causa un mayor nivel de ingreso, no obstante, este crecimiento cambia respecto al nivel de ingresos de la propiedad.

En propiedades con ingresos totales bajos, el subir una foto adicional a la plataforma repercute en un ingreso mayor de aproximadamente 0,5% (primer cuartil 0,25), el cual es superior al de propiedades con ingresos altos, cuyo impacto es del 0,2% (tercer cuartil 0,75).

A medida que aumentan los ingresos totales, el aumento de la cantidad de fotos publicadas no mejorara los ingresos de las propiedades.

**Gráfica 23. Coeficientes regresión cuantílica - número de fotos**



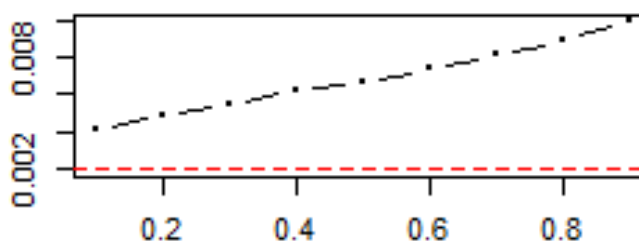
Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

### *Publicidad nocturna*

La publicidad nocturna tiene un comportamiento muy interesante, ya que a pesar de ser positiva y estadísticamente significativa, el impacto que tiene según los ingresos de la propiedad es opuesto a la publicidad por fotos. En este caso es más beneficioso para una propiedad de ingresos altos invertir en publicidad nocturna que para una de ingresos bajos, ya que el ingreso marginal que perciben es mayor.

Por ejemplo, para una propiedad de ingresos altos ubicada en el tercer cuartil 0,75, el hecho de invertir 1 dólar adicional en publicidad nocturna repercute en un 0,9% más de ingresos, 0,7 puntos porcentuales más que el efecto marginal de la publicidad por fotos.

**Gráfica 24. Coeficientes regresión cuantílica - publicidad nocturna**

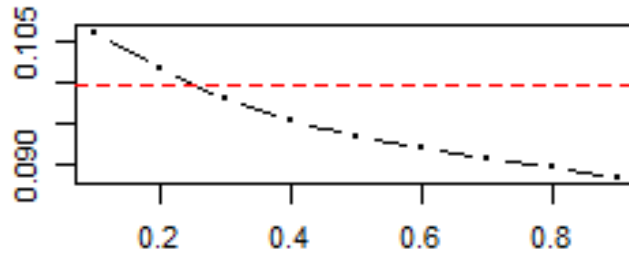


Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

### *Días reservados*

La variable número de días reservados, tiene un coeficiente positivo y estadísticamente significativo, un día adicional reservado por los usuarios, tiene un mayor impacto sobre los ingresos en las propiedades de ingresos bajos que en las propiedades de ingresos altos.

**Gráfica 25. Coeficientes regresión cuantílica - días reservados**



Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

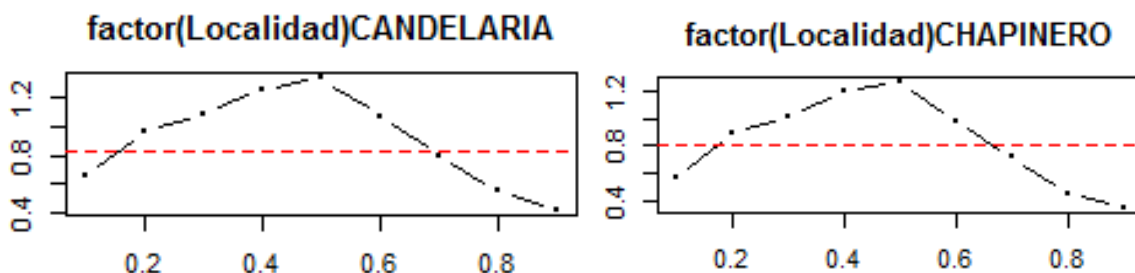
*Localidades*

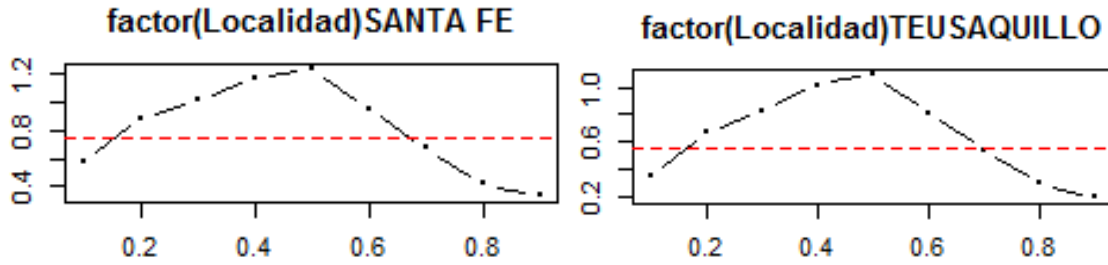
Las localidades juegan un papel importante, ya que la ubicación geográfica de una propiedad repercute en los ingresos. Los turistas podrían preferir zonas cercanas a los atractivos turísticos de la ciudad y lugares de esparcimiento, provocando una mayor demanda en ciertas localidades. Este fenómeno ocurre en: Chapinero, Candelaria y Santa Fe, siendo estas las que más reciben ingresos. Por ejemplo, una propiedad de ingresos bajos (primer cuartil 0.25) ubicada en Chapinero va a recibir aproximadamente un 154% más ingresos que si estuviera ubicada en la localidad de Usme, 171% si estuviera localizada en La Candelaria y 155% si estuviera en Santa Fe, ambas en comparación con Usme.

No obstante, cuando la propiedad tiene ingresos medios, el impacto que tiene la localidad es mayor que propiedades con ingresos altos o bajos. Haciendo la misma comparación, el hecho de que una propiedad se encuentre en Chapinero, La Candelaria o Santa Fe, con respecto a Usme, tienen un impacto positivo en los ingresos de aproximadamente 253,6%, 279,5% y 246,8% respectivamente.

Cabe aclarar que las propiedades que se encuentran en los extremos de ingresos bajos y altos (Debajo del decil 0.1 y por encima del decil 0.9), pierden relevancia en la correlación con el ingreso.

**Gráfica 26. Coeficientes regresión cuantílica - localidades**





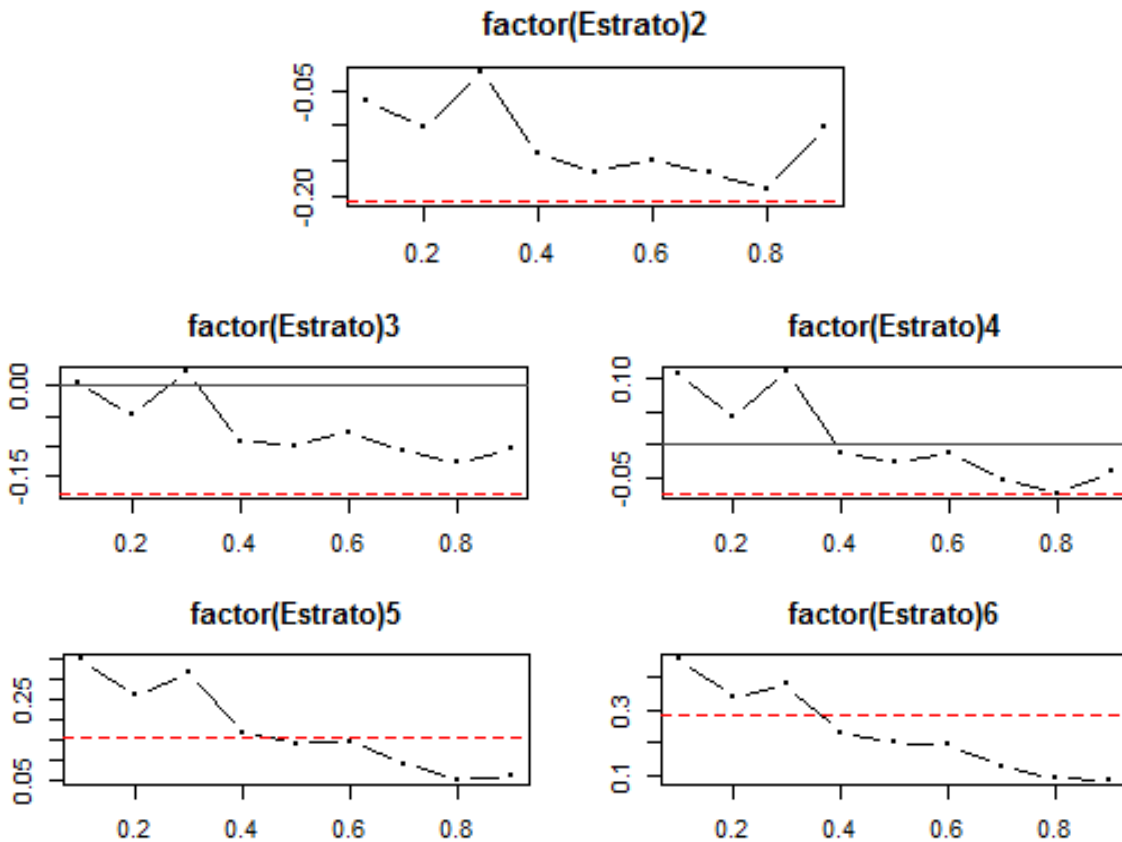
Fuente: Gráficos generados en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

*Estrato socioeconómico*

En la gráfica 27, se observa que las propiedades ubicadas con ingresos bajos ubicadas en estratos altos perciben mayores ingresos que si estuvieran ubicadas en estratos bajos.

Sin importar el estrato, si la propiedad se encuentra en un percentil de ingresos altos, no recibirá ingresos significativamente más altos.

**Gráfica 27. Coeficientes regresión cuantílica - estrato socioeconómico**



Fuente: Gráficos generados en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

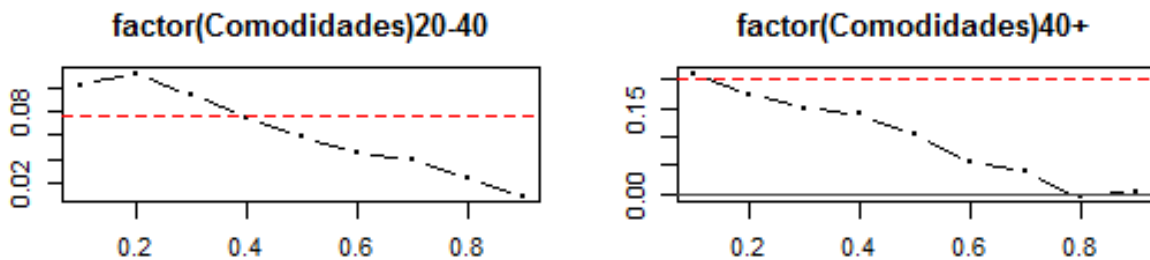


### Comodidades o servicios complementarios

El aumento de los servicios complementarios aumenta la probabilidad de alquiler de propiedad, esto se ve reflejado principalmente en propiedades de ingresos bajos, donde el impacto es mayor, por ejemplo, el ofrecer entre 20 y 40 comodidades representa un 10% adicional de ingresos en comparación a las propiedades que brindan menos de 20 comodidades en su publicidad, además el ingreso aumenta en 16% cuando se colocan más de 40 comodidades.

Sin embargo, estas comodidades van siendo menos relevantes a medida que la propiedad tiene más ingresos. Entre 20 y 40 comodidades representa un 2.9% adicional de ingresos en comparación a las propiedades que brindan menos de 20 comodidades en su publicidad, además el ingreso aumenta en 1.8% cuando se colocan más de 40 comodidades.

**Gráfica 28. Coeficientes regresión cuantílica - comodidades o servicios complementarios**



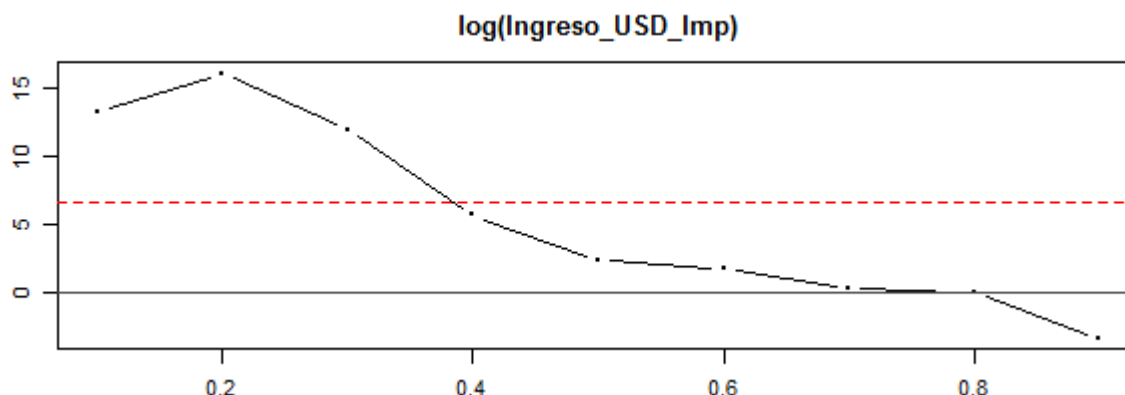
Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

### ARRIENDO MEDIO DE PROPIEDADES RESIDENCIALES POR BARRIO (USD)

En este apartado se analizará el impacto que ha tenido las plataformas tecnológicas de Airbnb y Homeaway sobre el costo del arriendo medio de propiedades residenciales por barrio, para saber si las propiedades residenciales han sido afectadas en la variación de precios por el mercado de alojamiento Airbnb, lo que podría causar el efecto Gentrificación en las zonas donde se desarrolla esta actividad.

Gentrificación se refiere a la transformación de un espacio urbano que conlleva al encarecimiento de los alquileres de las propiedades residenciales, esto puede provocar a su vez, que los residentes tradicionales migren debido a los altos costos, generando segregación social.

**Gráfica 29. Coeficientes regresión cuantílica - arriendo medio de propiedades residenciales**



Fuente: Gráfico generado en el programa estadístico R (Instituto Distrital de Turismo)

El impacto generado por los Airbnb es mínimo a pesar de ser significativo en el modelo, por ejemplo, en las propiedades con arriendos bajos<sup>1</sup> se presenta mayor incremento del arriendo debido a los Airbnb, sin embargo, este incremento es mínimo. Para el caso de las propiedades con un nivel de arriendo en el decil 2, un aumento del ingreso total mensual en los Airbnb del 1% está asociado a un crecimiento de aproximadamente \$1.500 pesos colombianos en los arriendos. En general, para los deciles del 3 al 9 se observa un descenso del efecto entre mayor sea el estatus económico de los espacios urbanos. Por ejemplo, en los espacios urbanos con arriendos en el decil 8 (arriendos altos) no hay un impacto económico por la presencia de Airbnb.

<sup>1</sup> Las propiedades de arriendos bajos, comúnmente se encuentran en zonas de estratos humildes, las cuales son las más propensas a la gentrificación en comparación con las de estratos altos.

## CONCLUSIONES

- Las localidades de Bogotá con mayor número de propiedades en alquiler a través de las plataformas virtuales son: Chapinero (26%), Usaquén (20%), Suba (13%) y Teusaquillo (12%).
- De los 10 barrios con mayor cantidad de propiedades en alquiler 7 se encuentran en Chapinero y 3 en Usaquén; Chapinero: (Chicó Norte, Chapinero Central, Chicó Norte III Sector, María Cristina, Chicó Norte II Sector, Granada y Bosque Calderón), Usaquén: (Santa Bárbara Central, Santa Bárbara Occidental y San Patricio).
- Las localidades La Candelaria, Santa Fe y Chapinero presentan mayor densidad de propiedades Airbnb por unidad de área, en el histórico 2015 - 2019.
- Los tipos de alquiler más usados en Bogotá son las habitaciones privadas (50%), con mayor oferta en Engativá, Barrios Unidos, Los Mártires, Suba, San Cristóbal entre otros, y los apartamentos enteros (45%), principalmente en Chapinero, Santa Fe y Usaquén.
- Se observa una posible relación entre la demanda existente por localidad frente a la rigurosidad en las políticas de cancelación del alquiler; en donde localidades con menor cantidad de propiedades presentan mayor flexibilidad y el porcentaje de políticas moderadas y estrictas es mayor en localidades con mayor número de demanda.
- El 21% de las propiedades en alquiler en Bogotá permiten el acceso de animales de compañía, las localidades con mayor aceptación son Usme y San Cristóbal.
- La oferta Airbnb en Bogotá se ubican principalmente en sectores cercanos al estrato 4 (38%) y 3 (24%), seguidas por propiedades en estrato 6 (18%) y 5 (14%).
- La tasa de ocupación Airbnb y Homeaway entre mayo de 2015 y febrero de 2019 fue de 45% aproximadamente, sin embargo durante todo el periodo se observa una tendencia creciente.
- El pronóstico de la tasa de ocupación de propiedades Airbnb para finales de 2019 e inicios del año 2020 estará entre 48 y 49%.
- El pronóstico del número promedio de propiedades Airbnb para finales de 2019 e inicios de 2020 estará entre 5400 y 6400.
- Para finales de 2019 e inicios de 2020 el pronóstico del promedio mensual de ingresos diarios entre 36 y 41 USD para propiedades activas Airbnb.

- Para finales del año 2019 e inicios del 2020, el ingreso total mensual de propiedades activas Airbnb, estaría aproximadamente entre \$USD 2.200.000 y \$USD 2.400.000.
- La adición de una habitación tiene mayor impacto en los ingresos de las propiedades que perciben ingresos altos.
- Es más beneficioso para una propiedad Airbnb de ingresos altos invertir en publicidad nocturna que para una propiedad de ingresos bajos.
- El impacto generado por las propiedades en alquiler Airbnb, sobre el arriendo medio de las propiedades residenciales es mínimo.

## BIBLIOGRAFÍA

- Airbnb. (s.f.). *Políticas de Cancelación*. Obtenido de [https://www.airbnb.com.co/home/cancellation\\_policies](https://www.airbnb.com.co/home/cancellation_policies)
- Cinco Días. (02 de 07 de 2019). *España se Afianza Como El Tercer País Del Mundo Donde Airbnb Genera Más Actividad*.
- Esri. (2017). *Métodos de clasificación de datos*. Recuperado el 02 de 05 de 2018, de <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/help/mapping/symbols-and-styles/data-classification-methods.htm>
- Esri. (2018). *Cómo funciona la densidad kernel*. Recuperado el 02 de 05 de 2018, de <https://www.esri.com/en-us/legal/copyright-trademarks>
- Javier Gutiérrez Puebla, J. C. (2016). *La irrupción de Airbnb en los centros de las ciudades: el caso de Barcelona*. Madrid.
- MARISCAL, D. S. (2017). *MODELOS ACTUALES DE ECONOMÍAS COLABORATIVAS AIRBNB: CAMBIANDO LA INDUSTRIA DE LA HOSPITALIDAD*. Guadalajara.

## ANEXOS

### ANEXO 1. SALIDAS REGRESIÓN CUANTILICA INGRESOS MENSUALES AIRBNB

**Salida 1. Tabla de salida regresión cuantílica ingresos mensuales decil: 0.25**

Coefficients:	value	std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.68690	0.15226	17.64662	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Casa	-0.21596	0.02325	-9.28814	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Private Room	-0.65120	0.00751	-86.68694	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)shared room	-1.14012	0.03258	-34.99850	0.00000
Habitaciones	0.19629	0.00389	50.49572	0.00000
Public_Noct_USD	0.00518	0.00016	33.41243	0.00000
Fotos	0.00480	0.00021	22.87830	0.00000
factor(Localidad)ANTONIO NARIÑO	0.34661	0.16005	2.16559	0.03035
factor(Localidad)BARRIOS UNIDOS	0.71008	0.15011	4.73039	0.00000
factor(Localidad)BOSA	0.05651	0.22935	0.24641	0.80537
factor(Localidad)CANDELARIA	0.99710	0.14893	6.69488	0.00000
factor(Localidad)CHAPINERO	0.93224	0.14921	6.24772	0.00000
factor(Localidad)CIUDAD BOLIVAR	0.47439	0.14970	3.16900	0.00153
factor(Localidad)ENGATIVA	0.54152	0.14965	3.61851	0.00030
factor(Localidad)FONTIBON	0.72618	0.14983	4.84659	0.00000
factor(Localidad)KENNEDY	0.49674	0.15068	3.29655	0.00098
factor(Localidad)LOS MARTIRES	0.41599	0.15828	2.62825	0.00858
factor(Localidad)PUENTE ARANDA	0.60140	0.15958	3.76867	0.00016
factor(Localidad)RAFAEL URIBE URIBE	0.42937	0.15870	2.70560	0.00682
factor(Localidad)SAN CRISTOBAL	0.27175	0.18169	1.49564	0.13475
factor(Localidad)SANTA FE	0.93607	0.14933	6.26855	0.00000
factor(Localidad)SUBA	0.55851	0.14940	3.73844	0.00019
factor(Localidad)TEUSAQUILLO	0.74007	0.14946	4.95153	0.00000
factor(Localidad)TUNJUELITO	0.42203	0.15211	2.77445	0.00553
factor(Localidad)USAQUEN	0.72265	0.14931	4.84007	0.00000
factor(Estrato)2	-0.05488	0.02421	-2.26696	0.02339
factor(Estrato)3	-0.00656	0.02467	-0.26598	0.79025
factor(Estrato)4	0.08240	0.02516	3.27536	0.00106
factor(Estrato)5	0.29551	0.02579	11.45953	0.00000
factor(Estrato)6	0.36582	0.02584	14.15505	0.00000
Días_Reservados	0.09980	0.00029	338.67712	0.00000
factor(Mascotas)TRUE	-0.02577	0.00652	-3.95113	0.00008
factor(Comodidades)20-40	0.10130	0.00568	17.82370	0.00000
factor(Comodidades)40+	0.14715	0.01991	7.38970	0.00000

Fuente: Regresión cuantílica realizada en el programa estadístico R



**Salida 2. Tabla de salida regresión cuantílica ingresos mensuales mediana**

Coefficients:	value	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.88906	0.22665	12.74664	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Casa	-0.23220	0.01509	-15.38447	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Private Room	-0.58279	0.00548	-106.26395	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Shared room	-0.92770	0.02928	-31.67898	0.00000
Habitaciones	0.18629	0.00182	102.23874	0.00000
Public_Noct_USD	0.00665	0.00014	47.87784	0.00000
Fotos	0.00306	0.00014	21.88765	0.00000
factor(Localidad)ANTONIO NARIÑO	0.67414	0.23575	2.85949	0.00424
factor(Localidad)BARRIOS UNIDOS	1.07040	0.22234	4.81430	0.00000
factor(Localidad)BOSA	0.58959	0.24579	2.39881	0.01645
factor(Localidad)CANDELARIA	1.33369	0.22212	6.00443	0.00000
factor(Localidad)CHAPINERO	1.26287	0.22218	5.68397	0.00000
factor(Localidad)CIUDAD BOLIVAR	0.81896	0.25963	3.15434	0.00161
factor(Localidad)ENGATIVA	0.94473	0.22248	4.24642	0.00002
factor(Localidad)FONTIBON	1.09937	0.22233	4.94475	0.00000
factor(Localidad)KENNEDY	0.87744	0.22302	3.93442	0.00008
factor(Localidad)LOS MARTIRES	0.84788	0.22370	3.79021	0.00015
factor(Localidad)PUENTE ARANDA	0.99542	0.22423	4.43922	0.00001
factor(Localidad)RAFAEL URIBE URIBE	0.75888	0.22695	3.34380	0.00083
factor(Localidad)SAN CRISTOBAL	0.68610	0.24930	2.75211	0.00592
factor(Localidad)SANTA FE	1.24366	0.22218	5.59740	0.00000
factor(Localidad)SUBA	0.94870	0.22222	4.26916	0.00002
factor(Localidad)TEUSAQUILLO	1.09685	0.22221	4.93615	0.00000
factor(Localidad)TUNJUELITO	0.70229	0.22345	3.14297	0.00167
factor(Localidad)USAQUEN	1.09145	0.22219	4.91220	0.00000
factor(Estrato)2	-0.16637	0.05747	-2.89470	0.00380
factor(Estrato)3	-0.09782	0.05657	-1.72911	0.08379
factor(Estrato)4	-0.02885	0.05654	-0.51019	0.60992
factor(Estrato)5	0.14031	0.05667	2.47597	0.01329
factor(Estrato)6	0.19985	0.05665	3.52772	0.00042
Días_Reservados	0.09342	0.00019	488.64422	0.00000
factor(Mascotas)TRUE	-0.00835	0.00464	-1.79976	0.07190
factor(Comodidades)20-40	0.05903	0.00362	16.28982	0.00000
factor(Comodidades)40+	0.10306	0.00988	10.43236	0.00000

Fuente: Regresión cuantílica realizada en el programa estadístico R

**Salida 3. Tabla de salida regresión cuantílica ingresos mensuales cuartil: 0.75**

Coefficients:	value	std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	3.79130	0.02885	131.43046	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Casa	-0.18735	0.01399	-13.38709	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)Private Room	-0.45573	0.00500	-91.08398	0.00000
factor(Tipo.Alquiler)shared room	-0.70976	0.01992	-35.63778	0.00000
Habitaciones	0.19381	0.00256	75.81272	0.00000
Public_Noct_USD	0.00854	0.00013	63.42813	0.00000
Fotos	0.00204	0.00011	18.98851	0.00000
factor(Localidad)ANTONIO NARIÑO	0.20340	0.08116	2.50625	0.01220
factor(Localidad)BARRIOS UNIDOS	0.42844	0.02344	18.27604	0.00000
factor(Localidad)BOSA	0.10636	0.05927	1.79438	0.07275
factor(Localidad)CANDELARIA	0.71232	0.02154	33.06560	0.00000
factor(Localidad)CHAPINERO	0.62703	0.02201	28.49084	0.00000
factor(Localidad)CIUDAD BOLIVAR	0.28128	0.03299	8.52544	0.00000
factor(Localidad)ENGATIVA	0.26661	0.02288	11.65143	0.00000
factor(Localidad)FONTIBON	0.45529	0.02288	19.89901	0.00000
factor(Localidad)KENNEDY	0.24162	0.02362	10.23015	0.00000
factor(Localidad)LOS MARTIRES	0.21965	0.02993	7.33961	0.00000
factor(Localidad)PUENTE ARANDA	0.35389	0.02444	14.48136	0.00000
factor(Localidad)RAFAEL URIBE URIBE	0.21320	0.02944	7.24132	0.00000
factor(Localidad)SAN CRISTOBAL	0.20675	0.06584	3.14042	0.00169
factor(Localidad)SANTA FE	0.58786	0.02228	26.38475	0.00000
factor(Localidad)SUBA	0.32841	0.02229	14.73423	0.00000
factor(Localidad)TEUSAQUILLO	0.45671	0.02242	20.37185	0.00000
factor(Localidad)TUNJUELITO	0.23850	0.03377	7.06300	0.00000
factor(Localidad)USAQUEN	0.46497	0.02212	21.02479	0.00000
factor(Estrato)2	-0.19685	0.01833	-10.73889	0.00000
factor(Estrato)3	-0.13792	0.01701	-8.10587	0.00000
factor(Estrato)4	-0.08416	0.01692	-4.97500	0.00000
factor(Estrato)5	0.05135	0.01704	3.01328	0.00258
factor(Estrato)6	0.08921	0.01698	5.25298	0.00000
Días_Reservados	0.09013	0.00016	549.34966	0.00000
factor(Mascotas)TRUE	0.01661	0.00391	4.25343	0.00002
factor(Comodidades)20-40	0.02903	0.00304	9.56491	0.00000
factor(Comodidades)40+	0.01792	0.01003	1.78726	0.07390

Fuente: Regresión cuantílica realizada en el programa estadístico R

## ANEXO 2. SALIDAS REGRESIÓN CUANTÍLICA ARRIENDO MEDIO RESIDENCIAL

### **Salida 4. Regresión cuantílica del arriendo medio de propiedades residenciales, cuartil: 0.25**

Coefficients:				
	value	Std. Error	t value	Pr(> t )
log(PredialUSD)	44.43835	0.17702	251.04196	0.00000
log(Ingreso_USD_Imp)	14.45517	0.15713	91.99244	0.00000

Fuente: Regresión cuantílica realizada en el programa estadístico R

### **Salida 5. Regresión cuantílica del arriendo medio de propiedades residenciales, mediana**

Coefficients:				
	value	Std. Error	t value	Pr(> t )
log(PredialUSD)	56.23482	0.07339	766.25627	0.00000
log(Ingreso_USD_Imp)	8.82955	0.05784	152.66034	0.00000

Fuente: Regresión cuantílica realizada en el programa estadístico R

### **Salida 6. Regresión cuantílica del arriendo medio de propiedades residenciales, cuartil: 0.75**

Coefficients:				
	value	Std. Error	t value	Pr(> t )
log(PredialUSD)	64.07310	0.13346	480.07986	0.00000
log(Ingreso_USD_Imp)	6.96333	0.16098	43.25468	0.00000

Fuente: Regresión cuantílica realizada en el programa estadístico R



 @Bogota\_Turismo

 @IDTBogota  
@nacalderon

 @IDTBogota

 Instituto Distrital de Turismo

<http://www.sitbog.gov.co>

Alcaldía de Bogotá