



UNIVERSIDAD
**SAN IGNACIO
DE LOYOLA**

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES

Carrera De Marketing

**RELACIÓN ENTRE LOS ELEMENTOS DE LA
DISCRIMINACIÓN DIGITAL Y EL PRECIO DE
ALQUILER POR NOCHE ASIGNADO A
HABITACIONES PRIVADAS EN AIRBNB EN LIMA
MODERNA**

Tesis para optar el Título Profesional de Licenciado en Marketing

**GIULIANA PATRICIA RUIZ POLO
OSCAR PABLO CALERO FERREYROS**

**Asesor:
Mg. Carla Eloisa Arriola Alvarado**

**Lima - Perú
2019**

Índice general

1.	Problema de investigación	8
1.1.	Planteamiento del Problema	8
1.2.	Formulación del problema	10
1.3.	Justificación	10
2.	Marco Conceptual.....	12
2.1.	Antecedentes	12
2.2.	Marco Teórico	15
2.2.1.	Grupos raciales y un acercamiento al marketing.....	15
2.2.2.	Discriminación como tópico de discusión en el Perú.....	15
2.2.3.	Discriminación Digital.....	16
2.2.4.	Airbnb	18
2.2.5.	Precio	19
2.2.6.	Precios hedónicos y alojamiento.....	19
2.2.7.	La Discriminación Digital y su efecto en los mercados.....	22
2.2.8.	Airbnb y la Discriminación Digital	23
2.2.9.	Habitación Privada en Airbnb.....	26
2.2.10.	Disposición a pagar.....	26
2.2.11.	Teoría económica de la fijación de precios	26
2.2.12.	Resultados de Airbnb en Perú y en Sudamérica.....	26
2.2.13.	Airbnb y el interés en Lima Metropolitana y el rol de Lima Moderna.....	28
2.3.	Matriz de Problemas, Objetivos e Hipótesis	30
3.	Metodología.....	31
3.1.	Tipo y Diseño de investigación	31
3.1.1.	Tipo de investigación	31
3.1.2.	Diseño de investigación.....	31
3.2.	Categorías	32
3.3.	Variables	32
3.4.	Población.....	35
3.5.	Muestra	35
3.6.	Instrumentos.....	35
3.6.1.	Guía de pautas para entrevistas a profundidad	35
3.6.2.	Motor De búsqueda de Airbnb	35
3.6.3.	Betaface.ai	36
3.6.4.	Face ++	37
3.6.5.	How-old.net	37

3.6.6.	EveryPixel – Beta	38
3.6.7.	Eyeem Visión.....	39
3.6.8.	Google Maps	39
3.6.9.	Excel	39
3.6.10.	SPSS	39
3.7.	Procedimiento y Recolección de datos	40
3.8.	Plan de análisis	41
3.8.1.	Etapas Cualitativa.....	41
3.8.2.	Etapas Cuantitativa.....	41
4.	Calendario de Actividades y Recursos Disponibles	43
4.1.	Calendario de Actividades.....	43
4.2.	Recursos Disponibles.....	43
4.3.	Presupuesto	43
5.	Resultados.....	44
5.1.	Resultados cualitativos.....	44
5.2.	Resultados cuantitativos.....	47
5.3.	Discusión.....	52
6.	Conclusiones y Recomendaciones	54
6.1.	Conclusiones.....	54
6.2.	Recomendaciones.....	55
7.	Limitaciones e Investigaciones Futuras	57
7.1.	Limitaciones	57
7.2.	Investigaciones Futuras.....	57
	Bibliografía.....	59
	Anexo 1: Matriz de Consistencia	66
	Anexo 2: Guía de Pautas	67

Índice de Figuras

Figura 1: Imágenes de referencia del estudio de Doleac & Stein (2013)	12
Figura 2: Evolución del interés mensual hacia el tópico interés en el período Enero 2014 - Enero 2019.....	16
Figura 3: Top 4 Páginas que han sido empleadas por los turistas extranjeros que visitaron Perú en el 2017 organización su propio viaje.....	26
Figura 4: Interés hacia Airbnb por cuestiones de alojamiento en países sudamericanos durante el 2018.....	27
Figura 5: Interés hacia alojamientos en Airbnb en Lima Metropolitana a nivel global 2018.	28
Figura 6: Top 10 distritos limeños que más han concitado la atención del interés global hacia alquileres en Airbnb 2018.....	29
Figura 7: Imagen a ser procesada con el software Betaface	36
Figura 8: Resultados de la imagen al ser procesada con BetaFace.....	36
Figura 9: Uso del instrumento Face ++.....	37
Figura 10: Instrumento How-old.net	38
Figura 11: Instrumento Everypixel aplicado a una foto con resultados	38
Figura 12: Ejemplo del software Eyeem.com con salida	39
Figura 13: Tratamiento de datos para las fotografías.....	40
Figura 14: Valor observado vs. Valor predicho en la regresión	51
Figura 15: Gráfico de coeficientes estandarizados en el modelo	52
Figura 16: Gráfico análisis neuronal multicapa.....	59

Índice de Tablas

Tabla 1: Matriz de Problemas, Objetivos e Hipótesis	30
Tabla 2: Categorías de Estudio.....	32
Tabla 3: Variable dependiente y variables de la discriminación digital propiamente dicha	33
Tabla 4: Variables independientes adicionales	34
Tabla 5: Participantes de entrevistas a profundidad.....	35
Tabla 6: Cronograma de Actividades para la Tesis.....	43
Tabla 7: ANOVA del modelo original.....	47
Tabla 8: Estadísticos del modelo original.....	47
Tabla 9: Parámetros del modelo original.....	48
Tabla 10: Matriz de correlaciones	49
Tabla 11: Estadísticos del modelo modificado	50
Tabla 12: Parámetros del modelo modificado	50
Tabla 13: Test de Multicolinealidad.....	51

Introducción

Existen determinadas condiciones que afectan el precio de un bien cuando es ofertado por el vendedor, desde la moda, el precio de bienes sustitutos, la cantidad ofertada por el mercado, entre otros. Esto, desde luego, también se ha volcado en las plataformas electrónicas.

Los mercados en línea a menudo contienen información no solo sobre productos, sino también sobre las personas que venden los productos. En un esfuerzo por facilitar la confianza, muchas plataformas fomentan vendedores para proporcionar perfiles personales e incluso para publicar fotos de sí mismos. Sin embargo, estas características también pueden facilitar la discriminación basada en la raza, el género, la edad, entre otros. Airbnb, plataforma de intermediación online dedicada a la oferta de alojamientos particulares en la cual los anfitriones pueden publicar sus ofertas es un buen ejemplo de ello. Cuando los demandantes toman en cuenta los atributos de los perfiles electrónicos ya están más cerca de la discriminación digital.

Compartir habitaciones de una casa con personas ajenas probablemente sea un aspecto muy sensible para los propietarios o administradores de la misma. Naturalmente, quienes ofertan habitaciones se han dado cuenta de este fenómeno. Por ello, es probable que las características que se muestran en los perfiles terminen condicionando de alguna manera el precio del bien. Una importante proporción de la actividad de Airbnb se concentra en los distritos de Lima Moderna. Por otro lado, la habitación privada es el tipo de alojamiento con mayor demanda en Lima Moderna, ya que concentró alrededor del 75% de la oferta al momento de iniciar el estudio (Airbnb 2019).

El presente documento busca determinar si existe relación entre elementos propios de la discriminación digital y el precio de alquiler por noche al cual son ofertadas habitaciones privadas en los distritos de Lima Moderna de acuerdo a Airbnb.

El trabajo está organizado en diferentes capítulos. El primer capítulo de la investigación representa una aproximación a la discriminación digital en Airbnb como problema de investigación. Del mismo modo se formula el problema y se justifica la investigación en el contexto de la asignación de precios en habitaciones privadas en Lima Moderna desde una perspectiva teórica y práctica.

En el capítulo 2 son mencionados aspectos teóricos vinculados a la discriminación digital. Los antecedentes y el marco conceptual han sido extraídos de revistas internacionales. El capítulo finaliza con la el planteamiento de los objetivos e

hipótesis de trabajo. El capítulo 3 fue orientado a la descripción del método de investigación, así como a los detalles vinculados a los datos de la investigación y la forma en que son obtenidos para finalizar con el plan de análisis. Luego, el capítulo 4 muestra el calendario de actividades y los recursos que fueron empleados en la investigación.

El capítulo 5 son mostrados los resultados cualitativos y cuantitativos de la investigación, del mismo modo se discuten los hallazgos contrastándolos con los antecedentes de la investigación. En el capítulo 6 fueron formuladas la conclusiones y recomendaciones. Finalmente, el capítulo 7 indica las limitaciones de la investigación y sugiere algunas líneas de investigación futuras.

Sabemos que el Perú está lleno de mestizajes muy variados entre sí y esperamos que esta investigación te invite a seguir analizando el comportamiento de consumidor peruano respecto a la discriminación digital. Solo hemos abierto la caja de pandora de este tema tabú y creemos que se pueden hacer hallazgos muy interesantes al respecto.

1. Problema de investigación

1.1. Planteamiento del Problema

Los estudios de discriminación en el comportamiento del consumidor son parte de los temas más controversiales en el marketing y que abarca un número considerado de discusiones éticas (Quellet, 2007). No obstante, el marketing ha empleado a la discriminación como variable de análisis. Por ejemplo, las razas fueron utilizadas para segmentar, mientras que la publicidad las ha empleado para diseñar mensajes (Pollay, Lee, & Carter-Whitney, 1992). Los patrones de consumo y los comportamientos electorales también han sido relacionados a la pertenencia a un grupo étnico determinado (Arrok, 1998).

Incluso en el modelamiento econométrico se transforman las razas en inputs cuantitativos (blanco = 0; negro = 1) que son tomados en cuenta para estudiar fenómenos como la tasa de deserción escolar, índice de delincuencia, pertenencia a un grupo político, entre otros (Arrok, 1998). Los estudios acerca de los grupos étnicos y el comportamiento han sido de particular interés en las publicaciones de origen norteamericano (Tadajewski, 2012).

Desde hace décadas, los grupos étnicos han sido estudiadas por la antropología y la sociología (Ashcroft, 2010). Actualmente las variables asociadas a la discriminación pueden ser estudiadas también desde plataformas electrónicas (Doleac & Stein, 2013). Un consumidor puede elegir influenciado por la imagen del ofertante (Pope & Sydnor, 2011). En líneas generales, existen patrones visuales que resultan más amigables y generan más confianza en compradores potenciales (Arrok, 1998).

Que el consumidor confíe más en un prestador de servicios es más importante en los escenarios donde existan recursos compartidos (O'Regan & Choe, 2017). En Airbnb, plataforma web que renta habitaciones de particulares a viajeros, por ejemplo, la foto de los anfitriones y huéspedes potenciales juegan un rol importante, ya que, si se va a compartir una casa con un desconocido, al menos conocer cómo luce es deseable (Edelman & Luca, 2014). La seguridad es un tema fundamental para quienes comparten recursos con desconocidos (Edelman & Luca, 2014).

La discriminación digital tiene un componente fundamental en la dimensión visual (Arriaga, 2013). Tanto consumidores como ofertantes pueden preferir no concretar la prestación de un servicio (Edelman & Luca, 2014). Ge, Knittel & Zopef (2016) demostraron que en los servicios de transporte de que funcionan en red (como Uber y Lyft), existe una mayor probabilidad de que un servicio sea cancelado si el

pasajero tiene un nombre que se asocie a un origen afroamericano. Una recomendación de la anterior investigación era estudiar si existen también discriminación en el sentido inverso, es decir, si los pasajeros discriminaban a los conductores.

Desde luego, en entornos digitales, no solo importa el rostro, existen otros indicadores como las valoraciones (Pope & Sydnor, 2011). Los puntajes alcanzados por el ofertante con respecto al servicio también son tomadas en cuenta (Edelman & Luca, 2014). En el caso de Airbnb, son tomados en cuenta las características físicas del espacio a alquilar (Edelman & Luca, 2014).

Pero la discriminación digital va más allá de un tema racial, puede extender a género, edad aparente, atributos de quien ofrece o desea comprar un bien o servicio. Naturalmente en entornos electrónicos estas variables pueden ser observadas (el género) o estimadas (la edad). Probablemente cuantificar el grupo racial o estimar la edad no sea una tarea sencilla.

En respuesta al punto anterior existen nuevas tecnologías que permiten cuantificar el grupo étnico y la edad. Incluso hay herramientas que permiten determinar el nivel de estética de una fotografía. Aquí ya no se trata del juicio de una persona o grupo, sino de un algoritmo matemático que funciona con exactitud, una máquina entrenada y especializada en analizar fotografías. Debido a la existencia de estas herramientas, ahora los investigadores han encontrado que es posible pasar del análisis de contenido (observación e interpretación de las fotos) a los modelos estadísticos.

El precio al cual son ofertadas las habitaciones de Airbnb debería ciertamente guardar relación con las características de las mismas. De hecho, existe un algoritmo que sugiere el precio que debe asignar un arrendador, pero los propietarios son los que al final deciden el valor al cual ofrecerán el alojamiento (Gibbs, Guttentag, Gretzel, Yao & Morton, 2016).

De lo anterior es posible inferir que los propietarios podrían asignar un precio en función de atributos de su información personal. Esto desde luego es una hipótesis que debe ser confirmada mediante algún proceso estadístico matemático. Parte de la información personal está en formato de fotografías. Pero como ya se ha mencionado anteriormente, ahora es posible analizarlas con exactitud utilizando software especializado, venciendo la limitante de una interpretación sesgada que puede dar una única persona, convirtiendo a las posibles correlaciones en hallazgos que posean rigor matemático.

De todo lo mencionado anteriormente, cabe preguntarse si existe alguna relación entre elementos de la discriminación digital versus el precio asignado por los hosts en el caso de habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna.

1.2. Formulación del problema

¿Existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna?

1.3. Justificación

Los estudios de discriminación y el marketing poseen una naturaleza bastante controversial (Davidson, 2006). Este es uno de los motivos por lo que su producción académica es bastante limitada (Davidson, 2006). Sin embargo, como fenómeno existe y es importante (Lamont & Molnar, 2001). Por ello merece ser estudiado.

La investigación es una de las pocas que se enfoca en el estudio de las variables étnico-raciales dentro de un contexto electrónico de aplicaciones web. Los hallazgos pueden pretender aportar académicamente a la teoría del comportamiento del consumidor en entornos digitales (Louis, 2016).

La investigación procura abarcar una disciplina bastante joven: la medición de atributos visuales mediante métodos computacionales. Por tanto, la investigación se convierte, en un documento que aporta una metodología moderna y que busca servir como base para otros investigadores. El documento busca incorporar instrumentos que no son de uso habitual en el entorno académico peruano vinculado a los negocios. Los investigadores han procurado que los instrumentos sean de fácil uso para cualquier persona que tenga conocimientos muy básicos de informática.

El estudio también pretende contribuir al campo académico del pricing, uno de los componentes básicos del marketing mix, aunque ahora adopta un enfoque con evidencia en la información web, ya que se recurre a información estructurada (métricas propias de Airbnb) y no estructurada (fotografías principalmente). Para ello la investigación pretende aproximarse a un modelo de regresión que contribuirá a establecer relaciones.

La investigación busca contribuir a reducir la brecha en precios que pueda estar relacionada a elementos propios de la discriminación digital, si es que acaso estas existen. De este modo se contribuye a equiparar las condiciones de mercado,

donde ciertamente existen asimetrías en la información o información imperfecta. Esto último es un rasgo inherente de toda estructura de mercado que se asemeje a una forma libre. Es probable que la discriminación digital se encuentre asociada a una de las tantas fallas del mercado. Pero primero es necesario demostrar que efectivamente existe y que termina afectando el precio de un bien o servicio.

2. Marco Conceptual

2.1. Antecedentes

Doleac & Stein (2013) examinaron el efecto de la raza en los resultados del mercado de comercialización de iPods usados a través de anuncios clasificados locales en línea en todo Estados Unidos. Cada anuncio presenta una fotografía que muestra una mano clara o una con un tatuaje en la muñeca. Los ofertantes que tenían una piel oscura o presentaban tatuajes recibían una menor cantidad de ofertas y menores precios por productos idénticos que aquellos individuos que tenían la piel clara. Esto demostraba que existe discriminación digital. Entre las probables causas afirmaron que la piel oscura y los tatuajes estaban asociados a tratos no transparentes e índices delincuenciales. La muestra del estudio abarcó 1,324 transacciones.

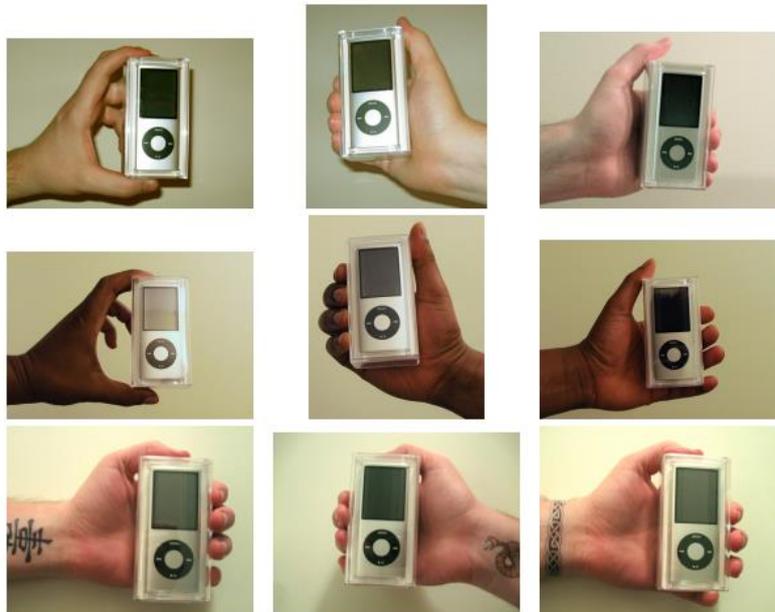


Figura 1: Imágenes de referencia del estudio de Doleac & Stein (2013)

Edelman & Luca (2014) analizaron 214 propietarios en Airbnb.com que rentaban habitaciones en New York. Ambos usaron un nuevo conjunto de datos que combina fotos de todos los propietarios con sus precios de alquiler e información sobre la calidad de los alquileres. Evidenciaron que los hosts que no son negros cobran aproximadamente un 12% más que anfitriones negros para un alquiler equivalente. Estos efectos son robustos al controlar toda la información visible en el mercado de Airbnb. Los hallazgos destacan la prevalencia de la discriminación en los mercados en línea, lo que sugiere una importante consecuencia involuntaria de un mecanismo aparentemente rutinario para generar confianza.

Pope & Sydnor (2011) analizaron los datos del portal Prosper.com, un sitio web donde las personas pueden invertir en préstamos personales o pedir dinero prestado. Los investigadores encontraron evidencias de diferencias raciales significativas en los préstamos de igual a igual. Las personas de raza negra tenían entre un 25 a 35 por ciento menos de probabilidades de recibir fondos que los blancos con perfiles crediticios similares. Esto a pesar de que las personas de raza negra eran quienes pagaban tasas de interés más altas que los blancos. Estos resultados eran contrastable con el hecho de que los negros poseían también una tasa de incumplimiento mayor que los blancos. Lo que llevó a preguntarse si la diferenciación se basaba más en las razas o en la data estadística. Todos los datos analizados fueron del tipo y se analizaron un total de 2,250 solicitudes de crédito.

Scott, Zettlemeier, & Silva-Risso (2003) usaron un gran conjunto de datos de precios de transacción de automóviles del portal web Autobytel.com. Los autores encontraron que los afroamericanos e hispanos pagaban aproximadamente un 2% más que otros consumidores fuera de línea. No obstante, un 65% de la prima de alquiler con diferencias en rasgos observables tales como ingresos y educación. Los resultados implican que Internet es particularmente beneficioso para aquellos cuyas características les perjudican en la negociación. La variable dependiente fue el precio y las independientes la raza, el género y la edad. Fueron analizados más de 5,000 casos.

Nunley, Owens, & Howard (2011) realizaron un estudio sobre la discriminación digital en la plataforma eBay. Analizaron transacciones para una serie de productos asociados a blancos y productos asociados a negros, y analizaron dos grupos: vendedores con nombres asociados a blancos y vendedores con nombres de origen afroamericano. Descubrieron que las personas con un nombre asociado a blancos recibían mayores precio por productos de blancos; mientras que los vendedores asociados a negros recibían mejores precios por productos vinculados a un comprador afroamericano. La reputación online de cada vendedor también influía en las ventas. Se analizaron un total de 237 casos.

Ge, et al. (2016) analizaron el caso de 70 participantes voluntarios y 1,500 posibles servicios de transporte en red Uber y Lyft en las ciudades de Boston y Seattle . Los autores demostraron que la tasa de cancelación para el caso de personas con un nombre asociado a un origen afroamericano era el doble que el registrado en los casos donde el individuo tenía un nombre asociado a un origen blanco. Esta situación empeoraba en la zonas de baja densidad poblacional, en donde la proporción

superaba el triple. En las recomendaciones, los autores recomendaron hacer un experimento del orden inverso, es decir, en donde fueran los pasajeros quienes juzguen a los choferes.

Gibbs, et.al. (2016) centraron su estudio en utilizar la información de ventas y atributos de 39.837 listados en Airbnb y datos de 1,025 hoteles en cinco mercados para probar diferentes hipótesis que exploran la medida en que los anfitriones de Airbnb utilizan precios dinámicos, es decir, precios que cambian en función de la oferta y la demanda en tiempo real, y cómo sus estrategias de precios se comparan con la de los hoteles. Los investigadores determinaron que Airbnb es una plataforma única y compleja en términos de precios dinámicos donde los anfitriones hacen un uso limitado de estrategias de fijación de precios dinámicas, especialmente en comparación con los hoteles. A pesar de su uso limitado, los anfitriones que poseen listados en mercados de ocio de alta demanda, gestionan lugares completos, gestionan más listas y tienen más experiencia en los precios. En cuanto al aporte práctico, el estudio identificó una gran necesidad de Airbnb para fomentar la fijación de precios dinámicos entre sus anfitriones, pero también advirtió sobre los potenciales peligros de la fijación de precios dinámicos en el contexto de la economía compartida. Los resultados también evidenciaron que los administradores de hoteles interesados en la información procesable se interesaban por la información relativa a Airbnb como competidor.

Hasta este punto ha quedado demostrado que la discriminación digital es un fenómeno que se presenta en entornos virtuales. No solo se da a nivel de imágenes del rostro, sino también de piel e incluso a los nombres. Parte de la discriminación digital está muy vinculada a la seguridad personal y la fiabilidad de transacciones comerciales. Es posible realizar estudios con datos secundarios y primarios. Existen datos que complementan la información que se puede obtener de una fotografía, como la calificación que tiene un vendedor. Por otro lado, con respecto al precio, naturalmente existen variables físicas que están relacionados al mismo.

2.2. Marco Teórico

2.2.1. Grupos raciales y un acercamiento al marketing

Son los grupos étnicos en los que se puede dividir la especie humana (Rodero & Herrera, 2000). La división de la especie humana en razas específicas surge como un proceso convencional y arbitrario (Davidson, 2006). Los seres humanos venimos de un ancestro común, por ello el hecho de atribuir logros culturales a un potencial genético resulta absurdo (Rodero & Herrera, 2000). La división de razas nace de un proceso en el que intervienen elementos externos tales como el clima (Rodero & Herrera, 2000), pero también surge de procesos culturales como la segregación y el aislamiento (Rodero & Herrera, 2000). Los rasgos raciales o raza están marcados por características físicas diversas que pueden incluir uno o más de los siguientes marcadores físicos: color de piel, rasgos de los ojos, color y textura del cabello, características antropométricas, etcétera (Galarza, Kogan & Yamada, 2011). En Estados Unidos existen productos que la población considera que son para negros o para blancos (Nunley, et.al. 2011); nombres para afroamericanos y nombres para no afroamericanos (Ge, et.al. 2016). Al existir este tipo de diferencias, no debe extrañar que exista el diseño de mensajes publicitarios diseñados a un grupo étnico específico (Pollay, Lee, & Carter-Whitney, 1992). Aunque exista un alto grado de mestizaje, existen segmentos específicos a los que se puede atender (Pollay, et.al. 1992).

2.2.2. Discriminación como tópico de discusión en el Perú

En el Perú, a pesar de existir un altísimo grado de mestizaje, todavía subsiste la discriminación racial, ya sea por el género, condición social, color de piel, origen del apellido y otros (Olober & Callirgos, 2011). La mayoría de estudios acerca de la discriminación se han hecho desde la perspectiva de las ciencias sociales como la antropología o sociología (Galarza, Kogan, & Yamada, 2011). La raza puede asociarse a la posición social e incluso con la riqueza (Olober & Callirgos, 2011). Una persona con apellido de origen inglés y blanca tiene más oportunidades laborales que una persona no blanca y con apellido peruano incluso si todas las demás variables como formación y experiencia son similares (Galarza, et.al. 2011). De hecho la discriminación es un tópico de interés que es consultado en internet con frecuencia:

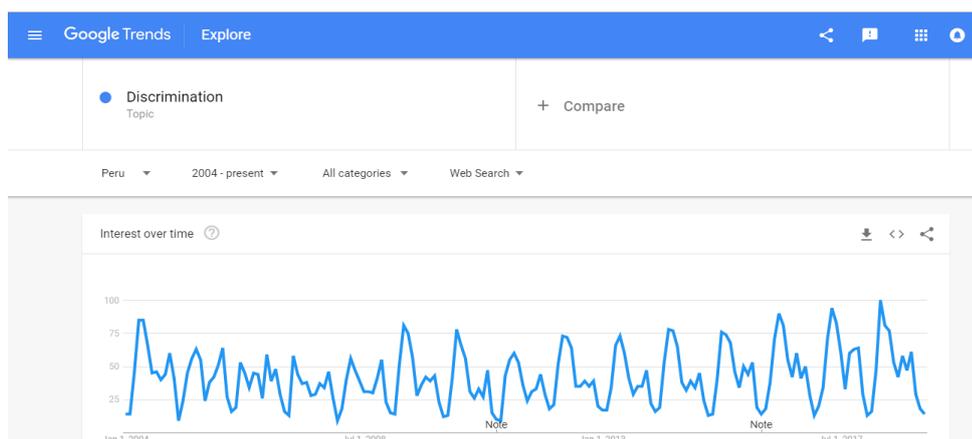


Figura 2: Evolución del interés mensual hacia el tópico interés en el período enero 2014-enero 2019

Fuente: Google Trends (2019a)

La anterior figura evidencia que el interés hacia la Discriminación (reflejada en las búsquedas) incluso ha desarrollado estacionalidad. Además ha tenido un interés relativamente constante, aunque en los últimos años se ha incrementado paulatinamente.

2.2.3. Discriminación Digital

Internet, y en especial las redes sociales, han abierto nuevas formas y patrones de interacción social que nos obligan a replantear muchos aspectos concernientes a las vidas de las personas: interacción, relaciones, comunicación, amistades, entre otros (Wihbey, 2015). En este sentido, la discriminación digital es la representación de la actitud y el contenido discriminatorios realizado por medios digitales (Weidmann, Benitez-Baleato, Hunziker, Glatz, & Dimitropoulos, 2016). Esta definición implica que la discriminación digital no representa una nueva realidad, sino una nueva forma de expresarse y difundir contenido discriminatorio (Wihbey, 2015). Sin embargo, tal como señalaron Weidmann, et.al. (2016), la potencialidad de los nuevos patrones de evolución de estos mensajes está en constante cambio. La discriminación digital no es una nueva realidad: representa una nueva forma de expresarse en un nuevo canal, una realidad ya existente. No obstante, hay aspectos que son nuevos. Por ejemplo, el cyberbullying se ha definido como una forma más entrometida que el bullying, pues la persona que sufre el ataque suele llevar su móvil o tiene una laptop/PC en casa; y los mensajes agresivos le llegan de forma instantánea y en su espacio privado on-line (Chisholm, 2014).

De acuerdo Amado & Cortez (2018) existen diferentes formas de medir el impacto de los mensajes digitales. Las más recientes incluyen el uso de indicadores Big Data como los proporcionado por Google Trends (instrumento que mide el interés hacia un término específico a lo largo del tiempo), también es común usar el análisis sentimental, método que permite medir los sentimientos de quienes valoran de forma textual un contenido. Las métricas obtenidas a partir de dichos métodos pueden ser comparadas con indicadores de ventas o rentabilidad.

Este fenómeno nació cuando las plataformas virtuales empezaron a mostrar información acerca de los perfiles de cada uno de los usuarios (Arriaga, 2013). Este fenómeno se vio potenciado por la inclusión de fotografías y hasta por patrones presentes en el lenguaje escrito (Ashcroft, 2010). Entonces no solo es discriminación visual, sino también escrita.

La discriminación digital subsiste como un comportamiento grupal. En el Perú, existió un proceso de segregación hacia jóvenes que usaban la red social Hi5 debido a que los usuarios de esta red empezaron a presentar patrones de uso que no era bien visto por sectores de ingresos medios o altos (Huamán, Vela, & Solano, 2002). Los patrones no son solo del tipo visuales, sino también lingüísticos (Huamán, et.al.2002)

En las redes sociales es más sencillo decidir de qué grupos quiere formar parte o no (Dueñas, 2016). Las personas pueden decidir alejarse de un grupo que es visto como no apropiado de acuerdo al entorno del individuo (Huamán, et.al.2002). Una de las dimensiones de la discriminación digital es el sentido de pertenencia o no pertenencia (Arriaga, 2013).

En cuanto a las relaciones comerciales, la principal dimensión está en la confianza. En las personas surge una natural desconfianza cuando se trata de relaciones de compra y venta con desconocidos (Oskam & Boswijk, 2015). Los consumidores y ofertantes racionales tratan de minimizar la presencia de resultados no deseados, más sobretodo si estos son personas extrañas (Hannak, Wagner, García, Strohmeir & Wilson, 2016). A fin de aminorar las incertidumbres, existen otros indicadores que contribuyen a que los agentes tomen mejores decisiones (Oskam & Boswijk, 2015). Por ejemplo, las puntuaciones juegan un papel determinante en relaciones que implican un intercambio de artículos por envío (Che, Mislove & Wilson, 2016). En el caso

de bienes que ya han sido usados, es recomendable adjuntar fotografías del bien a fin de constatar el estado real del mismo (Che, et.al. 2016).

2.2.4. Airbnb

Airbnb es una innovación disruptiva en la economía compartida cuyo modelo de negocio se centra en el alojamiento turístico, y este alojamiento tiene un atractivo único para los turistas. Airbnb se ha convertido rápidamente en una forma alternativa de alojamiento popular con implicaciones globales, y este crecimiento también ha llevado a una mayor investigación académica sobre el fenómeno. Artículos recientes sobre Airbnb han abordado temas relacionados con la regulación discriminación (Edelman y Luca, 2014), impactos en la industria hotelera y marcas (Zervas, Proserpio, & Byers, 2016)

Dada la importancia de la gestión de la reputación en la economía compartida, las revisiones de los consumidores también se han convertido en un enfoque popular de los análisis relacionados con Airbnb. Zervas, Proserpio & Byers, (2016) indicaron que las revisiones en Airbnb son considerablemente más positivas que en las plataformas electrónicas como TripAdvisor. Lee, et.al. (2015) utilizaron los datos de ventas de 4,178 listados de Airbnb para determinar que el número de revisiones, la antigüedad de los miembros, el recuento de "listas de deseos" y la capacidad de respuesta del host son factores sociales asociados significativamente con las ventas. En la misma investigación, las características convencionales, como la calificación general, no se asociaron significativamente con las ventas.

Por otro lado, basados en una muestra de las listas de Airbnb en Estocolmo, Suecia, Ert, Fleischer & Magen (2016) encontraron que la confiabilidad percibida del anfitrión, como se infiere de la foto del anfitrión es un mejor indicador del precio y la demanda que las puntuaciones de la revisión. Estos hallazgos de Lee et al. (2015) y Ert et. al. (2016) son algo contrarios a los hallazgos del sector hotelero, donde Anderson (2012) utilizó los datos de rendimiento del hotel y las revisiones en línea para mostrar que un aumento del 1% en los puntajes de revisión conduce a un aumento del 1.42% en el ingreso por habitación disponible.

Los anfitriones de Airbnb actúan como intermediarios de economía compartida, comercializadores de redes sociales y proveedores de hospitalidad, ocupan un espacio muy singular en el turismo. Los anfitriones venden típicamente alojamiento sin ningún conocimiento general de negocios u hospitalidad (Gibbs,

et.al. 2018). A través de entrevistas cualitativas, Ikkala & Lampinen (2014) encontraron que algunos anfitriones enumeraron sus propiedades por debajo del precio del mercado para aumentar el número de solicitudes, lo que les brinda más opciones para elegir a sus invitados.

El anterior hallazgo sugiere que la fijación de precios entre los anfitriones fue impulsada por consideraciones emocionales. Centrándose especialmente en la noción de anfitriones como empresarios, Li et al. (2015) obtuvo 18 meses de datos de Airbnb para Chicago para investigar las diferencias operativas entre anfitriones no profesionales y profesionales (anfitriones con dos o más listados para lugares de interés). Los anfitriones profesionales lograron un ingreso diario más alto (+ 16.9%) y tasas de ocupación (+ 15.5%) que los anfitriones no profesionales o casuales (solo una lista). Ambos proyectos de investigación sugieren que existen ineficiencias en los precios de los centros no profesionales. La investigación anterior relacionada con Airbnb ha comenzado a resaltar los hallazgos relacionados con el precio, pero ninguna investigación hasta la fecha ha realizado un análisis sistemático de los factores que influyen en el precio de una lista de Airbnb que permitiría una mejor comprensión de los comportamientos y percepciones del huésped.

2.2.5. Precio

Kotler & Armstrong (2012) indicaron que el precio es la suma de cada uno de los valores que los compradores (o consumidores) dan a cambio de los beneficios de usar o tener un determinado servicio o producto. La Real Academia de la lengua española hace referencia al precio como el dinero u otros bienes y servicios, que son intercambiados por la propiedad o uso de un bien o servicio. Esto último resulta interesante, ya que habla del precio como la relación entre bienes como si de un trueque se tratara.

2.2.6. Precios hedónicos y alojamiento.

La teoría de la fijación de precios hedónicos establece que el precio de un producto puede considerarse como una función de los atributos o características medibles y que afectan a la utilidad del producto (Rosen, 1974). Un listado de alojamientos de Airbnb, según la teoría de precios hedónicos, es por lo tanto un conjunto de elementos que influyen en la calidad del producto en general y brindan valor y satisfacción a los consumidores. En consecuencia, el precio de un listado puede vincularse a la presencia o ausencia de artículos específicos; es una propuesta de precio que refleja las suposiciones del

anfitrión sobre los precios marginales implícitos de características particulares del listado.

Los modelos de precios hedónicos utilizan análisis de regresión múltiple para estimar las características que más influyen en el precio de un producto heterogéneo. La técnica ha sido ampliamente utilizada en el sector inmobiliario (Goodman & Thibodeau, 2003) y la competitividad de precios de los paquetes turísticos (Aguiló, Riera, & Rosselló, 2005). Dentro del sector de alojamiento, los modelos hedónicos se han utilizado ampliamente en el contexto de los hoteles urbanos vacacionales y apartamentos.

De acuerdo a Gibbs, et.al. (2018) a través de las muchas formas diferentes de modelos de precios hedónicos para el alojamiento, los factores más ampliamente reportados y significativos están relacionados con las características físicas de la oferta. Saló & Garriga (2011) identificaron que el precio de alquiler de un apartamento de vacaciones era un 10,9% menos que el de una casa adosada (que tiene alguna de sus paredes colindante con otra vivienda de las mismas o similares características), una casa unifamiliar era un 13,8% más alta que una casa adosada y una habitación extra generó un 13,8% adicional en el precio.

Del mismo modo, Juaneda, Raya & Sastre (2011) identificaron que una habitación adicional en un apartamento aumenta el precio en un 20.6%. Si bien el alojamiento basado en apartamentos ha demostrado tener diferentes precios por tipo y capacidad de alojamiento, el precio de los alojamientos basados en hoteles depende en gran medida de la calificación de estrellas (Israeli, 2002). Basado en un estudio de las habitaciones de hotel enumeradas en Booking.com en una región vacacional del Mediterráneo, Fleischer (2012) encontró que algunas categorías de habitaciones tienen precios más altos que las habitaciones estándar, es decir, de lujo (11%), suite superior (15%), y villa (64%) respectivamente. Otro factor común dentro de los modelos de precios hedónicos para el alojamiento es la ubicación. Entre los alojamientos basados en vacaciones, uno de los principales factores positivos para el precio es la distancia a la playa (Saló & Garriga, 2011)

Entre los hoteles ubicados en ciudades, se pueden encontrar resultados contradictorios en la literatura. Thrane (2007) analizó a 78 hoteles ubicados en Oslo, Noruega, y determinó que cuanto más cerca estaba el hotel de la estación de trenes del centro de la ciudad a mayor precio. En contraste, (Chen

& Rothschild, 2010) analizaron 73 hoteles en Taiwán y determinaron que los hoteles ubicados fuera del centro eran más costosos que aquellos en el centro de la ciudad.

Según el contexto y la situación, los servicios también afectan el precio. Por ejemplo, de acuerdo a Thrane(2007), el servicio más importante que afecta el precio por habitación en hoteles es el estacionamiento para el caso de algunas ciudades europeas. Dentro de los hoteles ubicados en la ciudad, el precio del estacionamiento aumentó de 7.4% a 19% Otros servicios importantes para hoteles en entornos urbanos incluyen piscinas y gimnasios. Si bien la investigación en hoteles ubicados en Oslo no encontró ningún efecto de dichas actividades en las tarifas de habitaciones (Thrane, 2007). Entretanto, Chen y Rothschild (2010) encontraron que los hoteles con centros de acondicionamiento físico tenían precios que eran unos 26,7% más altos que los que no tenían.

Aunque no es un análisis de precios hedónicos, Lee et.al. (2015) encontraron que los servicios tienen muy poco impacto en las ventas de habitaciones en Airbnb. Si bien se podría argumentar que las ventas de habitaciones no están relacionadas con el precio, las ventas siguen siendo un indicador comercial relevante. Los anfitriones que respondieron más rápido a los huéspedes recibieron más reservas. Curiosamente, este mismo estudio encontró que el número de revisiones tuvo una influencia mayor que la calificación de las revisiones. Estos hallazgos sugieren que la administración de un listado es importante. Al usar los listados de 1022 alquileres de vacaciones en España, Saló y Garriga (2011) encontraron que los listados reservados a través de un mayorista eran 28.9% más caros que cuando se reservaban a través de otros intermediarios en Internet. Esto sugeriría que los minoristas de viajes profesionales venden a precios más altos, lo que refuerza nuevamente la idea de que los anfitriones de Airbnb que carecen de habilidades profesionales se involucran en estrategias de precios "ineficientes". Finalmente, Gibbs, et.al. (2018) recalcó la diferencia entre el hotel tradicional y los productos de alojamiento, proveedores y plataformas de distribución de Airbnb. Esta investigación identificó la necesidad de revisar algunos de los factores conocidos e identificar nuevos factores potenciales reflejados en los precios de las listas de alojamiento de Airbnb.

2.2.7. La Discriminación Digital y su efecto en los mercados

En los últimos años 90's, Ayres & Siegelman (1995) orientaron su investigación a determinar si los negros y las mujeres tenían los mismos acuerdos como los hombres blancos, cuando compraban un carro nuevo. Ellos entrenaron a 38 personas, algunos blancos y algunos negros, algunos hombres y algunas mujeres, a negociar una compra, usando un guion fijo, y se descubrieron algunas diferencias inquietantes: cerca de 153 concesionarios, compradores negros y mujeres, pagaron más por el mismo carro que los hombres blancos; las mujeres negras pagando mucho más, en promedio, cerca de \$900 más que los hombres blancos. Aunque los resultados no fueron muy sorprendentes para la mayoría de personas y menos aún para los negros y mujeres, ello fueron una demostración convincente de cómo puede ser la discriminación en los mercados.

De acuerdo a Fisman & Luca (2016), la primera generación de mercados en línea, incluyendo eBay, Amazon y Priceline, se hizo difícil la discriminación para los vendedores. Las transacciones fueron conducidas con relativa anonimidad. Un usuario podía negociar una compra sin brindar alguna información de identificación hasta que el vendedor haya estado de acuerdo con la oferta. Como un dibujo animado famoso New Yorker puso: "en internet, nadie sabe que eres un perro".

Fisman & Luca (2016) señalan que en plataformas públicas los usuarios saben si tú eres blanco o negro, hombre o mujer, humano o canino. Y el internet ha sido recientemente revelado como una fuente de discriminación, no como un fin: con las identidades encubiertas, los grupos desventajosos, enfrentaban varios de los mismos retos que tenían que confrontar largamente en un mundo off-line, a veces empeoraban por una falta de regulación, les dieron a las razas y géneros las fotos de relevancia, y el hecho que posibles discriminadores puedan actuar sin confrontar personalmente a sus víctimas.

La discriminación sigue siendo una preocupación política importante en entornos que van desde el lugar de trabajo (Bertrand & Mullainathan, 2004) hasta los mercados de vivienda (Zhao, Ondrich, & Yinger, 2006) (Card, Mas, & Rothstein, 2008) y hasta el tratamiento médico de pacientes (Rubineau & Yoon, 2012). En realidad, el crecimiento de los mercados en línea, pueden reducir el alcance de la discriminación. Las interacciones cara a cara revelan automáticamente información sobre la identidad del usuario. (Por ejemplo, un

candidato que ingresa a una sala para una entrevista de trabajo, necesariamente revela el sexo, la raza e incluso la edad aproximada del entrevistador). En contraste, las transacciones digitales pueden reducir el flujo de información no deseada o innecesaria. De hecho, existe evidencia de que Internet ha reducido la discriminación racial en los precios de los automóviles (Scott Morton, Florian, & Silva-Risso, 2003), un sector con altas tasas de discriminación documentadas (Ayres & Siegelman, 1995). Pero estos beneficios no están garantizados, estos dependen del diseño de entornos online.

2.2.8. Airbnb y la Discriminación Digital

Edelman & Luca (2014) indicaron que los mercados en línea se han vuelto cada vez más comunes. Más allá de las primeras plataformas como eBay y Amazon, los mercados especializados han proliferado (Airbnb, RelayRides, oDesk y docenas más) un crecimiento sorprendentemente rápido. El éxito de estas compañías se basa en su capacidad para crear confianza entre compradores y vendedores: la garantía de que un apartamento, un automóvil o un programador funcionara como se espera. Para generar confianza y facilitar las transacciones, los mercados en línea generalmente presentan información no solo sobre los productos, sino también sobre las personas que los ofrecen. Muchas plataformas ahora permiten que los vendedores presenten perfiles personales, publiquen fotos de sí mismos e incluso se vinculen a sus cuentas de Facebook, aprovechando las redes sociales para establecer una reputación y generar confianza. Si bien estas características ayudan a los objetivos loables, como el fomento de la confianza y la responsabilidad, también pueden traer consecuencias no deseadas: los perfiles personales pueden facilitar la discriminación.

Las transacciones en Airbnb son intrínsecamente riesgosas: el organizar inquilinos a corto plazo para habitaciones en apartamentos y casas, o incluso en viviendas completas (Edelman & Luca, 2014). Para facilitar estas transacciones, Airbnb ofrece un sistema robusto de reputación del usuario que incluye revisiones cuantitativas y cualitativas de huéspedes y anfitriones (Zervas, et.al. 2016). Una característica destacada del sistema de revisión de Airbnb es que los anfitriones e invitados publican perfiles públicos, incluidas sus imágenes y nombres, lo que podría facilitar no solo la confianza, sino también la discriminación (Edelman & Luca, 2014).

Un huésped que busca alquilar una habitación o propiedad en Airbnb puede ingresar el destino y las fechas deseadas, y luego ver una variedad de opciones que incluyen el tipo de propiedad (vivienda completa en lugar de una habitación individual), ubicación general, otras características de la propiedad, precio y disponibilidad (Edelman & Luca, 2014). Para reservar una habitación o propiedad, el huésped utiliza los sistemas de solicitud y pago de Airbnb: Airbnb presenta la solicitud del huésped al anfitrión que acepta o rechaza, y si el anfitrión acepta, Airbnb cobra al huésped y le paga al anfitrión en consecuencia (Gibbs, et.al. 2018; Edelman & Luca, 2014).

Airbnb decide qué información recopilar y distribuir en base a sus incentivos y responsabilidad. Por ejemplo, si Airbnb fuera responsable de cualquier resultado discriminatorio por el uso de su plataforma, entonces Airbnb tendría un fuerte incentivo para evitar que se produjera tal discriminación. Sin embargo, Airbnb tiene pocos incentivos para reducir la discriminación, lo que ayuda a explicar el sistema de reputación que la empresa ha establecido (Edelman & Luca, 2014). En un contexto de litigio, es poco probable que la publicación de nombres y fotos, sin nada más, genere responsabilidad para plataformas como Airbnb. Aunque existen escenarios en la jurisprudencia americana donde declaraciones afirmativas de preferencia racial, de género y de estado familiar ("sin minorías", "sin niños"), que son claramente ilegales (Cheng & Foley, 2018; Edelman & Luca, 2014)

Al proporcionar un mecanismo para que los usuarios completen perfiles y carguen fotos, es poco probable que Airbnb se enfrente a consideraciones legales que afecten su diseño o el interfaz del usuario (Ert, et.al. 2016). Además, las imágenes son una parte importante del diseño de Airbnb y de las conversaciones con los invitados de Airbnb (Edelman & Luca, 2014). Las imágenes ayudan a los huéspedes a aceptar la estancia en una propiedad con un desconocido o la oferta de un extraño (Teubner, 2017). Las imágenes del host anterior reducirían la disposición de algunos huéspedes a utilizar Airbnb (Edelman & Luca, 2014). Por lo tanto, si Airbnb tomara medidas para reducir el grado de discriminación, la decisión se basaría en la ética, en lugar de la ganancia o la ley (Edelman & Luca, 2014).

La discriminación sigue siendo una preocupación política importante en entornos que van desde el lugar de trabajo hasta los mercados de vivienda y hasta el tratamiento médico de pacientes (Rubineau & Yoon, 2012). En

realidad, el crecimiento de los mercados en línea, pueden reducir el alcance de la discriminación (Edelman & Luca, 2014). Las interacciones cara a cara revelan automáticamente información sobre la identidad del usuario. Por ejemplo, un candidato que ingresa a una sala para una entrevista de trabajo, necesariamente revela el sexo, la raza e incluso la edad aproximada del entrevistador (Edelman & Luca, 2014). En contraste, las transacciones digitales pueden reducir el flujo de información no deseada o innecesaria. De hecho, existe evidencia de que Internet ha reducido la discriminación racial en los precios de los automóviles (Scott, et.al. 2003).

A pesar del potencial de Internet para reducir la discriminación, los resultados sugieren que las plataformas sociales como Airbnb pueden tener el efecto contrario. De acuerdo a Edelman & Luca (2014), al estar llenas de imágenes destacadas y perfiles sociales, estas plataformas facilitan la discriminación, como lo demuestra la importante penalización que enfrenta un anfitrión negro que intenta hacer negocios con Airbnb.

¿Hay esperanza de que plataformas como Airbnb tomen más acciones para frenar la discriminación? De acuerdo a Edelman & Luca (2014) En la configuración de Airbnb, no hay una razón fundamental por la que un huésped necesite ver la imagen de un anfitrión antes de hacer una reserva, ni tampoco necesariamente tiene que saber el nombre de un anfitrión, lo cual hace podría relacionarse a la raza de acuerdo a Bertrand & Mullainathan (2004).

Múltiples esfuerzos han sido llevados a cabo para revertir la discriminación digital, un comprador de eBay no puede ver el nombre o la foto de un vendedor, ni viceversa. Airbnb prohíbe (y ha configurado el software para evitarlo) que los anfitriones e invitados compartan direcciones de correo electrónico o números de teléfono antes de realizar la reserva, para que esta información no permita que las partes contraten directamente y evite las tarifas de Airbnb (Cheng & Foley, 2018). Dada la cuidadosa consideración de Airbnb de qué información está disponible para los huéspedes y anfitriones, ellos podrían considerar el eliminar o reducir la importancia de las fotos de los anfitriones: no es inmediatamente evidente qué información beneficiosa brindan estas fotos; sin embargo, se arriesgan a facilitar la discriminación de los invitados (Edelman & Luca, 2014). Particularmente cuando un huésped alquile una propiedad completa, la interacción del huésped con el anfitrión será

bastante limitada, y no se ve la necesidad real de que Airbnb resalte la imagen del anfitrión (Cheng & Foley, 2018).

2.2.9. Habitación Privada en Airbnb

De acuerdo al sitio de Airbnb (2019), una habitación privada es promocionada de la siguiente forma: “Ten una habitación Privada y comparte algunas áreas comunes”. Esa, entonces, vendría a ser su definición más exacta.

2.2.10. Disposición a pagar

Es un concepto muy usado en microeconomía refleja la máxima cantidad que un usuario está dispuesto a pagar por un servicio. De acuerdo a Smith & Nagle, (2002) es un concepto muy importante en servicios de acuerdo a la intangibilidad de estos. Según autores como Barrera & Sánchez (2006), la disposición a pagar puede cambiar por elementos como la percepción de la confianza hacia el producto o servicio, así como elementos vinculados a la seguridad que ofrece.

2.2.11. Teoría económica de la fijación de precios

De acuerdo a ESAN (2018), el pricing es una teoría económica que permite fijar un precio que aporte valor al cliente; es decir, que logre un equilibrio entre el usuario (pensando en su comodidad y resultados tangibles) y la rentabilidad de la empresa. Esta manera de establecer precios le da protagonismo a cómo el consumidor percibe el producto o servicio.

2.2.12. Resultados de Airbnb en Perú y en Sudamérica

A fin de comprender el resultado de Airbnb en el Perú, conviene revisar las métricas relacionadas a otras páginas que cumplen un rol similar:

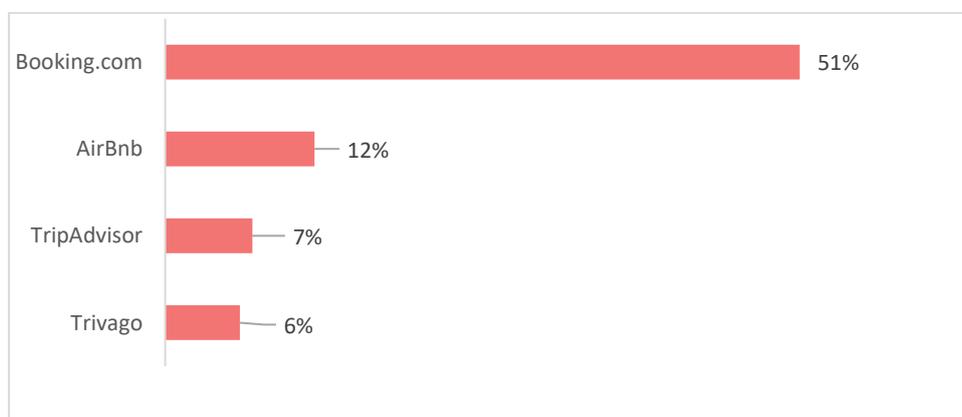


Figura 3: Top 4 Páginas que han sido empleadas por los turistas extranjeros que visitaron Perú en el 2017 y organizaron su propio viaje

Fuente: PROMPERU (2018).

De la gráfica anterior es posible inferir que Airbnb se ha posicionado como una de los principales portales web en cuanto a alojamientos. Esto en particular para aquellas personas que organizan su propio viaje.

En cuanto al contexto sudamericano, la data a analizar, los resultados indican que existen países donde Airbnb ha suscitado más interés en cuanto a búsquedas:

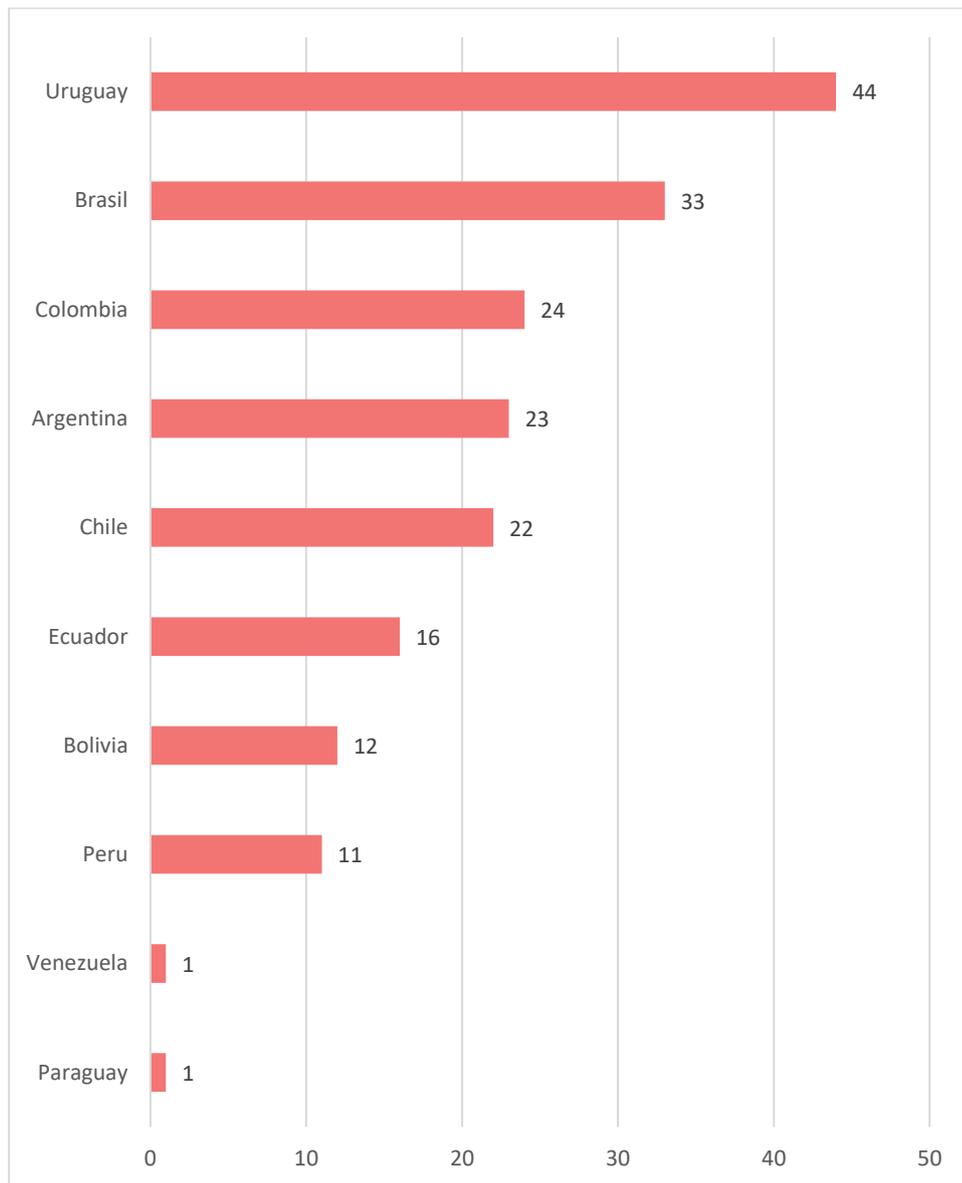


Figura 4: Interés hacia Airbnb por cuestiones de alojamiento en países sudamericanos durante el 2018

Fuente: Google Trends (2018)

Los resultados evidencian que existen diferencias notables en cuanto al interés hacia Airbnb en los diferentes países sudamericanos.

2.2.13. Airbnb y el interés en Lima Metropolitana y el rol de Lima Moderna

Es posible obtener Las métricas de interés por Airbnb como servicio en todo el mundo y el Perú. Al final, quienes se terminan alojando en Lima Metropolitana pueden ser peruanos o extranjeros. Así se tiene:

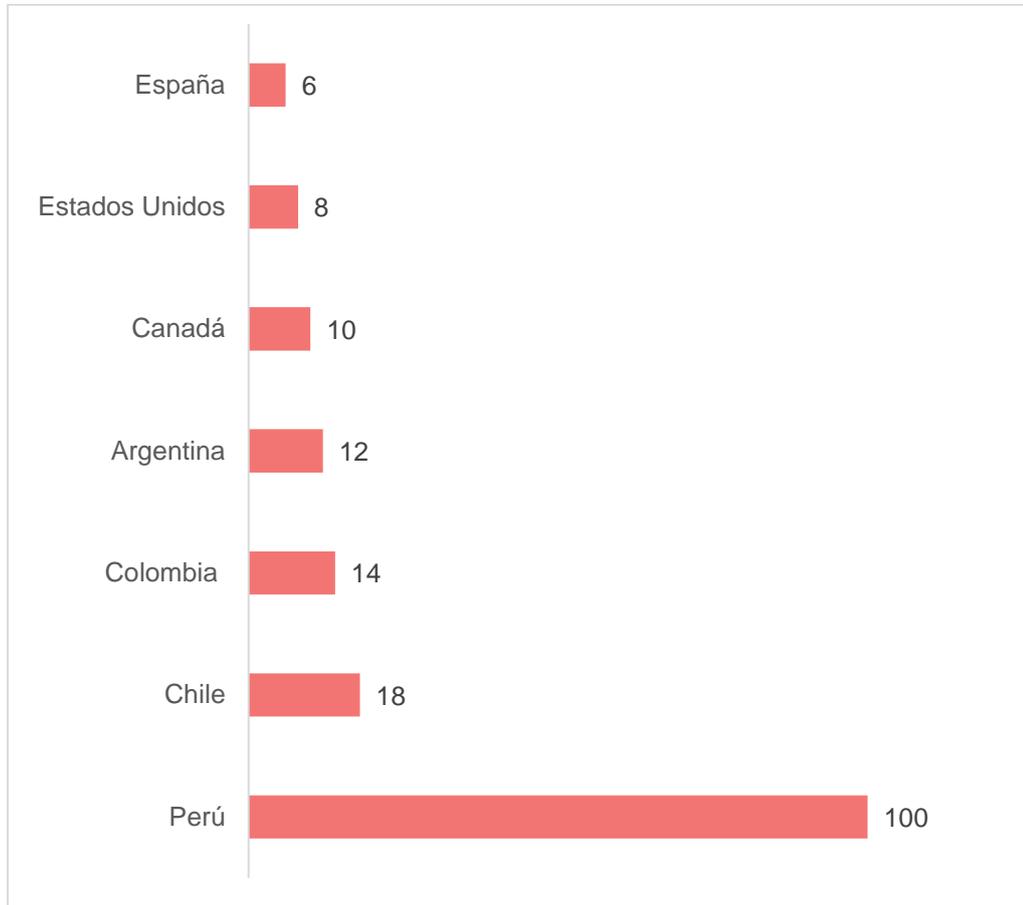


Figura 5: Interés hacia alojamientos en Airbnb en Lima Metropolitana a nivel global 2018.

Fuente: Google Trends (2019b)

Nota 1: Este indicador es un índice donde cien refleja máximo interés y cero es el mínimo

Nota 2: Los resultados fueron filtrados usando la opción alojamiento, la intención de quien realiza la búsqueda es alojarse de acuerdo al algoritmo de Google.

El anterior gráfico demuestra que el interés hacia alojamientos de Airbnb ubicados en Lima es principalmente de origen nacional. Si bien es cierto no ha sido posible determinar que proporción de los que finalmente rentan cuartos son peruanos y extranjeros, al menos Google Trends (2019b) evidencia de que el rol de los viajeros nacionales es también importante.

Para un análisis más profundo, es posible medir qué distritos limeños han concitado mayor atención por parte del interés global en internet. Al final las búsquedas pueden traducirse en alquileres efectivos. Los resultados son:

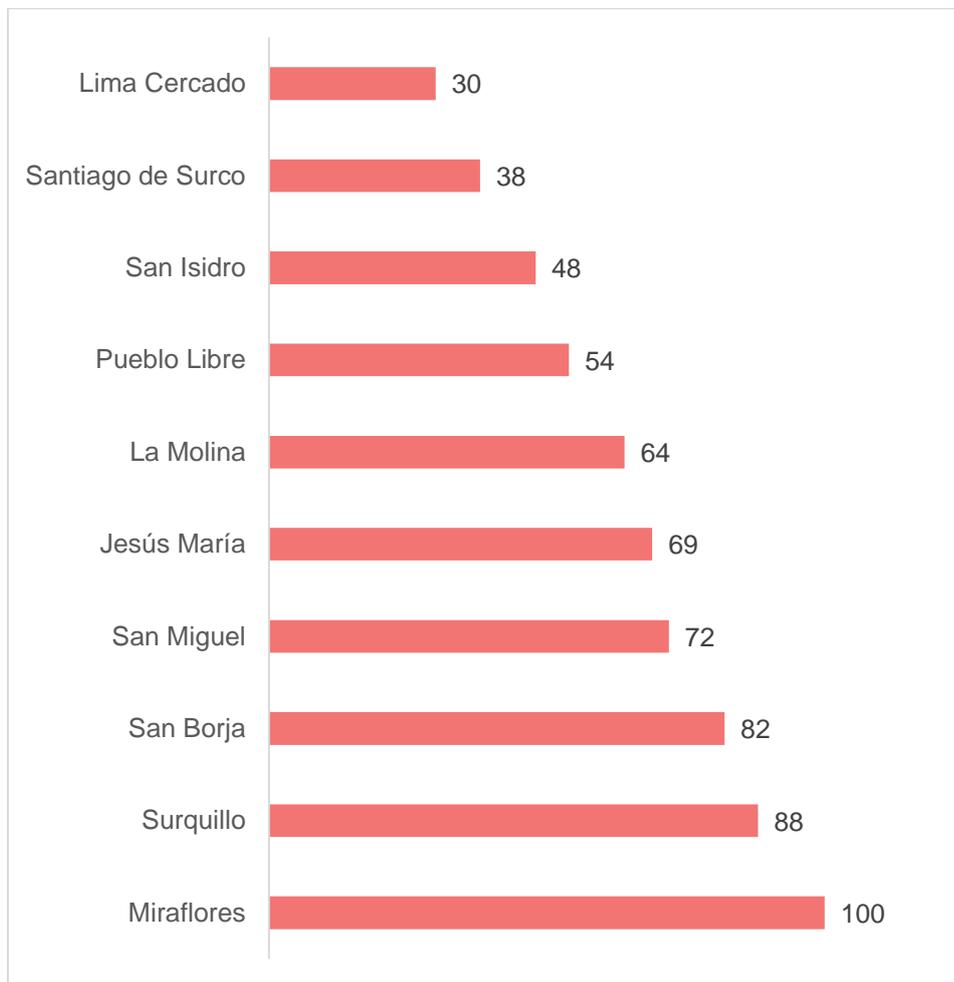


Figura 6: Top 10 distritos limeños que más han concitado la atención del interés global hacia alquileres en Airbnb 2018

Fuente: Google Trends (2019c)

Nota 1: Este indicador es un índice donde cien refleja máximo interés y cero es el mínimo

Nota 2: Los resultados fueron filtrados usando la opción alojamiento, la intención de quien realiza la búsqueda es alojarse de acuerdo al algoritmo de Google.

La figura anterior evidencia que varios distritos de Lima Moderna están entre los que más han llamado el interés por parte de los usuarios de Airbnb. Esto también puede traducirse en la concentración de la oferta de Airbnb en tales distritos.

2.3. Matriz de Problemas, Objetivos e Hipótesis

Tabla 1: Matriz de Problemas, Objetivos e Hipótesis

Problema General	Objetivo General	Hipótesis General
PG: ¿Existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna?	OG: Establecer si existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna	HG: Existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna
Problemas Específicos	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicas
PE1: ¿Los hosts de Airbnb de Lima moderna tienen un panorama con respecto al rol que cumplen y los aspectos valorados por los usuarios en relación al precio?	OE1: Indagar si los hosts de Airbnb de Lima moderna tienen un panorama con respecto al rol que cumplen y los aspectos valorados por los usuarios en relación al precio	H1: Hay evidencia cualitativa que señala que los hosts de Airbnb de Lima moderna tienen un panorama con respecto al rol que cumplen y los aspectos valorados por los usuarios en relación al precio
PE2: ¿Existe relación entre el género del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE2: Determinar si existe relación entre el género del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H2: Existe relación entre el género del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto
PE3: ¿Existe relación entre la edad aparente del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE3: Determinar si existe relación entre la edad aparente del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto.	H3: Existe relación entre la edad aparente del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto.
PE4: ¿Existe relación entre la estética del rostro del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE4: Determinar si existe relación entre la estética del rostro del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H4: Existe relación entre la estética del rostro del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto
PE5: ¿Existe relación entre la estética de las fotos de la habitación y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE5: Determinar si existe relación entre la estética las fotos de la habitación y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H5: Existe relación entre la estética de las fotos de la habitación y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto
PE6: ¿Existe relación entre el nivel en que las fotos de la habitación puedan ser calificadas como asombrosas y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE6: Determinar si existe relación entre el nivel en que las fotos de la habitación puedan ser calificadas como asombrosas y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H6: Existe relación entre el nivel en que las fotos de la habitación puedan ser calificadas como asombrosas y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto
PE7: ¿Existe relación en el hecho de que las fotos de perfil del host puedan ser calificada como etnia blanca y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE7: Determinar si Existe relación en el hecho de que las fotos de perfil del host puedan ser calificada como etnia blanca y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H7: Existe relación en el hecho de que las fotos de perfil del host puedan ser calificada como etnia blanca y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto

Elaboración: Propia

3. Metodología

3.1. Tipo y Diseño de investigación

3.1.1. Tipo de investigación

La investigación adoptó un enfoque mixto. Es decir, fue cualitativa y cuantitativa. Cuando este enfoque es adoptado obedece al hecho de que la etapa cualitativa da una perspectiva inicial del problema de investigación, aunque finalmente es el investigador quien decide a cuál de las dos otorga un rol más importante en la investigación (Coria & Pastor, 2013). La investigación es cualitativa debido a que puede estar basada en evidencia lingüística semiótica a fin de aproximarse a la comprensión de un problema de investigación (Pandey & Mishra, 2015). Por otro lado, la investigación es cuantitativa, ya que para alcanzar parte de sus objetivos y verificar el valor de verdad de las hipótesis es necesario emplear diferentes métodos estadísticos (Hernández, et.al. 2014). Si bien es cierto que las fotografías por lo general han sido estudiadas empleando análisis de contenido, lo cierto es que con software moderno es posible obtener datos cuantitativos a partir de ellas. Cuando las imágenes fueron convertidas a datos numéricos, entonces ya pudieron ser procesadas estadísticamente.

El estudio tiene un componente básico participativo. Este es un método de investigación psicológico y social que está fundamentado en un elemento que resulta fundamental: la participación de distintos agentes (Coria & Pastor, 2013); y se basa en una reflexión, y una serie de prácticas que se busca incluir los participantes de una grupo en la creación de conocimiento científico sobre sí mismos (Coria & Pastor, 2013).

3.1.2. Diseño de investigación

En su etapa cualitativa la investigación tuvo un diseño fenomenológico, es decir, fue un estudio que trató de comprender las percepciones de la gente, perspectivas e interpretaciones de una situación particular (o fenómeno). En otras palabras, un estudio de investigación fenomenológica intenta responder a las preguntas vinculadas a una experiencia específica (Pandey & Mishra, 2015). De acuerdo a investigadores como Hernández, et.al. (2014), la fenomenología, en términos sencillos, se basa en testimonios sobre un hecho concreto.

En su etapa cuantitativa, la investigación fue principalmente correlacional, ya que buscó determinar si el cambio en el precio de alquiler de una habitación privada por noche guarda relación con el cambio de un grupo de variables. Estas últimas son llamadas variables independientes, mientras que la primera es la única variable dependiente. Un subconjunto de las variables independientes son propias de la discriminación digital. La investigación también es explicativa porque busca determinar razones o causas posibles para un fenómeno físico o social (Hernández, et.al. 2014). En este caso las variables correlacionadas al precio son candidatas a explicar las variaciones del mismo.

La investigación es también no experimental y transversal. Es no experimental debido a que el investigador no pretende tener control sobre alguna de las variables. Quien asume el rol de investigador solo pretende recolectar los datos de estudio (Hernández, et.al. 2014). Finalmente es transversal debido a que no es realizado un análisis a lo largo del tiempo y las variables son recolectadas en un único lapso (Hernández, et.al. 2014).

3.2. Categorías

Las categorías surgen como parte complementaria de la investigación. Las categorías surgen a partir del marco teórico y antecedentes:

Tabla 2: Categorías de Estudio

Categoría	Descripción
Airbnb	Su presencia es natural dado que es parte del objeto de estudio
Rol del host	El rol que cumple el anfitrión de Airbnb como parte del proceso de renta
Aspectos valorados por los usuarios	Hace referencia a aquello que los huéspedes esperan del servicio desde la perspectiva de los hosts.

Elaboración: Propia

3.3. Variables

Si bien es cierto que los objetivos e hipótesis de la investigación abordan principalmente el fenómeno de la discriminación digital, es muy poco probable que solo estas terminen determinado el valor del precio de la habitación privada. De acuerdo a Edelman & Luca (2014) era necesario incluir otras variables de análisis más relacionadas al aspecto hedónico del precio, es decir, a los atributos físicos de la habitación. Además de las características en cuanto a reputación virtual. Las variables de mayor impacto digital de acuerdo a Edelman & Luca (2014) y Doleac & Stein

(2013) pueden variar de acuerdo al entorno: así, por ejemplo, en redes sociales están las métricas vinculadas al engagement; mientras que los sitios web orientados a la economía compartida (como Airbnb) juegan un rol importante aquellos indicadores asociados a la reputación.

Como ya se ha mencionado, el precio de la habitación depende de una serie de variables. En primer lugar, serán descritas las variables independientes asociadas a la discriminación digital propiamente dicha, así como la variable dependiente:

Tabla 3: Variable dependiente y variables de la discriminación digital propiamente dicha

Variable	Descripción
Precio (precio)	Es la única variable dependiente del estudio. Está medida en soles. Es el precio de alquiler por noche de la habitación privada
Género del Host (género)	Es una variable dicotómica. Ha sido tratada como variable dummy (mujer = 0; hombre =1). Fue obtenida por observación directa. Es una variable de discriminación.
Edad aparente del host (edad)	Representa la foto que aparenta el host en su foto de perfil. Es una variable independiente cuantitativa. Fue obtenida con el instrumento How-old.net. Es una variable de discriminación.
Proporción etnia blanca de acuerdo a la foto de perfil (blanco)	Variable independiente y cuantitativa. Está expresada en porcentaje. Fue calculada el software Betaface.Ai. Asume valores que van desde 0 hasta 100%. Es una variable de discriminación.
Puntaje de estética del rostro (estética_rostro)	Variable independiente y cuantitativa. Está expresada en porcentaje. Fue calculada el software Face++. Los dos puntajes que se obtienen fueron promediados. Asume valores que van desde 0 hasta 100%. Es una variable de discriminación.
Puntaje de estética de las fotos de la habitación (estética_habitación)	Mide el nivel en que las fotos de la habitación pueden ser calificadas como visualmente atractiva. Variable independiente y cuantitativa. Está expresada en porcentaje. Fue calculada con el instrumento Eyeem Visión aplicado a las fotos de la habitación. El valor final es el promedio Asume valores que van desde 0 hasta 100%. Es una variable de discriminación.
Puntaje de atributo asombroso en las fotos (asombroso_habitación)	Mide el nivel en que las fotos de la habitación pueden ser calificada como asombroso o sorprendente. Variable independiente y cuantitativa. Está expresada en porcentaje. Fue calculada con el instrumento EveryPixel aplicado a las fotos de la habitación. El valor final es el promedio Asume valores que van desde 0 hasta 100%. Es una variable de discriminación.

Elaboración: Propia

Adicionalmente hay otras variables que condicionan el precio, pero que no son de la discriminación digital de propiamente dicha. Estas son:

Variable	Descripción
Rango del Host (rango)	Variable que admite dos valores host y superhost. Ha sido tratada como variable dummy (host=0: superhost=1).
Huéspedes (huéspedes)	Cantidad de personas que pueden hospedarse en la habitación privada. No es una variable de discriminación digital. Es obtenida de Airbnb por observación directa.
Dormitorio (dormitorios)	Cantidad de dormitorios con que cuenta el espacio alquilado. Es obtenida de Airbnb por observación directa.
Camas (camas)	Cantidad de camas con que cuenta el espacio alquilado. Es obtenida de Airbnb por observación directa.
Servicio (servicios)	Incluye complementos de la habitación: Gimnasio, Wi Fi, Detector de humo, cocina, plancha, etc. No es una variable de discriminación digital propiamente dicha. Para obtener esta variable es posible sumar la cantidad de servicios.
Baños (baño)	Cantidad de baños con que cuenta el espacio alquilado. Es obtenida de Airbnb por observación directa.
Puntaje asignado a la veracidad (veracidad)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Admite valores que van desde 1 hasta 5 con intervalos de 0.5. Como su nombre lo indica está asociada a la veracidad que los usuarios han percibido con respecto a la información del alojamiento.
Puntaje asignado a la comunicación (comunicación)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Admite valores que van desde 1 hasta 5 con intervalos de 0.5. Como su nombre lo indica está asociada a la limpieza del espacio alquilado de acuerdo a los usuarios que rentaron el espacio.
Puntaje asignado a la limpieza (limpieza)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Admite valores que van desde 1 hasta 5 con intervalos de 0.5. Como su nombre lo indica está asociada a la limpieza del espacio alquilado de acuerdo a los usuarios que rentaron el espacio.
Puntaje asignado a la ubicación (ubicación)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Admite valores que van desde 1 hasta 5 con intervalos de 0.5. Como su nombre lo indica está asociada a idoneidad de la ubicación de acuerdo a los usuarios que rentaron el espacio.
Puntaje asignado a la llegada (llegada)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Admite valores que van desde 1 hasta 5 con intervalos de 0.5. Como su nombre lo indica está asociada a la calidad con que los usuarios han valorado
Puntaje asignado a la calidad (calidad)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Admite valores que van desde 1 hasta 5 con intervalos de 0.5. Como su nombre lo indica está asociada a la calidad con que los usuarios han valorado el espacio alquilado.
Cantidad de evaluaciones (evaluaciones)	Es obtenida de Airbnb por observación directa. Representa la cantidad de reviews que los huéspedes han hecho del host.
Documentos de identidad verificados (documentos)	Es obtenida de Airbnb. Los hosts indican la cantidad de documentación que ha sido cruzada con Airbnb (pasaporte, DNI, etc.). Está expresado como un número natural
Cuentas conectadas (cuentas)	Es obtenida de Airbnb. Los hosts pueden enlazar las redes sociales a las que pertenecen. Esta expresado como un número natural
Costo del terreno (costo del terreno)	Es el costo por metro cuadrado en la zona donde está ubicado el alojamiento. Es una variable obtenida de Urbania.pe. Está expresada en dólares

Tabla 4: Variables independientes adicionales

Elaboración: Propia

3.4. Población

En la etapa cualitativa, la población estuvo formada por todos los hosts de Airbnb que rentan habitaciones privadas en los distritos de Lima Moderna.

En la etapa cuantitativa, la población estuvo formada por todas las habitaciones que estaban en renta en el portal de Airbnb durante la primera semana de enero del 2019. Los mismos debían estar siendo ofertado en la zona de Lima Moderna.

3.5. Muestra

En la etapa cualitativa, el muestreo fue intencional e incluyó a hosts de Airbnb que actualmente estén rentando habitaciones privadas en alguna de las zonas de Lima Moderna. La muestra incluyó a tres personas:

Tabla 5: Participantes de entrevistas a profundidad

Participante	Rango en Airbnb	Profesión o Formación
Álvaro Fernández	Superhost	Egresado de Ingeniería - U. de Lima
África Vargas	Súper Host	Egresado de Administración - U. Lima
Diego Venegas	Host	Egresado de Marketing - USIL

Elaboración: Propia

En la etapa cuantitativa, el muestreo fue abierto y por conveniencia. No todos los elementos tenían la misma probabilidad de ser elegidos. Dado los límites de la investigación, fueron elegidos un total de 120 casos válidos.

3.6. Instrumentos

3.6.1. Guía de pautas para entrevistas a profundidad

Es un instrumento que fue diseñado por los propios investigadores. Es un conjunto de preguntas abiertas que fueron aplicadas a los encuestados. Sirve principalmente para el estudio de las categorías de la etapa cualitativa.

3.6.2. Motor De búsqueda de Airbnb

Este instrumento forma parte del entorno de Airbnb, fue utilizado para obtener los elementos de la muestra. Basta con ingresar el distrito del cual desea obtenerse los alojamientos (Miraflores, por ejemplo, que forma parte de Lima

Moderna). Luego es posible seleccionar el tipo de alojamiento (habitación privada en este caso).

3.6.3. Betaface.ai

Es una inteligencia artificial que es capaz de identificar la composición étnico-racial de una persona empleando una fotografía como input (Dehghan, Ortiz, Shu & Zain, 2017) Este software fue empleado para determinar la proporción de etnia blanca de cada host de Airbnb.



Figura 7: Imagen a ser procesada con el software Betaface

Fuente: Instagram

El algoritmo especializado muestra los resultados inmediatamente. Funciona como adjuntar el archivo de imagen en un correo electrónico. Los resultados se obtienen en el siguiente formato:

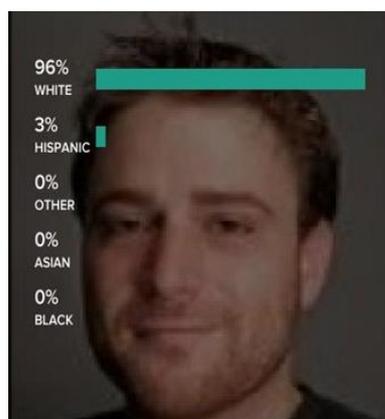


Figura 8: Resultados de la imagen al ser procesada con BetaFace

En el caso anterior, ha quedado evidencia de que el individuo alcanza un 96% de composición étnica blanca, mientras el resto es del tipo hispano.

Entonces este individuo puede ser catalogado como blanco. El instrumento obedece a un conjunto de algoritmos prediseñados que obedecen a patrones matemáticos, y, por tanto, carecen de sesgo alguno.

3.6.4 Face ++

Es una inteligencia artificial de acceso libre que cuenta con el módulo Beauty Score. El algoritmo está especializado en medir la belleza del rostro (Bianco & Celona, 2016). La salida del instrumento muestra valores del nivel de belleza desde la perspectiva de un hombre y una mujer

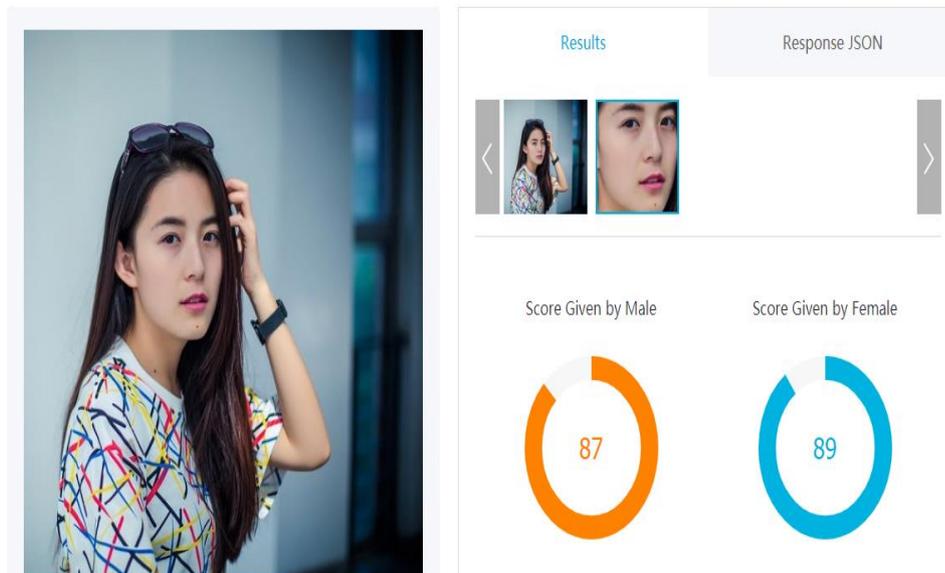


Figura 9: Uso del instrumento Face ++

Fuente: Face Cognitive Services (2019)

Este instrumento fue empleado para medir la estética en la foto de perfil de cada host de Airbnb.

3.6.5 How-old.net

Es un instrumento especializado en estimar la edad de una persona. También está basado en una red neuronal (Dehghan, et.al. 2017). El instrumento pertenece a Microsoft. El instrumento muestra la edad estimada en base a una foto. Fue empleado en las fotografías de perfil de los hosts de Airbnb.



Figura 10: Instrumento How-old.net

Fuente: How-old.net (2018)

3.6.6 EveryPixel – Beta

Es una red neuronal especializada en cuantificar si una imagen resulta asombrosa. El instrumento permite subir una imagen y determinará un número en la escala de 0 a 100%. Ese número representa el nivel de asombro que puede causar la fotografía. El instrumento fue aplicado a las fotografías de los cuartos. El hecho de que una fotografía resulte asombrosa quiere decir que causa sorpresa y admiración en quien la visualiza (Folts, Lovell, & Zwhalen, 2006).

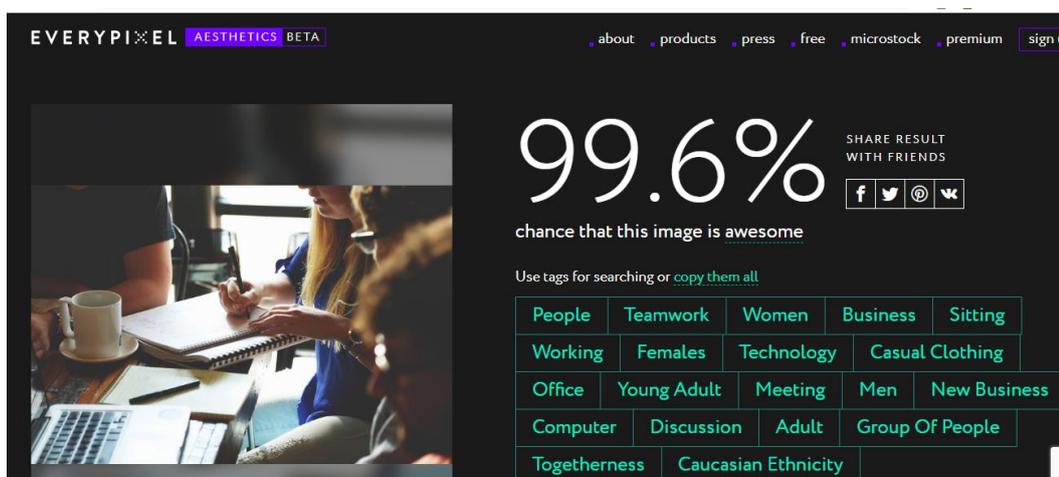


Figura 11: Instrumento EveryPixel aplicado a una foto con resultados

Fuente: EveryPixel (2019)

3.6.7 Eyeem Visión

Es un instrumento especializado en medir el nivel de belleza (estética) de una foto en general. Marca en un puntaje de 0 a 100% la belleza de cualquier foto que sea subida a su sistema. La estética en las fotos representa el nivel en que las mismas pueden resultar visualmente atractivas, es diferente del nivel de asombro que pueda causar (Folts, et.al. 2006). El instrumento será aplicado a las fotos de las habitaciones.

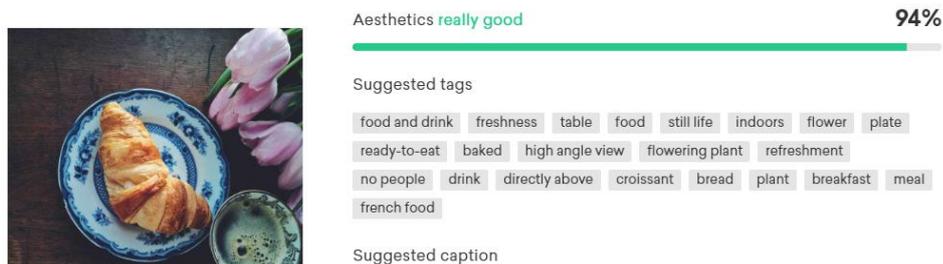


Figura 12: Ejemplo del software Eyeem.com con salida

Fuente: Eyeem Vision, (s.f.)

3.6.8 Google Maps

Google Maps es una plataforma de aplicaciones de mapas en tiempo real que pertenece a Google. Esta aplicación ofrece mapas desplazables así como fotografías de los lugares. Además también puede mostrar el tráfico en tiempo real con Google Street View y rutas a través del GPS del aplicativo móvil. (Burney, Asif, Abbas & Burney, 2018). Fue empleado para obtener la información precisa de la ubicación de la habitación.

3.6.9 Excel

Hoja de cálculo que ha sido diseñada por Microsoft y que forma parte del paquete Microsoft Office (Perez, 2006). En la investigación fue requerida para registrar los datos, así como para organizar la información.

3.6.10 SPSS

Es un software estadístico bastante empleado en el ámbito de los negocios y humanidades (Berlanga, Rubio & Vilá, 2013). En la investigación fue empleado para construir el modelo estadístico que permitirá verificar el valor de verdad de las hipótesis.

3.7 Procedimiento y Recolección de datos

En la etapa cualitativa, los datos fueron recolectados mediante entrevistas a profundidad empleando la guía de pautas.

El motor de búsqueda Airbnb.com permitió acceder a la mayoría de datos requeridos por los investigadores. A cada habitación le fue asignada un código (ID). Las fotografías fueron almacenadas en carpetas que tenían como nombre el respectivo ID de la habitación. En dos subcarpetas fueron colocadas las fotos del host y las de la habitación. Las imágenes fueron posteriormente analizadas con los instrumentos ya mencionados. En el caso del host, únicamente fue considerada la foto principal de perfil, tal como lo hicieron Edelman & Luca (2014). En el caso de las fotografías de la habitación sí fueron empleadas todas las imágenes, ya que Edelman & Luca (2014) lo hicieron de la misma manera. Una vez obtenidos los números fueron trasladados a una hoja de Excel.

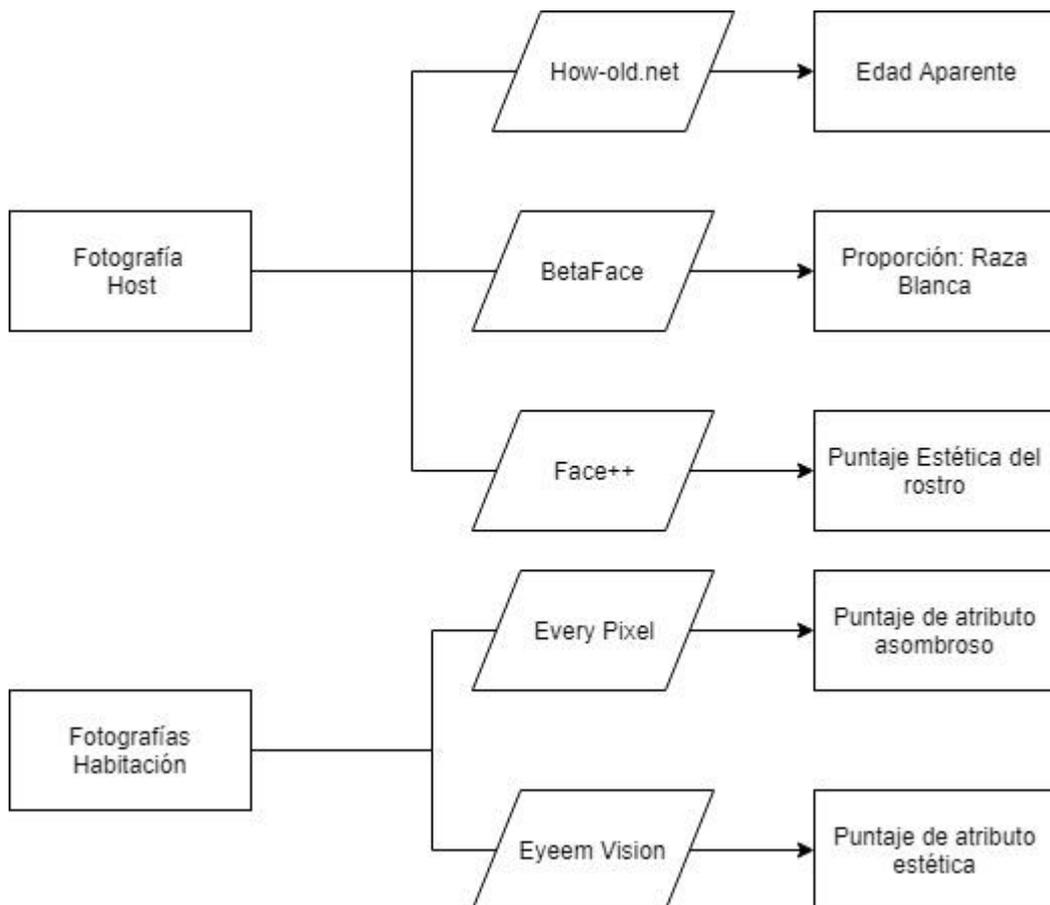


Figura 13: Tratamiento de datos para las fotografías

Elaboración: Propia

La data de Google Maps fue cruzada con los datos de Urbania.pe, sitio web especializado en el sector inmobiliario. Una vez localizada la ubicación exacta del inmueble fue determinado el precio por metro cuadrado del área donde estaba ubicado.

3.8 Plan de análisis

3.8.1. Etapa Cualitativa

En la etapa cualitativa fueron recuperadas las respuestas que los investigadores consideraron más relevantes dentro del contexto de la investigación. Las mismas son presentadas y analizadas en la etapa de resultados.

3.8.2. Etapa Cuantitativa

Dada que las variables son en su mayoría cuantitativas o han sido convertidas para ser procesadas como cuantitativas (variable dummy, por ejemplo). Los investigadores emplearon la regresión lineal múltiple.

La regresión lineal múltiple es una técnica estadística que permite relacionar una variable dependiente numérica con una serie de variables independientes.

Debe cumplir con una serie de requisitos para ser elegida como el método más adecuado. No obstante, en la práctica, muchas veces no se cumple, por lo que es decisión del investigador usarla. De hecho, lo más frecuente es que no se cumplan los supuestos. Lo más común es que se cumpla en variables propias de la física (Besley, 1991, pág. 124). Esto se debe a que parte de los principios de la estadística moderna esta construída sobre la normalidad en la distribución de las variables.

Aditividad y multicolinealidad: La aditividad se refiere a que el modelo de regresión lineal es aditivo. En otras palabras, cada variable independiente por sí sola suma a la explicación de la variable dependiente (Osborne & Waters, 2002).Dicho de otra forma, no debería haber relación entre las variables independientes.

Si es que existiera relación entre las variables del modelo propuesto para Airbnb, ya se estaría ante la llamada multicolinealidad (Osborne & Waters,

2002). Esta se produce cuando dos variables independientes están relacionadas (Besley, 1991, pág. 125). Para medir la multicolinealidad frecuentemente se recurre al análisis del Factor Inflación de la Varianza (VIF), un valor de este que supera a diez indica una multicolinealidad alta, (Kurtner, Nachtsheim, & Neter, 2004), otros investigadores usan el valor de cinco como referencia (Osborne & Waters, 2002). Valores inferiores a estos son tolerables para el modelo de regresión (Kurtner, et.al. 2004).

Autocorrelación entre los residuos: Está vinculado al sesgo en las regresiones lineales. En estas se supone que los residuos deben ser independientes (Osborne & Waters, 2002). Para analizar este supuesto se recurre al estadístico de Durbin-Watson (Kurtner, et.al. 2004). Mientras esté más cercano a dos es el ideal.

Para toda la investigación el nivel de significancia (que permitirá aceptar y rechazar hipótesis) empleado es de 0.05.

4 Calendario de Actividades y Recursos Disponibles

4.1. Calendario de Actividades

La realización del plan de tesis abarcó las etapas que son detalladas a continuación:

Tabla 6: Cronograma de Actividades para la Tesis

	nov-18	dic-18	ene-19	feb-19
Redacción Borrador	✓	✓		
Recolección Data Airbnb			✓	
Procesamiento de fotografías de Airbnb			✓	✓
Entrevistas a Profundidad			✓	
Entrevistas a Profundidad a Host Airbnb			✓	
Realización de Pruebas Estadísticas			✓	✓
Redacción de Informe Final				✓

Elaboración: Propia

4.2. Recursos Disponibles

La data de Airbnb es un recurso para la investigación. De hecho, es el principal recurso, pues de allí se obtienen todos los datos. Los instrumentos ya mencionados forman parte de recursos a los que se tiene acceso de forma gratuita o por tiempo limitado. Los investigadores contaron con sus propios equipos de cómputo y una licencia de Excel.

4.3. Presupuesto

Dado que la investigación no necesitó algún costo financiero, entonces el presupuesto estuvo por debajo de los s/ 1000.00. El verdadero costo de la investigación se traduce en las horas que los investigadores dedicaron a la misma en lugar de hacer otras actividades.

5 Resultados

5.1. Resultados cualitativos

Entrevista a profundidad N° 1

Resumen y aporte de la entrevista

Según el entrevistado, Airbnb es una plataforma que ha ido creciendo a nivel mundial, en el Perú, es un país el cual se usa mucho esta plataforma porque puedes compartir tus experiencias y a diferencia de otras es más didáctica.

El uso de la aplicación es interdiario por no decir casi diario, puesto que los alquileres que se realizan son por semanas.

Los fines de semana son los días de mayor acogida.

Las personas que mayormente hacen uso son en su mayoría familias o personas que vienen por viaje por negocio dentro y fuera del país.

Los factores que toman en cuenta los huéspedes son la ubicación, las fotos que se muestran del departamento y la cantidad de comentarios que pueda tener el host considerando que deben de ser los positivos los que generan mayor seguridad.

Las variables que muestra Airbnb si son las adecuadas puesto que te muestra lo que muchas veces el host está solicitando.

La calificación está basada en cuanto al servicio ofrecido si el huésped no tuvo ningún inconveniente durante su estadía.

Entrevista a profundidad N° 2

Resumen y aporte de la entrevista

En esta oportunidad África nos comenta que la aplicación de Airbnb es la más conocida tanto en Perú como a nivel mundial y además de eso es la que le genera mayores ingresos frente a la competencia como las aplicaciones

Homeaway y *Flipkey* las cuales no son tan conocidas en Perú, pero si a nivel mundial.

Ella nos comenta que hace uso de la aplicación como hace ya 8 meses tiempo en el cual de ser un Host normal pasa a ser Superhost el cual es todo un proceso y concurso interno que realiza Airbnb considerando variables como las puntuaciones de las personas y tener un mínimo de 80 visitas.

Su Airbnb lo tiene lleno aproximadamente 3 veces al mes y los días que tiene mayor demanda es muy variable porque hay fechas como los fines de mes que puedes tener más hospedados como inicio de mes.

Las personas que mayormente alquilan son mujeres y su ventaja frente a otros es porque tiene 2 camas (a comparación de un hotel que una habitación puede tener 1 cama grande / matrimonial) y se lo suele alquilar a amigos, hermanos, hijos.

Al mes por lo menos tiene 2 huéspedes considerando que hay un montón de habitaciones en Lima.

Considera que las variables que muestra Airbnb son las adecuadas puesto que las fotografías que uno coloca ayuda bastante al igual para poder realizar comentarios.

Por lo general antes de aceptar un huésped lo que suele hacer es verificar sus comentarios. Sin embargo, ese no es un factor determinante, puesto que ella cuenta con la forma en la que la reserva se hace automáticamente

La calificación está alineada al servicio que ella brinda.

Nos comenta también. que el perfil de huésped ideal debe de ser amigable, ordenado y de mente abierta. Gente respetuosa.

Las personas que mayormente se quedan son del exterior y por turismo o conciertos.

Adicionalmente nos comenta que a la fecha no ha tenido huéspedes complicados sin embargo algunas veces se tiene que ceder en cuanto algunas normas por ejemplo el No fumar.

Las variables nos comentan que el precio (tarifa accesible), comodidad, ubicación y acomodaciones.

Finalmente, el perfil del huésped que ella ha tenido generalmente es uno que no espera mucho, pero es manejable.

Entrevista a profundidad N° 3

Resumen y aporte de la entrevista

Diego, quien cuenta con la aplicación de Airbnb tiene mayor afluencia a nivel nacional.

Como usuario lo viene usando 2 años y como hospedaje 5 meses.

Como usuario busca calidad como propietario busca mayor cantidad de personas que puedan alojarse ofreciendo el mejor servicio para poder tener una mejor referencia.

En algunas veces tiene alquileres de temporales de semana o días.

Las personas pueden venir 10 días como 20 o 30 días a quedarse en el departamento. Particularmente ha tenido turistas nacionales como internacionales. El departamento mayormente lo alquilan a familias. Cuenta con 2 habitaciones 1 cama queen y 2 camas adicionales. Para el caso business o empresarial hay ciertos requisitos que pide la aplicación.

Un factor importante es la foto que te muestra como referencia, pero dentro del hospedaje se ve la comodidad es importante siempre estar pendiente de lo que necesita el huésped de manera servicial. Ser superhost es muy importante porque opta que muchas personas se inclinen hacia tu opción. Evaluando la distribución del departamento y las zonas.

Si el como usuario va a viajar a otro lado, quisiera estar cerca a los diferentes puntos medios para que se pueda transportar con facilidad y lo mismo sucede como Guest puesto que estar cerca a los lugares más concurridos o los distritos es bueno.

La puntuación que brinda de 4.8 esta alienada con el servicio que brinda. La calificación de las demás personas lo toman como un feedback para tenerlo en cuenta con futuros clientes o huéspedes.

No se permite la recalificación así con el huésped se haya solucionado el problema o inconveniente.

Los huéspedes que vienen en su mayoría son turistas que vienen a divertirse. Es bueno recibir a turistas que son amigables y cálidos que vienen a conocer. Él les ofrece la mayor predisposición.

El considera que es un referente para que el huésped se pueda sentir cómodo y a gusto.

El tema de las fotografías es un punto muy importante puesto que hoy en día todo entra por los ojos. Se les da hincapié a los detalles.

Las referencias son muy importantes, desde su punto de vista no pagaría por algún anuncio que no tiene fotos.

5.2. Resultados cuantitativos

Primero, es necesario ejecutar la regresión para el modelo que incluye todas las variables.

Tabla 7: ANOVA del modelo original

Fuente	GL	Suma de cuadrados	Cuadrados medios	F	Pr > F
Modelo	22	379453.754	17247.898	11.168	< 0.0001
Error	97	149813.413	1544.468		
Total, corregido	119	529267.167			

Elaboración: Propia

De la tabla anterior, dado que el P-valor asociado es inferior a 0.05, es posible afirmar que algunas de las variables deben permanecer en el modelo.

Tabla 8: Estadísticos del modelo original

Estadístico	Valor
Observaciones	120.000
Suma de los pesos	120.000
GL	108.000
R ²	0.767
R ² ajustado	0.743
MEC	1144.128
RMSE	33.825
MAPE	33.700
DW	1.798
PC	0.285

Elaboración: Propia

De la tabla anterior, lo que más se debe rescatar es el valor de R-cuadrado ajustado. Puede interpretarse de esta manera: dado el número de variables explicativas, la variación en el precio queda en un 74.3% explicada por los cambios que se han presentado en las variables independientes. Sin embargo, no todas las variables deben permanecer en el modelo, dado el número considerable de variables predictoras, lo más probable es que algunas de ellas deban salir del modelamiento. Para ello es necesario otro procedimiento que es mostrado en la siguiente tabla:

Tabla 9: Parámetros del modelo original

Fuente	Valor	Error estándar	t	Pr > t
Intercepción	-1846.321	276.507	-6.677	< 0.0001
Huéspedes	17.112	6.576	2.602	0.011
dormitorio	-6.251	12.623	-0.495	0.622
camas	-2.498	6.869	-0.364	0.717
baños	29.394	11.584	2.537	0.013
Servicios	1.926	0.499	3.861	0.000
veracidad	14.977	30.651	0.489	0.626
comunicación	9.914	31.701	0.313	0.755
limpieza	11.176	16.093	0.695	0.489
ubicación	42.466	15.341	2.768	0.007
llegada	-22.522	29.427	-0.765	0.446
calidad	-40.298	23.961	-1.682	0.096
rango	9.445	9.128	1.035	0.303
genero	12.738	8.459	1.506	0.135
evaluaciones	-0.021	0.020	-1.070	0.287
costo_terreno	0.708	0.082	8.661	< 0.0001
estética_habitacion	343.228	150.162	2.286	0.024
asombroso_habitacion	160.475	46.584	3.445	0.001
edad	-0.506	0.509	-0.993	0.323
Rostro	-45.724	47.210	-0.969	0.335
Blanco	-18.830	18.111	-1.040	0.301
Información Verificada	3.367	3.615	0.931	0.354
Cuentas Conectadas	-14.660	8.512	-1.722	0.088

Elaboración: Propia

De la tabla anterior, es necesario tomar en consideración a todas aquellas variables que han obtenido niveles de significancia inferiores al 0.05 establecido. En este caso, solo siete variables (más el término independiente) han permanecido en el modelo. Dicho de otra forma, el precio queda mejor explicada por las siete variables independientes. El modelo queda de la siguiente forma:

Precio = f (huéspedes, baños, servicios, ubicación, costo_terreno, estética habitación, asombro_habitación)

A fin de obtener mejores resultados fue necesario realizar nuevamente el proceso de regresión, pero solamente con aquellas variables que el modelo había considerado pertinente. Antes de ese proceso, una matriz de correlaciones puede ayudar a comprender mejor las relaciones entre las variables:

Tabla 10: Matriz de correlaciones

	Huéspedes	baños	Servicios	ubicación	costo_terreno	estética_habitacion	asombroso_habitacion	PRECIO
Huéspedes	1	0.497	0.268	0.003	-0.036	0.120	0.031	0.457
baños	0.497	1	0.216	0.020	-0.062	0.010	0.043	0.321
Servicios	0.268	0.216	1	0.188	-0.094	-0.086	0.064	0.354
ubicación	0.003	0.020	0.188	1	0.038	-0.088	0.090	0.270
costo_terreno	-0.036	-0.062	-0.094	0.038	1	-0.101	0.069	0.507
estética_habitacion	0.120	0.010	-0.086	-0.088	-0.101	1	0.243	0.118
asombroso_habitacion	0.031	0.043	0.064	0.090	0.069	0.243	1	0.275
PRECIO	0.457	0.321	0.354	0.270	0.507	0.118	0.275	1

Elaboración: Propia

En la tabla anterior es posible apreciar que el mayor nivel de correlación con el precio es el costo del terreno, además existe una correlación positiva (aunque débil) entre el hecho de que las fotos de una habitación sean calificadas como asombrosa o que tenga estética. Y esto no debe sorprender ya que el cálculo de estos atributos fue hecho con algoritmos distintos. Por otro lado, es necesario mencionar que lo espectacular no necesariamente tiene relación con lo bello.

Tabla 11: Estadísticos del modelo modificado

Estadístico	Precio
Observaciones	120.000
Suma de los pesos	120.000
GL	112.000
R ²	0.677
R ² ajustado	0.657
MEC	1526.295
RMSE	39.068
MAPE	39.513
DW	1.697
Cp	8.000
AIC	887.393
SBC	909.693
PC	0.369

Elaboración: Propia

En este modelo modificado, el R-cuadrado ajustado ha tenido un descenso, ya que ha pasado de 74.3% a .65.7%. Este descenso puede encontrar su explicación en el hecho de que algunas variables explicativas que fueron retiradas aportaban al modelo. No obstante, era necesario retirarlas, pues no superaban el nivel de significancia establecido cuando fue realizado el análisis de cada una de las variables. Por otro lado, el indicador de Durbin Watson se encuentra próximo a dos. Esto significa que no hay autocorrelación entre los residuos (Kramer, 1985)

Tabla 12: Parámetros del modelo modificado

Fuente	Valor	Error estándar	t	Pr > t
Intercepción	-2185.785	215.731	-10.132	< 0.0001
Huéspedes	14.117	2.834	4.981	< 0.0001
baños	15.742	7.692	2.047	0.043
Servicios	2.047	0.458	4.465	< 0.0001
ubicación	47.041	13.255	3.549	0.001
costo_terreno	0.757	0.075	10.029	< 0.0001
estética_habitacion	422.855	140.725	3.005	0.003
asombroso_habitacion	147.396	44.173	3.337	0.001

Elaboración: Propia

Un análisis más profundo puede incluir los estadísticos de multicolinealidad, a fin de determinar si existe relación entre alguna de las variables independientes:

Tabla 13: Test de Multicolinealidad

Variable	Tolerancia	VIF
Huéspedes	0.708	1.413
baños	0.742	1.349
Servicios	0.864	1.158
ubicación	0.950	1.053
costo_terreno	0.969	1.032
estética_habitacion	0.949	1.053
asombroso_habitacion	0.980	1.021

Elaboración: Propia

Los valores VIF son próximo a uno, por lo que se está cumpliendo otro de los principios de la regresión lineal múltiple de acuerdo a Schneider, Hommel & Blettner (2010). La ecuación bajo el esquema de la regresión lineal múltiple queda de la siguiente forma:

$$\text{Precio} = -2.185.785 + 14.117(\text{huéspedes}) + 15.742(\text{baños}) + 2.047(\text{servicios}) + 47.041(\text{ubicación}) + 0.757(\text{terreno}) + 422.855(\text{estética habitación}) + 147.396(\text{asombro_habitación})$$

En una representación gráfica, la ecuación quedaría de la siguiente manera:

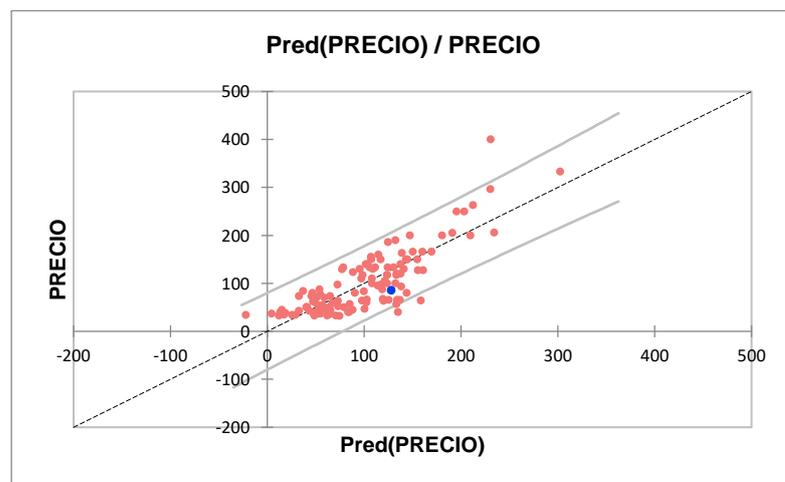


Figura 14: Valor observado vs. Valor predicho en la regresión

Por otro lado, dado que las variables independientes no están expresadas en las mismas unidades, es posible estandarizarlos a fin de comprender mejor el efecto de cada variable independiente en el precio:

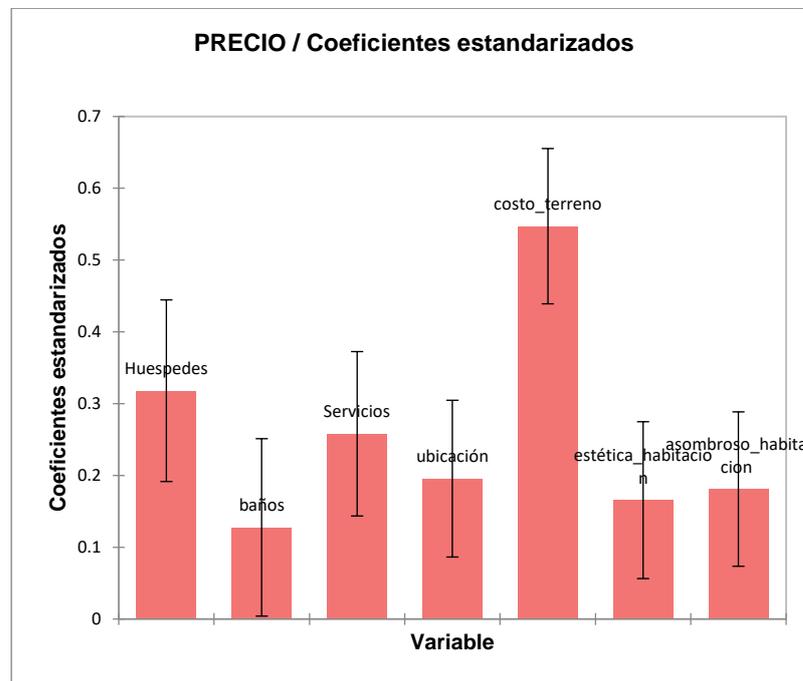


Figura 15: Gráfico de coeficientes estandarizados en el modelo

Elaboración propia

De la gráfica anterior es posible inferir que todas las variables independientes que permanecieron en el modelo guardan una relación directa con el precio.

5.3. Discusión

Con respecto al objetivo general, algunas variables propias de la discriminación digital guardan relación con el precio. Sin embargo, estas no tienen que ver con el host, sino con las características visuales de las fotografías de las habitaciones.

Doleac & Stein (2013) indicaron que el hecho de que una persona fuera blanca o negra terminaba influyendo en el precio de un bien (reproductores musicales). Esto es real para el contexto estadounidense. Pero en el caso del Perú, la proporción en que una persona tenga rasgos asociados a una etnia blanca no termina afectando el precio de oferta de una habitación privada de Airbnb.

En contraste con lo señalado por Edelman & Luca (2014) el hecho de que una persona sea de etnia blanca no termina condicionando el precio de oferta, al menos en el caso de los hosts de Airbnb de Lima Moderna y las habitaciones privadas. Sí, en cambio, juega un rol importante las características de las fotografías de la habitación. Del mismo modo, los resultados para Airbnb en Lima Moderna contrastan con los hallazgos de Pope & Sydnor (2011).

De acuerdo a lo señalado por Scott, et.al. (2003), la discriminación digital jugaba un rol pequeño en los precios de alquiler de vehículos. Los investigadores, no obstante, habían mencionado que existían otras variables observables que podrían ser utilizadas. En el caso de Lima Moderna y Airbnb dichas variables observables eran las fotos del host y las de la habitación. Al final estas últimas fueron las que guardaban relación con el precio.

Nunley, et.al. (2011) y Ge, et. al. (2016) mencionaron que el hecho de que un nombre pueda ser asociado a una persona blanca o negra termina afectando a las transacciones comerciales (el precio y la compra efectiva). En el caso de Airbnb y Lima Moderna, el hecho de que el grupo étnico del host pueda ser calificado como blanco no afecta al precio. Sin embargo, existe una diferencia entre el nombre y el grupo étnico. Lamentablemente no fue posible encontrar un mecanismo de clasificación que determine que tal nombre está vinculado a la etnia blanca. Resulta tentativo realizarlo con el apellido.

Gibbs, et.al. (2016) mencionó que los hosts de Airbnb eran asignadores de precios comparables a quienes administran hoteles. Sin embargo, en un hotel el producto es más estandar mientras que en Airbnb existe un alto grado de variación. Existe evidencia de que los hosts toman en cuenta atributos de las fotografías de los cuartos para asignar precios diferentes a las habitaciones.

6 Conclusiones y Recomendaciones

6.1. Conclusiones

- La hipótesis general resulta verdadera, ya que algunas variables asociadas a la discriminación digital tienen relación con el precio. En cuanto a las hipótesis específicas, resultaron verdaderas aquellas que relacionaron los atributos de la imagen de las habitaciones (H5 y H6) dado que sus niveles de significancia no superan el valor de 0.05 delimitado por la investigación (0.003 y 0.001 respectivamente). Es por este motivo también que H2, H3 y H4 (genero, edad aparente y estética del host) resultaron falsas. Similar situación ocurre con H7 (porcentaje de etnia blanca del host).
- En lo relacionado a discriminación digital, los atributos que puedan ser apreciados en la fotografía del host (H4) como edad aparente (H3) o nivel de estética en el rostro (H5) no son relevantes al momento en que este ofertante asigna un precio a una habitación privada en Airbnb, al menos en la zona correspondiente a Lima Moderna. Por lo que nuestro análisis estaría confirmando que la H5 y H6 son verdaderas.
- La discriminación digital sí guarda relación con el precio, pero es más por un efecto de los atributos del ambiente que el host está rentando. Atributos como la belleza y el grado en que las fotos del espacio a rentar sean percibidas como asombrosas terminan relacionados con el precio (Hipótesis 5 y 6).
- El rol de la discriminación es menor si es comparado con otros factores. El principal elemento que guarda relación con el precio es el costo por metro cuadrado de la zona donde está ubicado el inmueble. Y esto es natural, dado que la inversión que acarrea un mayor costo para construir departamentos o habitaciones es el terreno.
- El análisis automatizado de fotografías ha evidenciado ser un proceso viable para las investigaciones relacionadas a marketing y servicios. Esto abre un abanico de posibilidades. Las fotografías son ahora datos de los que se pueden obtener modelos predictivos. Y es una tendencia casi natural que el contenido visual vaya incrementando su participación, evidencia de ello se puede encontrar en el crecimiento de la plataforma Instagram.
- Naturalmente existen atributos que no son propios de la discriminación digital, pero que terminan incluyendo en el precio de renta para habitaciones privadas de Airbnb. Estas variables son: costo del metro cuadrado de la zona, servicios provistos, cantidad de huéspedes que se pueden alojar, el score asignado a la ubicación y la cantidad de baños. Estas características, propias de los modelos

más clásicos, no están vinculadas a los objetivos de la investigación propiamente dichos. Sin embargo, es importante mencionarlos como condicionantes del costo de alquiler de cada habitación por noche, pues es muy poco probable que solo los elementos de la discriminación digital expliquen el precio de alquiler para el mencionado segmento.

- En cuanto al marketing, y más precisamente al pricing, debe tomarse en consideración que las variables que terminan determinando el precio de una habitación no son solo aquellas que son del tipo hedónicas (atributos físicos del espacio), sino también es necesario tomar en cuenta indicadores asociados a la calidad de la imagen de aquel servicio o producto que se desea vender o rentar.
- Nuevamente, con respecto al marketing y la discriminación digital, es importante resaltar las diferencias que existen entre Perú y Estados Unidos. En este último el grupo étnico racial juega un rol más importante, mientras que en el primero no tanto. Esto probablemente tenga que ver con el hecho de que en la sociedad peruana el mestizaje es más común.

6.2. Recomendaciones

- Para los hosts de Airbnb, es necesario que mejoren la calidad de los escenarios que son objeto de las fotografías. Ahora es posible evaluar si una foto resulta visualmente atractiva o asombrosa. Al final esto puede influir en el precio de la oferta. Debe tomarse en consideración que un producto y servicio bien presentado tiene mayores probabilidades de ser adquirido, aunque los hallazgos de la investigación puedan sonar lógicos, lo cierto es que pocos investigadores habían pensado en utilizar un proceso automatizado para detectar patrones en fotos.
- En el caso de Airbnb como entidad que ha hecho público su intención de luchar contra la discriminación, los resultados deberían concitarle al menos un mínimo interés. Si se trata de eliminar las brechas en los precios, es necesario un proceso que de alguna manera garantice de que las fotografías que son subidas en Airbnb se encuentren en un nivel parejo en cuanto a parámetros de estética.
- Los fotógrafos profesionales que se encuentran vinculados a Airbnb pueden encontrar en las herramientas mostradas elementos que pueden contribuir a su entrenamiento profesional. Los instrumentos especializados en el análisis de fotografías son imparciales y carecen de sesgo alguno.

- Los profesionales y académicos que tienen entre sus campos de interés la asignación de precios deben considerar los patrones presentes en las fotografías. Existe una considerable cantidad de imágenes en Instagram. Toda esa data puede ser aprovechada.
- Los investigadores vinculados al marketing, publicidad o ramas afines deben tomar en cuenta la posibilidad de utilizar los instrumentos de la investigación o herramientas similares para la toma de fotografías. La producción académica local, en su mayoría, ha optado por métodos en los cuales el investigador interpreta un contenido visual, lo cual es perfectamente válido. Pero en el marketing, como ciencia, los aportes deben tener algún respaldo matemático. Por ello es importante la conversión de imágenes a patrones numéricos.
- Airbnb puede considerar los resultados e incorporar entre sus funcionalidades un algoritmo que permita determinar las mejores fotos a fin de que los hosts puedan elegir las fotografías que deben colocar en sus anuncios. Esto con el fin de equilibrar las condiciones del mercado.
- Los profesionales del marketing quienes están desarrollando nuevas investigaciones deben desarrollarlo hacia a otras variables obtenibles a partir de imágenes. Así, por ejemplo, resulta posible medir la cantidad de colores, el tipo de enfoque empleado en la foto, el nivel de actividad humano (y el tipo de la misma).
- Otra variable a considerar por los profesionales del marketing y afines es la estacionalidad de los arribos turísticos a la capital peruana como condicionante de la demanda. Airbnb es un servicio orientado a viajeros; por tanto, es natural, que el precio del alojamiento presente fluctuaciones a medida que existan variaciones en la demanda potencial.
- Si bien es cierto que existe una variable asignada a la ubicación, aquellos investigadores que tengan interés en la variable plaza pueden emplear indicadores como la distancia entre cada alojamiento y los principales puntos de referencia de la ciudad (Plaza Central, Larcomar, etc.) con el fin de profundizar aspectos vinculados a una localización idónea.
- Los profesionales de marketing pueden utilizar esta investigación como base para investigaciones en nuevos mercados donde existan una persona ofertante, una demandante y una empresa como intermediario. Por ejemplo: Uber, Beat, Rappi, etc.

7 Limitaciones e Investigaciones Futuras

7.1. Limitaciones

- El análisis de fotografías utilizando técnicas de la Visión por Computadora es perfectible. Los algoritmos pueden ser mejorados mediante entrenamiento. Esto fue señalado por Rodrigues (2014). Por tanto, los resultados pueden ser mejorados a lo largo del tiempo.
- Tanto el hecho de que una fotografía sea considerada bella o asombrosa, lo cierto es que los patrones de belleza pueden cambiar. Efectivamente, los arquetipos de lo que se considere bello o lo asombroso pueden cambiar con el paso de los años. Los seres humanos pueden detectar ello, pero las máquinas no, a menos de que sus algoritmos estén plenamente actualizados.

7.2. Investigaciones Futuras

- Los resultados de esta investigación sirven como base para que otros investigadores profundicen en temas con respecto al pricing y los alojamientos. Así, por ejemplo, la ubicación puede adoptar otras dimensiones que difieren de la percepción del cliente. La relación entre el precio y la ubicación puede abarcarse utilizando la distancia entre el alojamiento evaluado y los principales lugares de referencia de la ciudad, tomando en consideración que los huéspedes de Airbnb son en su mayoría turistas o visitantes de otras provincias.
- La discriminación digital bien podría extenderse a ámbitos tales como la escritura. Es posible, por ejemplo, medir el grado de instrucción aparente de un host o de un huésped a través de diferentes métricas específicas para cada idioma. Es probable que aquellas personas que se expresen mejor a través de sus escritos gocen de un prestigio mayor que aquellos individuos que se expresan de forma no tan apropiada. La ortografía también podría ser tomada en cuenta. Así, por ejemplo, es ampliamente conocido que las fallas ortográficas en una hoja de vida pueden terminar por el descarte rápido de un postulante por parte del potencial empleador. Es tentativo emplear variables analítico-textuales en la discriminación digital.
- El proceso de discriminación digital puede aplicarse también en otros sentidos. Así, por ejemplo, podría preguntarse a los hosts sobre las características del huésped ideal (y viceversa). Esto desde luego puede incluir a variables de Airbnb y atributos físicos. Bien podrían ser empleadas encuestas, pero podría ser complementado con los instrumentos presentados en la investigación.

- El estudio puede complementarse analizando períodos de alta demanda de Airbnb. Esto con el fin de determinar cómo se ven afectados los precios por un comportamiento especial de la demanda. En la última Copa Mundial de fútbol Rusia 2018, por ejemplo, hubo un incremento intempestivo de la demanda por habitaciones de Airbnb en locaciones cercanas a los lugares en donde se realizaron los partidos. Resultaría útil para la literatura académica estudiar el efecto de algún evento particular que incremente la demanda por habitaciones en el pricing de Airbnb en Lima Moderna.
- Otros investigadores pueden utilizar métodos más sofisticados. Así por ejemplo podría emplearse las redes neuronales artificiales. Usando este método sería posible obtener un modelo de mejor ajuste debido a que tiene una estructura multicapa. Debe tomarse en consideración que el uso de una red neuronal implica estar más próximo a las ciencias de la computación que a la estadística. Edelman & Luca (2014) usaron la regresión lineal múltiple sin considerar las condiciones de validez. En este sentido el análisis del caso peruano ha sido más estricto. El uso de redes neuronales, por otro lado, implicaría un marco más amplio que excede los límites de la investigación.

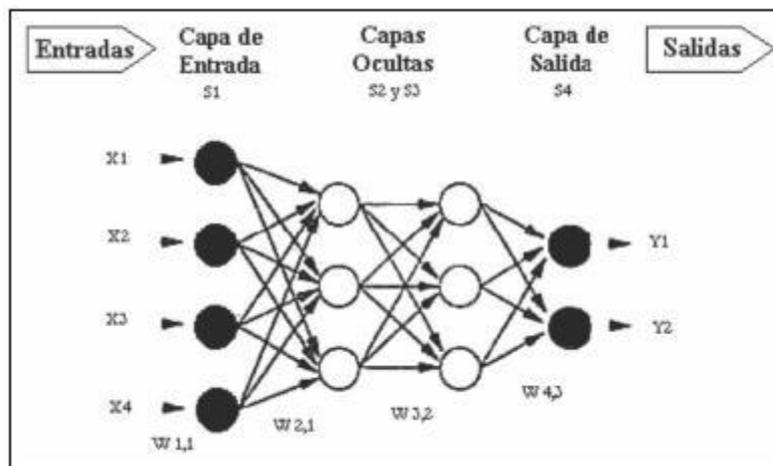


Figura 16: Gráfico análisis neuronal multicapa

Fuente: Villamil & Delgado (2007)

Bibliografía

- Aguiló, E., Riera, A., & Rosselló, J. (2005). The short-term price effect of a tourist tax through a dynamic demand model: The case of the Balearic Islands. *Tourism Management*, 26(3), 359–365.
- Airbnb. (2019). *Página de inicio de Airbnb*. Recuperado el 12 de Febrero de 2019, de <https://www.airbnb.com.pe>
- Amado, A., & Cortez, P. (2018). Research trends on Big Data in Marketing: A text mining and topic modeling based literature analysis. *European Research on Management and Business Economics*, 24(1), 1-7. doi:10.1016/j.iedeen.2017.06.002
- Anderson, C. (2012). The impact of social media on lodging performance. *Cornell University Report*, 12(15), 6-11.
- Arriaga, E. (2013). Racismo y discurso en la era digital: el caso de la revista Hola y los discursos en las redes sociales. *Discurso & Sociedad*, 7(4), 617-640.
- Arrok, K. (1998). What Has Economics to Say About Racial Discrimination? *Journal of Economic Perspectives*, 12(2), 91-100.
- Ashcroft, B. (2010). Language and Race. *Social Identities*, 7(3), 311-328. doi:10.1080/13504630120087190
- Ayres, A., & Siegelman, P. (1995). Race and Gender Discrimination in Bargaining for a New Car. *The American Economic Review*, 85(3), 304-321.
- Ayres, I., & Siegelman, P. (1995). Race and Gender Discrimination in Bargaining for a New Car. *American Economic Review*, Vol. 85, No. 3, 304-321.
- Barrera, R., & Sánchez, M. (2006). Analisis de los factores que influyen en disposición a pagar un sobrepago por la certificación de calidad de productos cardiacos. *Revista española de investigación de marketing - ESIC*, 10(2).
- Berlanga, V., Rubio, J., & Vilá, R. (2013). Cómo aplicar árboles de decisión en SPSS. *REIRE REVISTA D'INNOVACIÓ I RECERCA EN EDUCACIÓ*, 6(1). doi:10.1344/reire2013.6.1615
- Bertrand, M., & Mullainathan, S. (2004). Are Emily and Greg More Employable Than Lakisha and Jamal? *American Economic Review*, 94(9), 991-1013.
- Bertrand, M., & Mullainathan, S. (2004). Are Emily and Greg More Employable Than Lakisha and Jamal? *American Economic Review*, Vol. 94, No. 4, 991-1013.

- Besley, D. (1991). *Conditioning Diagnostics: Collinearity and Weak Data in Regression*. John Wiley & Sons.
- Bianco, S., & Celona, L. (2016). Predicting Image Aesthetics with Deep Learning. En S. Dhahbi, *Content-Based Mammogram Retrieval Using Mixed Kernel PCA and Curvelet Transform* (págs. 117-125). Springer.
- Burney, A., Asif, M., Abbas, Z., & Burney, S. (2018). Google Maps Security Concerns. *Journal of Computer and Communications*, 6(275-283).
- Card, D., Mas, A., & Rothstein, J. (2008). Tipping and the Dynamics of Segregation. *Quarterly Journal of Economics*, págs. Vol. 123, No. 1, 177-218.
- Chen, C., & Rothschild, R. (2010). An application of hedonic pricing analysis to the case of hotel rooms in Taipei. *Tourism Economics*, 16(3), 685–694.
- Cheng, M., & Foley, C. (2018). The sharing economy and digital discrimination: The case of Airbnb. *International Journal of Hospitality Management*, 70, 95-98. doi:10.1016/j.ijhm.2017.11.002
- Chisholm, J. (2014). Review of the Status of Cyberbullying and Cyberbullying Prevention. *Journal of Information Systems Education*, 25(1), 77-88.
- Coria, A., & Pastor, I. (2013). Propuesta de metodología para elaborar una investigación científica en el área de Administración de Negocios. *Pensamiento y Gestión*, 35, 2-24.
- Davidson, E. (2006). Unintended consequences of race-based segmentation strategies. *Journal of Consumer Marketing*, 26(3), 141-142. doi:10.1108/07363760910954073
- Dehghan, A., Ortiz, E., Shu, G., & Zain, S. (2017). DAGER: Deep Age, Gender and Emotion Recognition Using Convolutional Neural Networks. *Computer Vision and Pattern Recognition*(1702). Recuperado el 28 de Enero de 2018, de <https://arxiv.org/pdf/1702.04280.pdf>
- Doleac, J., & Stein, L. (2013). The Visible Hand: Race and Online Market Outcomes. *The Economic Journal*, 123, 156-192. doi:10.1111/eoj.12082
- Dueñas, D. (2016). Expresiones discriminatorias, jóvenes y redes sociales: la influencia del género. *Comunicar*, 46(3), 67-76.
- Edelman, ,, & Luca, M. (2014). *Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com*. Harvard Business School.

- Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism Management*, 55, 62-73.
- EveryPixel. (2019). Prueba con EveryPixel. Recuperado el 12 de Enero de 2019, de <https://www.everypixel.com/aesthetics>
- Eyeem Vision. (s.f.). Recuperado el 14 de Enero de 2019, de <https://www.eyeem.com/eyeem-vision>
- Face Cognitive Services. (2019). *Software Demo*. Recuperado el 12 de Enero de 2019, de <https://www.faceplusplus.com/beauty/#demo>
- Fisman, R., & Luca, M. (2016). Fixing Discrimination in Online Marketplaces. *Harvard Business Review*. Recuperado el 12 de Febrero de 2019, de <https://hbr.org/2016/12/fixing-discrimination-in-online-marketplaces>
- Fleischer, A. (2012). A room with a view—A valuation of the Mediterranean Sea view. *Tourism Management*, 33(3), 598-602.
- Folts, J., Lovell, R., & Zwhalen, F. (2006). *Handbook of Photography*. Pearson Learning.
- Galarza, F., Kogan, L., & Yamada, G. (2011). *¿Existe discriminación en el mercado laboral de Lima Metropolitana? Un análisis experimental*. Centro de Investigación de la Universidad del Pacífico. Obtenido de http://srvnetappseg.up.edu.pe/siswebciup/Files/DD1115%20-%20Galarza_Kogan_Yamada.pdf
- Ge, Y., Knittel, C., & Zopef, C. (2016). *Racial and Gender Discrimination in Transportation Network Companies*. Working Paper, Washington University, School of Economics. Obtenido de <http://www.nber.org/papers/w22776.pdf>
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Morton, J., & Goodwill, A. (2018). Pricing in the sharing economy: a hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 35(1), 46-56.
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Yao, L., & Morton, J. (2016). Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(9). doi:10.1108/IJCHM-09-2016-0540
- Goodman, A., & Thibodeau, T. (2003). Housing market segmentation and hedonic prediction accuracy. *Journal of Housing Economics*, 12(3), 181-201.
- Google Trends. (2019a). *Evolución del interés hacia el término Discriminación en el Perú*. Recuperado el 1 de Febrero de 2019, de <https://trends.google.com/trends/>

- Google Trends. (2019b). Interés por país hacia Airbnb - Lima -2018. Recuperado el 10 de Febrero de 2019, de <https://trends.google.com>
- Google Trends. (2019c). Interés hacia distritos limeños en las búsquedas de Airbnb a nivel global. Recuperado el 2 de Febrero de 2019, de <https://trends.google.com/trends/>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la Investigación* (Quinta ed.). México: McGraw Hill.
- How-old.net. (Enero de 2018). *Demostración de How-old.net*. Recuperado el 2019, de <https://www.how-old.net/>
- Huamán, M., Vela, K., & Solano, A. (2002). El amixer en las redes sociales ¿cuál es la reacción ante la discriminación que reciben los amixers en los medios digitales? *Procesos Interculturales*. Obtenido de http://repositorio.ulima.edu.pe/bitstream/handle/ulima/4733/Huam%C3%A1n_Melissa.pdf?sequence=3&isAllowed=y
- Ikkala, T., & Lampinen, A. (2014). Defining the price of hospital-ity: Networked hospitality exchange via Airbnb. *Proceedings of the companion publication of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing*. Maryland.
- Israeli, A. (2002). Star rating and corporate affiliation: Their influence on room price and performance of hotels in Israel. *International Journal of Hospitality Management*, 21(4), 405-424.
- Juaneda, C., Raya, J., & Sastre, F. (2011). Pricing the time and location of a stay at a hotel or apartment. *Tourism Economics*, 17(2), 321-328.
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2012). *Principles of Marketing*. (P. Education, Ed.) Essex.
- Kramer, W. (1985). The power of the Durbin-Watson test for regressions without an intercept. *Journal of Econometrics*, 28(3), 363-370. doi:10.1016/0304-4076(85)90005-3
- Kurtner, M., Nachtsheim, C., & Neter, J. (2004). *Applied Linear Regression Models* (Cuarta ed.). McGraw-Hill Irwin.
- Lamont, M., & Molnar, V. (2001). How Blacks Use Consumption to Shape their Collective Identity: Evidence from marketing specialists. *Journal of Consumer Culture*, 1(1), 31-45.

- Lee, D., Hyun, W., Ryu, J., Lee, W., Rhee, W., & Suh, B. (2015). An Analysis of Social Features Associated with Room Sales of Airbnb. *Proceedings of the 18th ACM Conference Companion on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing*, (págs. 291-222). doi:10.145.2685553.2699011
- Louis, A. (2016). Natural Language Processing for Social Media. *Computational Linguistics*, 42(4), 833-836. doi:10.1162/COLI_r_00270
- Nunley, J., Owens, M., & Howard, S. (2011). The effects of information and competition on racial discrimination: Evidence from a field experiment. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 80(3), 670-679. doi:doi.org/10.1016/j.jebo.2011.06.028
- O'Regan, M., & Choe, J. (2017). Airbnb and cultural capitalism: enclosure and control within the sharing economy. *Anatolia: An International Journal of Tourism and Hospitality Research*, 28(2). doi:10.1080/13032917.2017.1283634
- Olober, S., & Callirgos, J. (2011). El racismo peruano. *Serie diversidad cultural*.
- Osborne, J., & Waters, E. (2002). Four Assumptions Of Multiple Regression That Researchers Should Always Tests. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 8(2).
- Oskam, J., & Boswijk, A. (2015). Airbnb: the future of networked hospitality businesses. *Journal of Tourism Futures*. doi:10.1108/JTF-11-2015-0048
- Pandey, P., & Mishra, M. (2015). *Research Methodology: Tools and Tecnniques*. Brigde Center.
- Perez. (2006). Microsoft Excel: a tool for research. *Revista Electrónica de las Ciencias Médicas en Cienfuegos*.
- Pollay, R., Lee, J., & Carter-Whitney, D. (1992). Separate, but Not Equal: Racial Segmentation in Cigarette Advertising. *Journal of Advertising*, 16(1). doi:10.1080/00913367.1992.10673359
- Pope, D., & Sydnor, J. (2011). What's in a Picture? Evidence of Discrimination from Prosper.com. *Journal of Human Resources*, 46, 52-93. doi:10.3368/jhr.46.1.53
- PROMPERU. (2018). *Perfil del turista extranjero-2017*. Recuperado el 1 de Mayo de 2019, de <https://www.promperu.gob.pe/TurismoIN/sitio/PerfTuristaExt>
- Quellet, J. (2007). Consumer Racism and Its Effects on Domestic Cross-Ethnic Product Purchase: An Empirical Test in the United States, Canada, and France. *Journal of Marketing*, 78(1). doi:10.1509/jmkg.71.1.113

- Rodero, E., & Herrera, M. (2000). *El concepto de raza, un enfoque epistemológico*. (U. d. Córdoba, Productor) Recuperado el 2 de Septiembre de 2017, de http://www.uco.es/organiza/servicios/publica/az/php/img/web/02_02_15_2roderoinaugural.pdf
- Rodrigues, F. (2014). *Visual Computing - Scientific Visualization and Imaging Systems*. Springer.
- Rosen, S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition. *Journal of Political Economy*, 82(1), 34-55.
- Rubineau, B., & Yoon, K. (2012). Bias in White: A Longitudinal Natural Experiment Measuring Changes in Discrimination. *Management Science*, 58(4), 660-677.
- Rubineau, B., & Yoon, K. (2012). Bias in White: A Longitudinal Natural Experiment Measuring Changes in Discrimination. *Management Science*, Vol. 58, No. 4, 660-677.
- Saló, A., & Garriga, A. (2011). The second-home rental market: A hedonic analysis of the effect of different characteristics and a high-market-share intermediary on price. *Tourism Economics*, 17(5), 1017-1033.
- Schneider, A., Hommel, G., & Blettner, M. (2010). Linear Regression Analysis. *Dtsch Arztebl Int*.
- Scott Morton, F., Florian, Z., & Silva-Risso, J. (2003). Consumer Information and Discrimination: Does the Internet Affect the Pricing of New Cars to Women and Minorities? *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 1, No. 1, 65-92.
- Scott, F., Zettlemeyer, F., & Silva-Risso, J. (2003). Consumer Information and Price Discrimination: Does the Internet Affect the Pricing of New Cars to Women and Minorities? *Quantitative Marketing and Economics*, 1, 65-92.
- Smith, G., & Nagle, E. (2002). *How much are customers willing to pay*. Recuperado el 30 de Abril de 2019, de https://www.researchgate.net/publication/291036527_How_much_are_customers_willing_to_pay
- Tadajewski, M. (2012). Character analysis and racism in marketing theory and practice. 12(4), 485-508. doi:10.1177/1470593112457742

- Teubner, T. (2017). The web of host-guest connections on Airbnb— A social network perspective. *JOURNAL OF SYSTEMS AND INFORMATION TECHNOLOGY*, 20(3). doi:10.13140/RG.2.2.22371.66081
- Thrane, C. (2007). Examining the determinants of room rates for hotels in capital cities: The Oslo experience.,. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 5(4), 315-323.
- Weidmann, N., Benitez-Baleato, S., Hunziker, P., Glatz, E., & Dimitropoulos, X. (2016). *Science*, 6304, 1151-1155. doi:10.1126/science.aaf5062
- Wihbey, J. (2015). *The possibilities of digital discrimination: Research on e-commerce, algorithms and big data*. (S. C. Harvard Kennedy School, Editor) Recuperado el 28 de Enero de 2019, de <https://journalistsresource.org/studies/society/internet/possibilities-online-racial-discrimination-research-airbnb/>
- Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. (2016). The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry. *Journal of Marketing Research*. doi:10.1509/jmr.15.0204
- Zhao, B., Ondrich, J., & Yinger, J. (2006). Why do real estate brokers continue to discriminate? Evidence from the 2000 Housing Discrimination Study. *Journal of Urban Economics*, págs. 394-912.

Anexo 1: Matriz de Consistencia

Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Variable	Tipo de investigación	Muestra	Instrumento
PG: ¿Existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna?	OG: Establecer si existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna	HG: Existe relación entre los elementos de la discriminación digital y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna	Precio	Mixto	3 hosts/ 120 habitaciones	SPSS
Problemas Específicos	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicas	Categoría /Variable	Tipo de investigación	Muestra	Instrumento
PE1: ¿Los hosts de Airbnb de Lima moderna tienen un panorama con respecto al rol que cumplen y los aspectos valorados por los usuarios en relación al precio?	OE1: Indagar si los hosts de Airbnb de Lima moderna tienen un panorama con respecto al rol que cumplen y los aspectos valorados por los usuarios en relación al precio	H1: Hay evidencia cualitativa que señala que los hosts de Airbnb de Lima moderna tienen un panorama con respecto al rol que cumplen y los aspectos valorados por los usuarios en relación al precio	Categorías: Airbnb / Rol del host	Cualitativa	3 hosts	Guía de Pautas
PE2: ¿Existe relación entre el género del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE2: Determinar si existe relación entre el género del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H2: Existe relación entre el género del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	Género			
PE3: ¿Existe relación entre la edad aparente del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE3: Determinar si existe relación entre la edad aparente del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto.	H3: Existe relación entre la edad aparente del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto.	Edad aparente del host			How-old.net
PE4: ¿Existe relación entre la estética del rostro del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE4: Determinar si existe relación entre la estética del rostro del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H4: Existe relación entre la estética del rostro del host y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	Puntaje de Estética del rostro			Face ++
PE5: ¿Existe relación entre la estética de las fotos de la habitación y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE5: Determinar si existe relación entre la estética de las fotos de la habitación y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H5: Existe relación entre la estética de las fotos de la habitación y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	Puntaje de estética de las fotos de la habitación			Eyeem Visión
PE6: ¿Existe relación entre el nivel en que las fotos de la habitación puedan ser calificadas como asombrosas y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE6: Determinar si existe relación entre el nivel en que las fotos de la habitación puedan ser calificadas como asombrosas y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H6: Existe relación entre el nivel en que las fotos de la habitación puedan ser calificadas como asombrosas y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	Puntaje de atributo asombroso en las fotos			EveryPixel
PE7: ¿Existe relación en el hecho de que las fotos de perfil del host puedan ser calificadas como etnia blanca y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto?	OE7: Determinar si Existe relación en el hecho de que las fotos de perfil del host puedan ser calificadas como etnia blanca y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	H7: Existe relación en el hecho de que las fotos de perfil del host puedan ser calificadas como etnia blanca y los precios de alquiler por noche asignados a habitaciones privadas en Airbnb en los distritos de Lima Moderna bajo el modelo propuesto	Proporción de etnia blanca			Cuantitativo-Correlacional

Elaboración: Propia

Entrevista a Profundidad

Objetivo General:

- Conocer las percepciones, preferencias y hábitos de los host o anfitriones de AIRBNB

Objetivos específicos:

- Saber la percepción que tienen los hosts o anfitrión sobre la plataforma Airbnb
- Conocer las preferencias que los hosts o anfitriones creen que los usuarios finales tienen respecto a la plataforma Airbnb
- Identificar las variables más valoradas por los Hosts o anfitriones.
- Indagar acerca de los precios y descuentos que ofrece la plataforma Airbnb
- Establecer los factores que influyen en la elección de la plataforma por parte del Host o anfitrión.
- Determinar la frecuencia en la que el Host o anfitrión renta su casa y/o apartamento (días, semanas, meses)
- Perfilar el cliente ideal

Metodología:

- Técnica: Entrevista a profundidad
- Ámbito geográfico: Lima Moderna

Universo para investigar:

- Personas que alquilen habitaciones privadas por medio de la aplicación Airbnb. Que sean adultos jóvenes entre 23 y 45 años, perteneciente al nivel socioeconómico A, B y C que residen en Lima Moderna y usan la aplicación por lo menos 1 vez al mes.

Reclutamiento:

- Para el reclutamiento de los participantes se aplicarán las técnicas no probabilísticas de por conveniencia.

Guía de Pautas para Entrevista a Profundidad

Hola, mi nombre es.....

Como sabe, nos hemos reunido para conversar por lo que me gustaría pedirle que sea totalmente honesto con sus respuestas. Para concluir con éxito esta reunión, quisiera comentarle que toda la información que nos pueda brindar es sumamente importante para nosotros, por lo que no existen respuestas correctas o incorrectas, solo queremos saber su opinión. También le agradecería que ponga su celular en vibrador o silencio para evitar interrupciones.

Finalmente quisiera solicitarle su autorización para grabar esta sesión porque como le comenté anteriormente, su opinión y respuestas son importantes y no quisiera olvidar u omitir información alguna.

Preguntas:

- ¿Porque eligió esta aplicación vs las demás?
- ¿Hace cuánto tiempo usas la aplicación Airbnb?
- ¿Cuántas veces al mes haces uso de la aplicación?
- ¿Cuáles son los días del mes en la que usted considera que tiene mayor demanda de habitaciones?
- ¿Tienes mayor demanda de habitaciones con hombres o mujeres?
- ¿Qué factores piensas que los usuarios toman en cuenta para elegirlo?
- ¿Consideras que siempre lo eligen?
- ¿Consideras que las variables que pone Airbnb en la aplicación son las adecuadas para que los usuarios finales lo elijan?
- ¿Considera que su calificación está alineada al servicio que usted brinda?
- ¿Cuáles características que usted considera debería tener el cliente ideal?

Guía de Pautas para Entrevista a Profundidad

Hola, mi nombre es.....

Como sabe, nos hemos reunido para conversar por lo que me gustaría pedirle que sea totalmente honesto con sus respuestas. Para concluir con éxito esta reunión, quisiera comentarle que toda la información que nos pueda brindar es sumamente importante para nosotros, por lo que no existen respuestas correctas o incorrectas, solo queremos saber su opinión. También le agradecería que ponga su celular en vibrador o silencio para evitar interrupciones.

Finalmente quisiera solicitarle su autorización para grabar esta sesión porque como le comenté anteriormente, su opinión y respuestas son importantes y no quisiera olvidar u omitir información alguna.

Preguntas:

- ¿Porque eligió esta aplicación vs las demás?
- ¿Hace cuánto tiempo usa la aplicación Airbnb?
- ¿Cuántas veces al mes hace uso de la aplicación?
- ¿Cuáles son los días del mes en la que usted considera que tiene mayor demanda de habitaciones?
- ¿Tienes mayor demanda de habitaciones con hombres o mujeres?
- ¿Qué factores piensa que los usuarios toman en cuenta para elegirlo?
- ¿Consideras que siempre lo eligen?
- ¿Consideras que las variables que pone Airbnb en la aplicación son las adecuadas para que los usuarios finales lo elijan?
- ¿Considera que su calificación está alineada al servicio que usted brinda?
- ¿Cuáles características que usted considera debería tener el cliente ideal?

maria Claudia Gorzals
Asistenta
M. C. Claudia G.
DNI: 44127166
20/05/19

Anexo 2: Guía de Pautas

Entrevista a Profundidad

Objetivo General:

- Conocer las percepciones, preferencias y hábitos de los host o anfitriones de AIRBNB

Objetivos específicos:

- Saber la percepción que tienen los hosts o anfitrión sobre la plataforma Airbnb
- Conocer las preferencias que los hosts o anfitriones creen que los usuarios finales tienen respecto a la plataforma Airbnb
- Identificar las variables más valoradas por los Hosts o anfitriones.
- Indagar acerca de los precios y descuentos que ofrece la plataforma Airbnb
- Establecer los factores que influyen en la elección de la plataforma por parte del Host o anfitrión.
- Determinar la frecuencia en la que el Host o anfitrión renta su casa y/o apartamento (días, semanas, meses)
- Perfilar el cliente ideal

Metodología:

- Técnica: Entrevista a profundidad
- Ámbito geográfico: Lima Moderna

Universo para investigar:

- Personas que alquilen habitaciones privadas por medio de la aplicación Airbnb. Que sean adultos jóvenes entre 23 y 45 años, perteneciente al nivel socioeconómico A, B y C que residen en Lima Moderna y usan la aplicación por lo menos 1 vez al mes.

Reclutamiento:

- Para el reclutamiento de los participantes se aplicarán las técnicas no probabilísticas de por conveniencia.

maría Claudia González
M. Sotomayor
M. S. Blandina 67
DNI: 44127166
22/10/19