

Lurralde : invest. espac.	41	2018	p: 175-201	ISSN 0211-5891	ISSN 1697-3070 (e)
---------------------------	----	------	------------	----------------	--------------------

EL IMPACTO DEL TURISMO EN EL CASCO VIEJO DE BILBAO MEDIANTE LOS MODELOS ECONOMÍA COLABORATIVA:

UNA APROXIMACIÓN A TRAVÉS DE UNA DISTRIBUCIÓN BINOMIAL NEGATIVA

ÁLVARO FIERRO

Cultumetria S.L
alvaro.fierro@cultumetria.com

CRISTINA SALMÓN

Abra Invest
cristinasalmonsobremazas@gmail.com

Recibido: 2017-02-01

Resumen

Este trabajo tiene como objetivo medir el impacto del tipo de turismo resultante de los nuevos modelos de alojamiento de economía colaborativa digital y su efecto sobre los alquileres de los establecimientos comerciales de la parte antigua de Bilbao, conocida como Casco Viejo. El artículo identifica un perfil del tipo de huésped que no lo recoge las estadísticas oficiales, y que está condicionado, a su vez, por el perfil del anfitrión que arrienda su residencia privada. Además, se demuestra, de manera preliminar, que este fenómeno y la actividad turística desencadenante si no es causa, contribuye al aumento del precio del metro cuadrado de los locales dedicados al comercio del entorno, y por tanto, a gestar un proceso de gentrificación del barrio. Se busca por tanto qué relación hay entre el perfil del nuevo turista y la actividad económica que se desarrolla en esta zona de actividad comercial.

Palabras clave: economía colaborativa; distribución binomial; gentrificación; turismo; Casco Viejo, Bilbao

Laburpena: Turismoaren inpaktua bilboko Zazpi Kaleetan elkarlaneko ekonomia dela eta: Planteamendu bat banaketa negatibo binomialaren bidez.

Lan honen helburua, elkarlaneko ekonomia digitalean oinarrituriko lojamendu ereduen turismo modu berriek Bilboko Alde Zaharreko merkatal esparru eta gueneetako alokairuetan duen inpaktua neurtzea da. Artikuluak estatistika ofizialek batzen ez duten apopilo motaren profila identifikatzen du, izan ere hauek baldintzaturik baitaude bere egoitza pribatua alokatzen duten ostalariei baitan. Gainera, aurrekari modura zera agertzen du; fenomeno honek eta beronek bultzatzen duen turismo jarduerak, jatorria ez bada, merkataritzara bideratzen diren inguruko lokalen metro karratuaren prezioaren igoeran zerikusia duela eta, beraz, gentrifikazio prozesu bat ahalbidetzen auzoan. Beraz, turista berriaren profila eta tokiko merkatal guneak daukan jarduera ekonomikoaren erlazioa bilatzen da.

Hitz gakoak: elkarlanerako ekonomia; binomial banaketa; gentrification; turismoa; Zazpi Kaleak, Bilbao

Abstract: The impact of tourism and sharing economy phenomenon in the old part of Bilbao (Spain): an approximation through a negative binomial distribution

This paper aims to measure the impact of the type of tourism resulting from the new models of digital collaborative economy accommodation and its effect on the rent of commercial establishments in the old part of Bilbao, known as Casco Viejo. The article identifies a profile of the type of guest that does not collect official statistics, and which is conditioned, in turn, by the profile of the host who rents his private residence. In addition, it is demonstrated, in a preliminary way, that this phenomenon and the tourist activity if IS not cause, contributes to the increase the square meter price of the locals which are dedicated to the commerce, and therefore generate a process of gentrification of the neighborhood. We are therefore looking for the relationship between the profile of the new tourist and the economic activity that takes place in this area.

Keywords: collaborative economy; Binomial distribution; Gentrification; tourism; Casco Viejo, Bilbao.

1. Introducción

Con *el nuevo turismo*, condicionado por las plataformas de economía colaborativa actuales, se hace referencia a aquel que no recogen las estadísticas de ninguna fuente oficial. El éxito de estos medios implica la llegada de un mayor y diverso tipo de turista a los destinos correspondientes. Este visitante, en vez de decantarse por los alojamientos tradicionales (hoteles, hostales, pensiones...), apuesta por un alojamiento colaborativo donde son los mismos individuos (anfitrión y huésped/es) quienes directamente entre sí, y mediante la propia plataforma, gestionan la reserva, así como los detalles de la misma (accesibilidad, *check-in*, *check-out*...). Este estudio mueve el foco hacia la ciudad de Bilbao en general y a su parte antigua en particular

Bilbao, al igual que otras capitales de provincia o ciudades importantes de cara al turismo, está viendo como el flujo de visitantes está creciendo de manera gradual, alcanzando en el año 2016 877.847 entradas de viajeros, lo que supone un incremento de un 7.9% respecto al 2015 (bilbaoturismo.com). A estos datos, habría que añadirles los turistas que acuden a la capital pero cuyo rastreo para su posterior conteo es más difícil de analizar, y que están ubicados en estos métodos digitales de alojamiento colaborativo. Para realizar este análisis, se debe constatar que, a cuenta del dinamismo de estas webs, se utilizó como fecha septiembre- octubre de 2016, con objeto de buscar la desestacionalidad del turismo y eliminar los anfitriones que sólo activan sus residencias en época estival.

La primera parte de este artículo analiza cuáles son las plataformas web más comunes para materializar el intercambio de alojamiento privado entre anfitriones y huéspedes, para concluir que la más demandada en Bilbao y su Casco Viejo es quizá la más conocida, AIRBNB¹ (www.airbnb.com). Esta será el modelo de estudio con el que se basará este trabajo, tanto en la metodología como en las conclusiones. Con los datos extraídos del filtrado geográfico de dicha web, y debido a la política de privacidad de dicha empresa, para estimar el número de reservas materializadas a través de este medio, se toma como proxy el nº de evaluaciones por alojamiento arrendado, reseñando que este número es conservador, ya que no todo huésped deja expuesta su opinión tras la experiencia. Posteriormente, tomando

1 Airbnb es la plataforma de alquiler vacacional más grande del mundo, creada en Agosto de 2008, opera actualmente en 192 países y cuenta con más de 80 millones de reservas hasta la fecha.

como variables las características de los inmuebles y del anfitrión que alquila su residencia privada a terceros- variables de carácter público y que varían en función del inmueble- se diseña un modelo binomial negativo para comprobar cuáles son los requisitos de demanda del turista y si existen diferencias con el que se aloja en los medios tradicionales. Asimismo, el artículo plantea una discusión metodológica sobre el tipo de modelo econométrico de conteo más propicio para este tipo de análisis.

Posteriormente, y partiendo de la hipótesis que el incremento incontrollado de turistas concentrado en una parte de la ciudad puede llevar a que se aumenten los precios de los locales de la zona, se comparan las conclusiones del anterior paso con otra proxy, que son los precios estipulados en la página web *idealista.com*, que gestiona, junto a otras, las compras y los alquileres de esta parte antigua. Se comprueba que no ha habido, al menos por este fenómeno, signos de gentrificación en el Casco Viejo de Bilbao. Por último, se finaliza el trabajo dejando patente que este artículo puede servir de modelo de evaluación o arquetipo en pos de que otros investigadores y/o los gestores turísticos y comerciales de la administración pública puedan modelizar un tipo de turista no consignado hasta la fecha, así como la tendencia de precios del mercado para corregir desviaciones, si las hubiere.

2. La economía colaborativa y su significado: una revisión de los nuevos modelos

La economía colaborativa se puede definir como un movimiento, acrecentado a raíz de la crisis económica de 2007, cuya finalidad es compartir, intercambiar, prestar o alquilar aquellos bienes que unos poseen y que otros desean utilizar sin necesidad de tenerlos en propiedad. Según la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC), se trata de un nuevo modelo económico que se basa en el intercambio entre particulares de bienes y servicios, que permanecían ociosos o infrautilizados, a cambio de una compensación pactada entre las partes (Díez Toribio, 2015). En este caso, destacan las evidencias que nos revela la bibliografía sobre el tema, como la variación que se está produciendo en los hábitos de consumo de los individuos. Esto se traduce en el incremento sustancial de las plataformas de economía colaborativa, definida como la interacción (colaboración) entre dos o más individuos, con el fin de satisfacer una necesidad en ambas partes de carácter simultáneo, normalmente bajo un marco digital, y que apenas hace unos años reportaba una actividad residual (Casanovas, 2014).

Hoy en día, el crecimiento y consumo de este tipo de servicios se encuentra totalmente establecido como una forma más de satisfacer necesidades. La mayoría de las empresas con mayor crecimiento (y perspectiva de crecimiento), son entidades que únicamente se sustentan en plataformas digitales. Conocidos son los casos en el sector del transporte, como Uber, Bicing o Blablacar; las plataformas de aprendizaje como Moodle, Sharing Academy y los MOOCS²; la compra-venta de todo tipo de bienes entre particulares a través de Wallapop, Vibbo o LetGo; así como alquileres de casas, Airbnb, Wimdu, Homelidays; o incluso el sector de las finanzas mediante préstamos de igual a igual. El auge de la economía colaborativa se atribuye 1) a la percepción de las redes habituales y las plataformas digitales como un lugar seguro donde poder encontrar mayor diversidad de alternativas a precios más competitivos que los canales tradicionales 2) al cambio cultural y de consumo y 3) la modificación de nuestros hábitos, quizás en parte promovido por la reciente crisis económica (Rifkin, 2014).

2 MOOCS: Massive Open Online Course, cursos online abiertos a todo el público,

En lo concerniente a los alquileres turísticos, hasta mayo de 2013, la Ley de Arrendamientos Urbanos del Gobierno de España permitía alquilar viviendas por períodos cortos, siempre que se tributara por los ingresos. Pero a partir de esa fecha, el ejecutivo brindó la regulación de las viviendas turísticas a las Comunidades Autónomas, dando lugar a una heterogénea normativa (algunas CCAA, como la Valenciana o la de Aragón, han optado por permitir el alquiler pero exigiendo un registro de alta económica de la vivienda). En este contexto encuentra su espacio Airbnb. Pero esta escueta regulación es a todas luces insuficiente, de ahí que, por ejemplo, el Gobierno de Cataluña haya planteado recientemente un paquete de reformas para regular la actividad de plataformas, entre otras, de alojamiento turístico, lo que supondrá la adaptación de las normativas sectoriales a los servicios generados por la economía colaborativa. Esta idea se ha ido gestando poco a poco, ya que fue la Generalitat catalana la que impuso una multa de 30.000 euros a Airbnb por comercializar apartamentos turísticos ilegales, basándose en que las viviendas no estaban debidamente inscritas en el Registro de Turismo de Cataluña y, además, el alquiler de habitaciones en domicilios particulares está prohibido por la legislación catalana (artículo 66.2 del Decreto 159/2017). Fuera de España Airbnb tiene mejor aceptación en ciudades tales como Londres, donde los propietarios de una vivienda pueden alquilarla como máximo 90 días al año. En París, Airbnb se ha comprometido a imponer una tasa turística; o en Ámsterdam, donde también se recoge dicho impuesto y los propietarios no pueden arrendar más de 60 días su hogar. Pero también tiene sus detractores: en Berlín se ha vetado su implantación; en Lisboa, Milán o Florencia su pervivencia legal depende de expulsar de ella a profesionales del turismo (M^a Nieves Pacheco Jiménez, 2016).

3. Revisión de la literatura

Alrededor de la literatura acerca de este fenómeno existe diferente material que revisa el impacto de los alquileres vacacionales. La mayoría de estos se centran en cuantificar el impacto económico de alguna plataforma y ciudad concreto, como el estudio de impacto económico, social y medioambiental en Madrid (Airbnb, 2015a), aunque hay otros que comparan la evolución de esta acomodación con la hotelera (Zervas, Proserpio y Byers, 2016); la reputación de las plataformas por ciudades (ibíd, 2015); las claves del éxito y la innovación que plantean desde lo que se conoce como “turismo informal” (Guttentag, 2015); el posible sesgo en las valoraciones de los huéspedes (Airbnb, 2015b); la propuesta de imponer restricciones fiscales a esta actividad (Kaplan y Nadler, 2016), así como tratar de monetizar la hospitalidad y sociabilidad en este contexto (Ikkala y Lampinen, 2015); asimismo, se publican otros trabajos donde se expone cómo los mecanismos de evaluaciones han resuelto el problema de información asimétrica entre agentes (Thieret et al., 2016).

En el caso del consumo colaborativo de alquiler vacacional, se han destacado sus beneficios económicos, sociales y medioambientales. A modo de ejemplo, el estudio que realiza el propio Airbnb (teniendo en cuenta el sesgo de la propia entidad) sobre la actividad en Madrid en 2015 (Airbnb, 2015a). En dicho informe, se realiza un previo análisis del perfil del turista que se aloja por esta vía en la capital de España y el posterior impacto de dichas estancias. En primer lugar, se valora el efecto total sobre la economía española en 323 millones de euros y en la creación y mantenimiento de 5.130 puestos de trabajo gracias a esta actividad. Asimismo, destacan los ingresos que contabilizan los hogares y el impacto indirecto de la actividad, que recae especialmente sobre el sector de ocio (hostelería, comercio, espectáculos,...). En cuanto al impacto social, resaltan que más del 70% de los anfitriones han adquirido o potenciado valores positivos de la experiencia, tales como la

tolerancia, la empatía, el intercambio cultural y el sentimiento de comunidad. También el ahorro energético al compartir viviendas, y la promoción del uso sostenible de las mismas.

En último lugar, se menciona el *impacto en barrios*, el cual tiene una relación determinante con el análisis que a continuación se lleva a cabo. Se indica que *el 85 % de los huéspedes utilizó Airbnb porque quería alojarse en un barrio en concreto* y que *el 87 % de los huéspedes eligió un alojamiento de Airbnb porque su situación era mejor que la de un hotel de características similares*. Esta conclusión cobra sentido si se comprueba que la oferta tradicional de alojamientos (hoteles, hostales y pensiones) en el Casco Viejo es de tan solo 11 establecimientos (de reducida ocupación), y en concreto de dos hoteles de tres estrellas y siete hoteles de dos estrellas, frente a la abundante y heterogénea oferta de la plataforma Airbnb. Además, se indica que *un 50 % de los gastos realizados durante el día por los huéspedes de Airbnb se llevan a cabo en el barrio en el que se hospeda*, lo cual avala por completo la idea de que este turismo tiene un efecto abrumador en la zona en el que se realiza la actividad, amén que esta variación es plausible que tenga consecuencias en los establecimientos del barrio, tanto en la mejora de la actividad económica de los mismos, como en el alquiler de estos. Según “The Rise of the Sharing Economy: Estimating the impact of Airbnb on the Hotel Industry” (Zervas, Proserpio y Byers, 2016), se extraen una serie de conclusiones. A saber, mediante la estimación de modelos de regresión utilizando efectos fijos, con motivo de comparar el la oferta de Airbnb en el tiempo y para las ciudades de Austin y Dallas, se indica que existe un resultado negativo significativo de la oferta de Airbnb sobre los beneficios de los hoteles; así, como que dicho resultado no es heterogéneo sobre los hoteles, sino que los perjudicados en mayor medida son los establecimientos de baja y media gama, mientras que los de alto nivel no presentan alteraciones significativas. Con motivo de este impacto, se observa cómo los hoteles han tomado medidas competitivas, como el descenso de los precios. De esta manera, el turista se ve beneficiado tanto por el incremento de la oferta como por el descenso de los precios de la misma. Por otro lado, “How the Internet, the Sharing Economy, and Reputational Feedback Mechanisms Solve the “Lemons Problem” (Thierer, A. D., Koopman, C., Hobson, A., & Kuiper, C, 2015) expone la sofisticación de los mecanismos de evaluación *peers-to-peers*, es decir, de un agente directamente con otro con la única intermediación de una empresa que aporta la plataforma de intercambio; y “Centralized or third-party mechanisms”, donde la empresa, además de la plataforma, aporta seguridad y garantías a sus usuarios. Este caso es el de Ebay, que asegura el reintegro de la compra en caso de no atender a las características esperadas, o Airbnb, donde la empresa vigila las prácticas fraudulentas y asegura la reparación de daños en hogares causadas por huéspedes de hasta un millón de dólares (Thierer et al., 2016).

4. Datos y metodología

Las bases de datos que se han utilizado para este trabajo son las de las propias webs de alojamientos de alquileres vacacionales, en concreto las de Airbnb (www.airbnb.es), Wimdu (www.Wimdu.es) y Niumba (www.niumba.com), puesto que eran las webs con mayor oferta de alquileres en Bilbao. Como se menciona al inicio del documento, estos datos se han recogido en septiembre- octubre de 2016, por lo que, debido al dinamismo de estas plataformas, es posible que exista una variación en la muestra de manera continuada. La serie recogida en dichas webs se recopiló de forma manual, filtrando las búsquedas para Bilbao o bien para el Casco Viejo con motivo de realizar una comparativa que posteriormente se visualizará. Así, se recopiló información sobre el número de alquileres y el precio de los mismos en el Casco Viejo y en toda la capital, así como el promedio de los mismos y el peso de las viviendas ofertadas en la parte vieja sobre el total de Bilbao. En la plataforma

líder en el Casco Viejo, Airbnb, se realizó un examen más exhaustivo sobre la actividad de alquiler vacacional. En concreto, se analizaron parámetros como el número de evaluaciones en los alojamientos, la tipología del alquiler (vivienda completa o habitación privada); el número de huéspedes que podían albergar los inmuebles; el servicio de Wifi gratuito; la diversidad lingüística que ofrecían los anfitriones; los anuncios de viviendas que existían en otras lenguas; los idiomas en los que los huéspedes dejaban las evaluaciones; el año de inscripción del usuario en la plataforma y, por fin, la valoración que estos. Con todas estas referencias extraídas, se muestra posteriormente un breve análisis del contexto de la oferta de alquileres vacacionales en el Casco Viejo, así como una aproximación del número de huéspedes albergados, tomando como *proxy* las reservas realizadas las evaluaciones recogidas. Con las limitaciones de filtro, esta muestra asciende a 50 inmuebles, observados desde 2011 a octubre de 2016; aunque el 90% de los inmuebles se registraron desde 2013 hasta 2016. Por otro lado, para comparar, se evaluaron las estadísticas que ofrece el Eustat (www.eustat.eus) en materia de turismo, como son las entradas de viajeros, pernoctaciones y grado de ocupación con motivo de analizar la tendencia del turismo en Bilbao. En cuanto a la evaluación de los negocios, esta se realizó gracias al registro que realiza Páginas Amarillas (www.paginasmarillas.es) sobre los establecimientos de los municipios, así como por la categorización de estos por las actividades que realizan, e incluso por el barrio en el que se ubican.

4.1 El Impacto de las plataformas de alquiler vacacional: Airbnb en Bilbao

Con el objetivo de conocer el mercado del alquiler vacacional en plataformas web, se presenta un análisis del contexto sobre el que se va a reflexionar a continuación, como son los factores que afectan a la demanda de dichos alojamientos turísticos. En primer lugar, se evalúan en las tres plataformas seleccionadas (Airbnb, Wimdu y Niumba) las características de la oferta de alquileres vacacionales en el Casco Viejo (Tabla 4), filtrando por Bilbao sin el Casco Viejo, así como el porcentaje de la oferta total de Bilbao que se encuentra localizada en la parte antigua. Asimismo, se recogió el precio medio de alquiler por una noche de los alojamientos ofertados en las tres plataformas, en pos de estudiar de manera comparativa, en el conjunto de Bilbao y en el Casco Viejo.

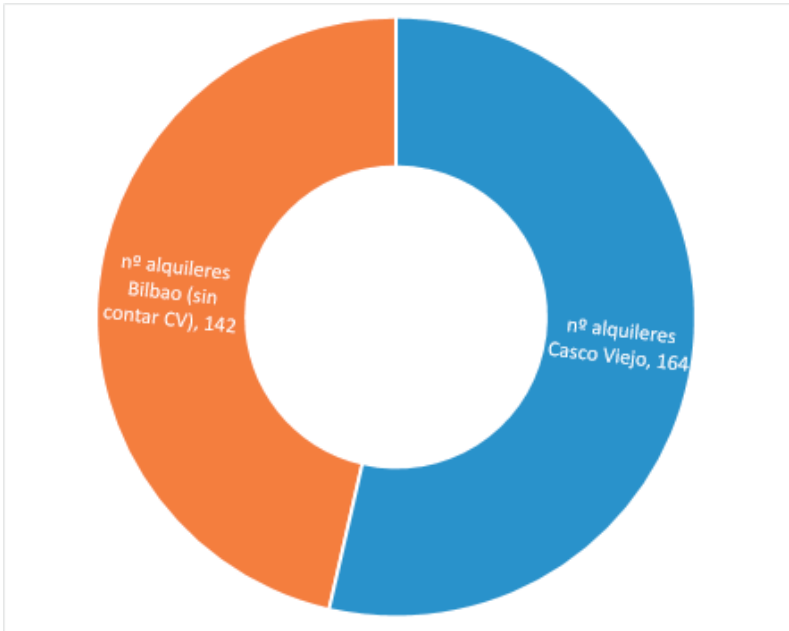
Se comprueba como la plataforma con mayor número de alquileres en Bilbao, es Airbnb (306), de los cuales un 54% se encuentran en el barrio del Casco Viejo, siendo la plataforma con mayor ratio de alquileres en esta zona por delante de Wimdu (29%) y Niumba (17%). Además, Airbnb destaca por contar con el ratio de actividad más alto en Bilbao, entendiendo como tal el porcentaje de arrendamientos que cuentan con evaluaciones frente al total: 95% en Airbnb, 88% en Wimdu y 58% en Niumba. La Tabla 1 detalla que el promedio del precio de alquiler por noche del inmueble es superior en dos de las tres plataformas evaluadas, frente al precio del resto de inmueble en Bilbao. Esto puede servir como primer indicio para avalar la intuición en cuanto a que el empuje del turismo en el Casco Viejo está elevando los precios de los alquileres, aunque en este caso se esté hablando de alquileres vacacionales, no de establecimientos comerciales. Atendiendo a la abundante oferta, al peso de los alquileres en el Casco Viejo sobre el total de Bilbao y al ratio de actividad de Airbnb, se selecciona dicha plataforma para realizar posteriormente un análisis econométrico, ya que es la plataforma que nos puede ofrecer una muestra más interesante y heterogénea, ya que se escogen 50 inmuebles en el Casco Viejo. Además, es la única que permite recabar tanta

información, puesto que cuenta con 142 alquileres en el Casco Viejo (Figura 5) mientras que las otras dos plataformas tan solo cuentan con 16 (Wimdu) y 12 (Niumba).

Tabla 1: Resumen de las características más relevantes de las distintas plataformas vacacionales que operan en Bilbao

Platafo- rmas	nº alquileres Casco Viejo	nº alquileres Bilbao (sin contar CV)	nº alquileres Bilbao total	Ratio CV/ Bilbao	Ratio de actividad (alquileres con valoraciones sobre el total)	Promedio Alquiler casco (€)	Promedio Alquiler Bilbao (€)	Ratio € casco/ Bilbao
Airbnb	166	142	308	54%	95%	72	68	106%
Wimdu	16	39	55	29%	88%	90	83	108%
Niumba	12	57	69	17%	58%	89	96	93%

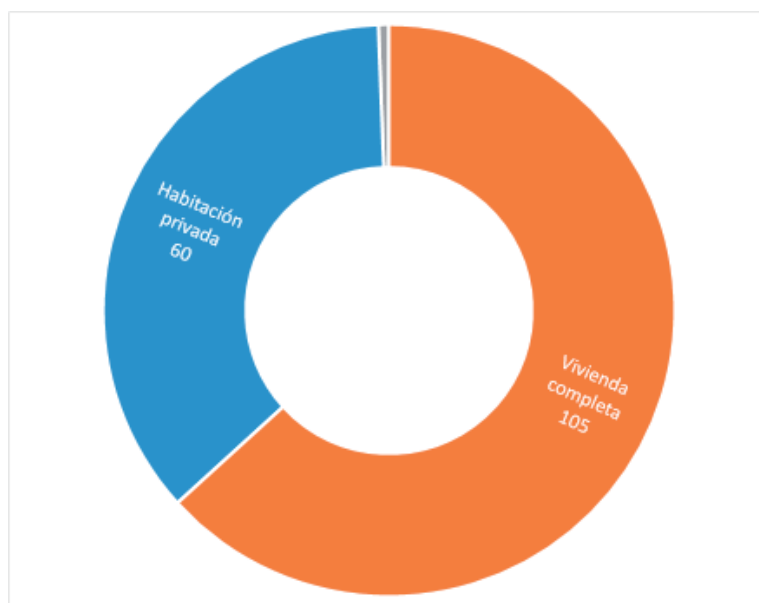
Figura 1: Oferta de alquileres vacacionales en el Casco Viejo (CV) y en el resto de Bilbao



Así, con la luz puesta sobre el análisis de la plataforma Airbnb, se exploran una serie de características que devuelven primeras revelaciones acerca del mercado que se está estudiando. En la Figura 2 se comprueba cómo es la tipología de vivienda que se alquila en

el Casco viejo: de las 166 viviendas ofertadas, 60 de ellas son habitaciones privadas (36%), 105 son viviendas completas (63%) y una de ellas es habitación compartida.

Figura 2: Tipología del alquiler de viviendas ofertadas en Airbnb en el Casco Viejo



Si se analizan las evaluaciones que reciben los inmuebles, segmentados entre aquellos que se encuentran por encima de la media (72€) y de los que se encuentran por debajo de la misma, se concluye (Figura 3) que existe un número mayor de evaluaciones de media en aquellos inmuebles más económicos (38) frente a los más caros (35), aunque la diferencia es prácticamente nula.

Sin embargo, ordenando los inmuebles por el precio al que se ofertan, y eligiendo el decil más bajo y el decil más alto de estos, se observa (Figura 4) cómo existe una notable diferencia entre las evaluaciones totales recibidas entre los inmuebles que componen cada decil. Observamos como para el decil con precios más altos (16 inmuebles), las evaluaciones recibidas en el conjunto de estos obtiene una suma de 120 evaluaciones (media de 7,5 evaluaciones por inmueble), mientras que para el decil con precio más bajo, la suma de las evaluaciones se dispara hasta alcanzar las 925 evaluaciones (media de 58 evaluaciones por inmueble).

Figura 3: Evaluaciones medias recibidas en los inmuebles con precio superior a la media e inferior en Airbnb en el Casco Viejo

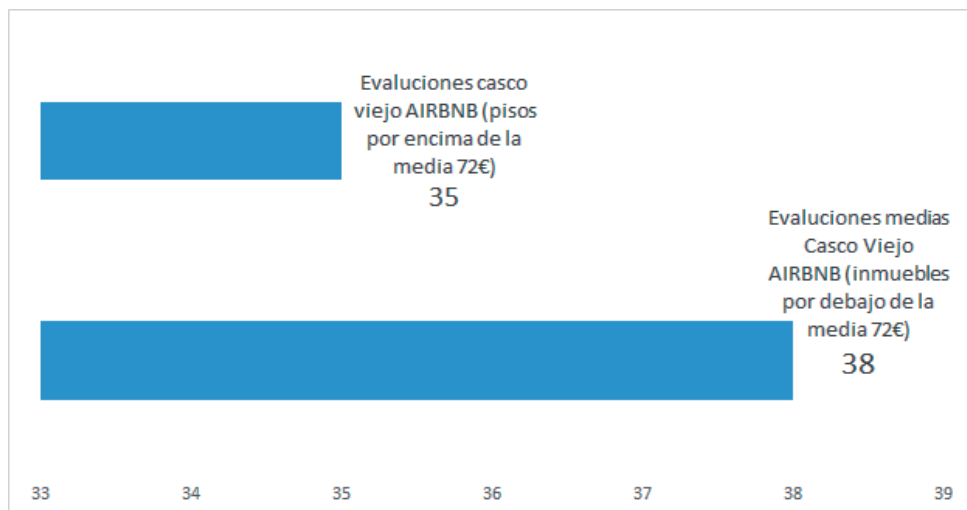
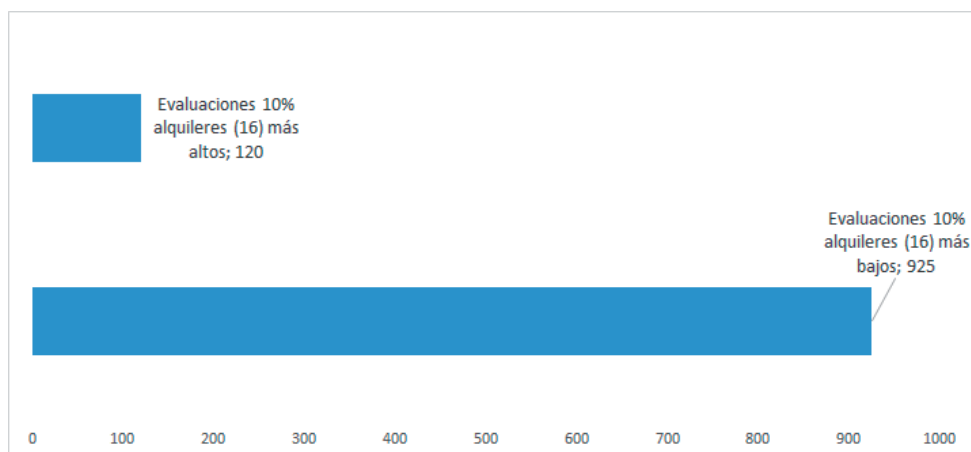
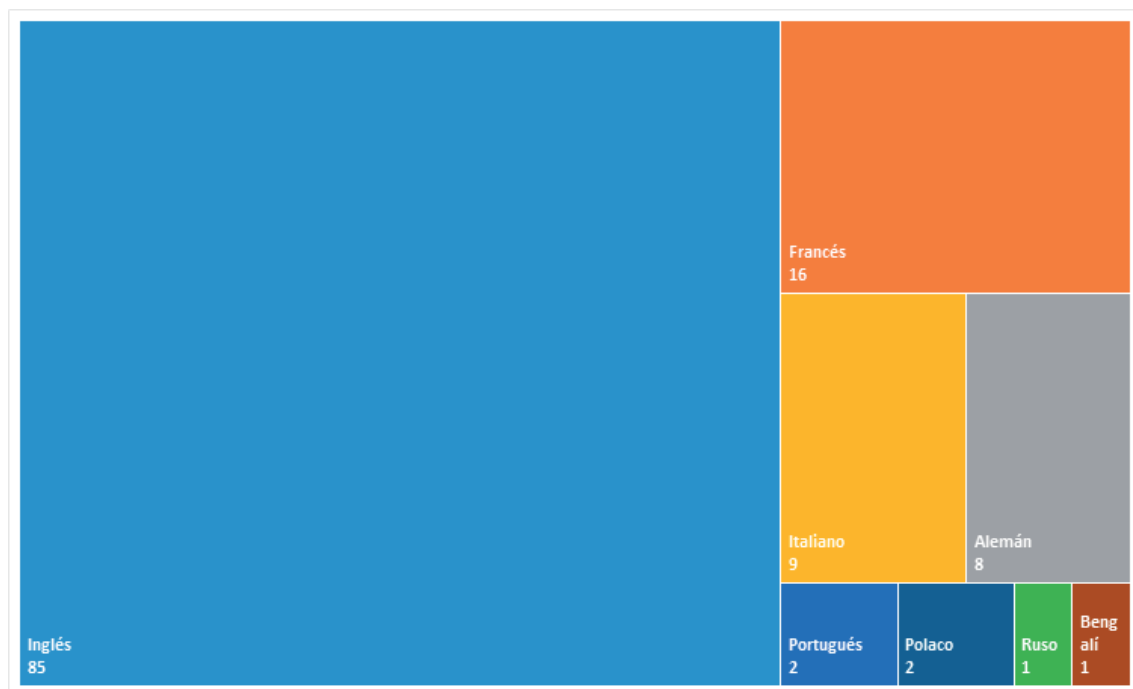


Figura 4: Número de evaluaciones recibidas en el decil más alto y más bajo (ordenados por precios) en Airbnb en el Casco Viejo.



Aquí se ubica la primera conclusión del análisis. A pesar de no haber en un comienzo indicios de una relación inversa entre el precio del alquiler del inmueble y el número de evaluaciones recibidas (proxy del número de reservas obtenidas), se observan los valores extremos de la muestra, los inmuebles más caros y los más baratos, se comprueba cómo dicha relación se muestra más que evidente. Aunque esta relación no sea muy palpable en los valores medios, ya que existen muchos inmuebles con precios en torno a la media, es definitivamente notorio en los valores extremos. Por último, se examina la diversidad lingüística de los anfitriones (Figura 5), es decir, los idiomas manejados por los arrendadores, con el fin de constatar si este mercado está abierto y preparado para albergar turistas extranjeros. Se verifica cómo la diversidad lingüística es amplia: ocho lenguas distintas, contando con el predominio absoluto del inglés, puesto que 85 de los 166 anfitriones lo hablan (52%), seguido del francés (10%), el italiano y el alemán (5%).

Figura 5: Diversidad lingüística que ofrecen los anfitriones del Casco Viejo en Airbnb.



Cabe destacar que, a pesar de que el anfitrión no se exponga en lenguas foráneas, se registran comentarios en idiomas distintos al español, indicando que a pesar de que el dominio de la lengua materna del inquilino por parte del anfitrión parezca un elemento clave a la hora de registrar reservas (evaluaciones), a su vez, no parece ser un elemento de rechazo en caso contrario.

4.2 Modelo binomial negativo y Modelo de Poisson

Con el fin de entender cuáles son las características que atraen a los individuos a hospedarse en un alojamiento vacacional en el Casco Viejo de Bilbao, se diseña una variable dependiente

que cuenta el número de reservas que se han realizado en cada propiedad, (aproximada por el número de evaluaciones que ha recibido), es decir, que esta variable dependiente nos indica que se está frente a una situación de datos de conteo. La especificación del modelo que se va a estimar, con el fin de analizar las reservas en Airbnb en función de ciertas variables explicativas, es la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Evaluacion} = & \beta_0 + \beta_1 \text{Precio} + \beta_2 N_huespedes + \beta_3 \text{Casa_entera1} + \beta_4 \text{Idioma_tit} + \\ & \beta_5 \text{Idioma_texto} + \beta_6 \text{nac_ing} + \beta_7 \text{nac_fr} + \beta_8 \text{nac_ale} + \beta_9 \text{Wifi} + \\ & \beta_{10} \text{Inscrip_anf} + \beta_{11} \text{valoracion_anf} + u \end{aligned}$$

Donde,

Evaluación: Número de evaluaciones recibidas por los inquilinos en un inmueble (Proxy del número de reservas)

Precio: Precio por el alquiler del inmueble/habitación durante una noche.

N_huespedes: Número de huéspedes que pueden alojarse en el inmueble.

Casa_entera1: Variable dicotómica, toma el valor 1 cuando se alquila el inmueble completo y 0 cuando es una habitación privada.

Idioma_tit: Variable dicotómica, toma el valor 1 cuando el anuncio del inmueble es en inglés y 0 cuando es en castellano.

Idioma_texto: Variable dicotómica, toma el valor 1 cuando la descripción del inmueble es en inglés y 0 cuando es en castellano.

Nac: Variable compuesta por tres variables dicotómicas referentes al idioma en el que el huésped ha escrito la evaluación:

nac_ing: Toma el valor 1 si el huésped ha realizado la evaluación en inglés (referencia castellano)

nac_fr: Toma el valor 1 si el huésped ha realizado la evaluación en francés (referencia castellano)

nac_ale: Toma el valor 1 si el huésped ha realizado la evaluación en alemán. (referencia castellano)

Wifi: Variable dicotómica, toma el valor 1 si el inmueble cuenta con Wifi y 0 en caso contrario.

Inscrip_anf: El año de inscripción del anfitrión a la plataforma de Airbnb.

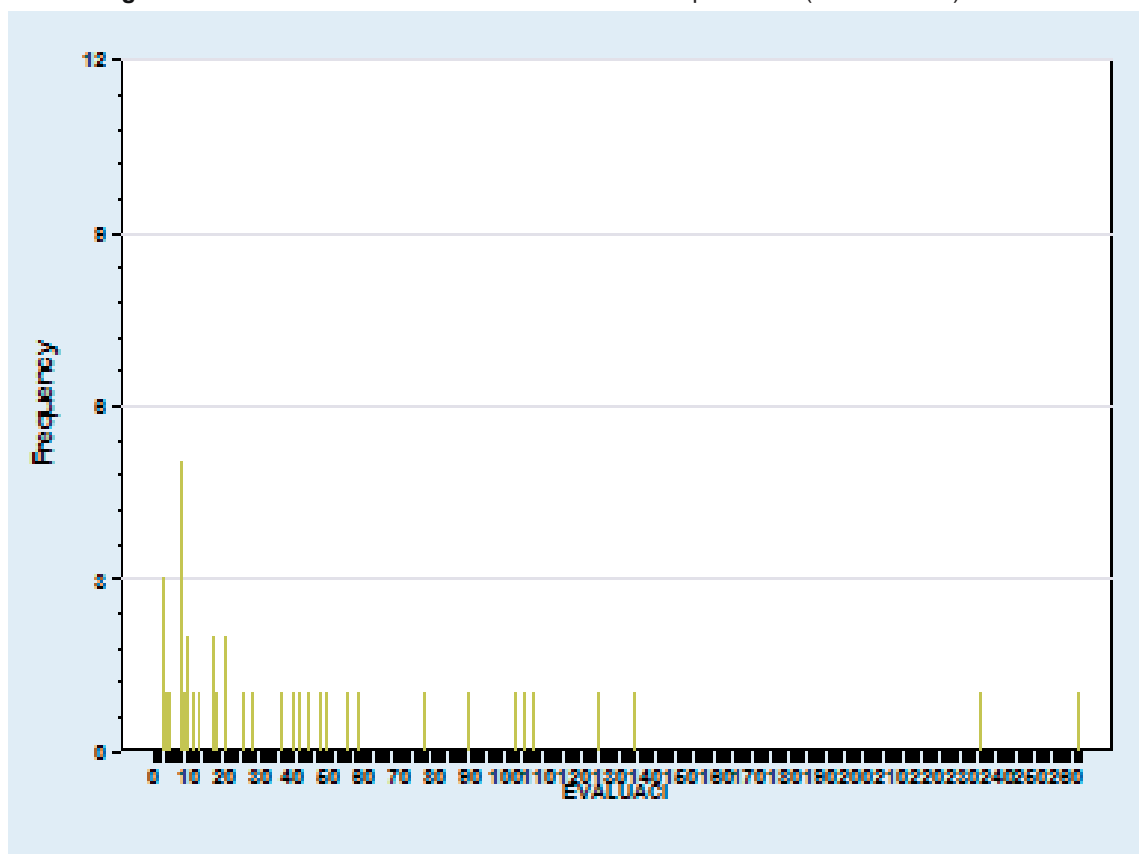
valoracion_anf: La valoración que reciben los anfitriones (de 1 a 5 estrellas)

Los datos de conteo son ocasionalmente tratados como variables continuas, y por tanto, se utilizan modelos de regresión lineal, como MCO. Sin embargo, este tratamiento de la variable de conteo como una variable continua puede devolver estimaciones ineficientes,

inconsistentes y sesgadas. Es por ello, que se van a utilizar las metodologías apropiadas para dichos datos, como pueden ser el modelo de regresión de Poisson, el modelo de regresión binomial negativo o aquellos que modelizan el exceso de ceros, como el modelo de regresión de valla o el modelo de regresión con inflación de ceros. La justificación de la elección de un modelo u otro de regresión dependerá principalmente del aspecto que tenga la distribución de la variable dependiente.

Atendiendo a la Figura 6, se comprueba una variedad relativamente amplia en lo esperado a este tipo de distribuciones de la variable dependiente. Asimismo, destaca una mayor frecuencia en torno a la horquilla de 0 a 60 evaluaciones, otro pequeño grupo entre 80 y 140 y por último, dos outliers, con 240 y 280 evaluaciones.

Figura 6: Distribución de la frecuencia de la variable dependiente (evaluaciones)



Se visualiza como la masa de ceros es notable, aunque tampoco sobresaliente en relación a las demás frecuencias. Ante tal revelación, se puede pensar que existe un exceso de ceros, debido a que existen participantes (inmuebles que han recibido evaluaciones) y no participantes (inmuebles que no han recibido participaciones). Por consiguiente, se entiende que la muestra escogida se trata de una mezcla de observaciones, donde existen dos procesos generadores de datos, uno para los inmuebles con evaluaciones positivas y otro con los inmuebles de evaluaciones cero. Por tanto, si se considera esta premisa, la suposición de una única distribución para estos dos procesos generadores de datos

supondría un error de especificación en el modelo (Hoyos, 2016). Bajo esta suposición, destacan dos modelos que podrían recoger de manera adecuada los dos eventos (participar y no participar), y que se diferencian básicamente en la interpretación que el analista considere que tiene la muestra, el modelo de regresión de valla y el modelo de regresión de inflación de ceros.

Sin embargo, si se atienden las características de esta muestra, se comprueba cómo los no participantes no lo son porque sus características sean menos atractivas que el resto de inmuebles, sino que estos inmuebles no participantes tienen 0 evaluaciones (hasta la fecha consultada) o porque comparten una característica, y es que sus anfitriones se han inscrito este mismo año, -incluso algunos este mismo mes de octubre de 2016- (excepto uno de ellos que lo hizo en 2015), por lo que su no participación se debe a que aún no han tenido tiempo de comenzar su actividad (la mayoría de los inmuebles que se ofrecen son primera vivienda en el 75% casos (Airbnb, 2015)). Por tanto, la disponibilidad se reduce a épocas de vacaciones. Es por ello que los autores de este artículo se decantan por el análisis de regresión de Poisson y el binomial negativo (NB2), ya que se entiende que no existe necesidad de modelizar la masa de ceros de la muestra de manera especial.

La distribución de Poisson cuenta con una serie de propiedades para la aplicación de datos de conteo:

1. Se conoce como al valor esperado del número de veces que ocurre un evento:

$$E(x)=\lambda$$

2. La varianza es igual al valor esperado:

$$Var(x)=\lambda$$

3. Cuando aumenta disminuye la probabilidad de observar un valor 0. A pesar de ello, en muchos casos la distribución de Poisson sobreestima la presencia de ceros a la real en la muestra.
4. Cuanto más aumenta , más se aproxima a la distribución Normal.
5. Los eventos son independientes unos de otros.

Por tanto, el modelo de regresión de Poisson, garantiza que el valor esperado del conteo sea positivo y se basa en las características de los individuo:

$$E(y_i|x_i) = e^{x_i\beta} = \lambda_i,$$

y además, el modelo de regresión, cuenta con una única variable independiente ():

$$Prob(y_i|x_i) = \frac{\lambda_i^{y_i} e^{-\lambda_i}}{y_i!}$$

La estimación tradicional del modelo de regresión de Poisson se realiza mediante el método de máxima verosimilitud, ya que la función de verosimilitud es globalmente cóncava, se obtendrá un único valor máximo, maximizando:

$$L(\beta | y, x) = \prod_{i=1}^N \Pr(y_i, \lambda_i) = \prod_{i=1}^N \frac{\lambda_i^{y_i} e^{-\lambda_i}}{y_i!} ,$$

En cuanto a la interpretación del modelo, es útil conocer el valor esperado de y dado x , es decir, la media condicional planteada. Asimismo, es útil conocer cuáles son los cambios parciales (efectos marginales) en :

$$\frac{\partial E(y|x)}{\partial x_k} = e^{x\beta} \beta_k = \lambda \beta_k$$

Teniendo en cuenta que el modelo es no lineal, y que dicho cambio parcial varía según el coeficiente β_k , es necesario fijar el valor de las variables explicativas, en este caso se fija en la media tal y como computan los softwares Limdep y Gretl. En cuanto a los coeficientes, se pueden interpretar como semi-elasticidades, es decir, un aumento en una unidad en la variable explicativa, supone un incremento (o decremento) porcentual en la probabilidad de que se dé el suceso que describe la variable dependiente, expresado como:

$$\beta_k = \frac{\delta E(y|x)}{\delta x_k} = \frac{1}{E(y|x)}$$

Adicionalmente, los coeficientes pueden mostrar la fuerza relativa de cada efecto, es decir, la importancia relativa de un efecto sobre otro (β_k). De manera habitual, una de las propiedades que presenta la distribución de Poisson es desencadenar en un problema de estimación; esta característica es denominada como equi-dispersión, es decir, media y varianza condicionales son iguales ($\lambda_i = \sigma^2$), lo cual no es un supuesto muy creíble en los datos reales. Normalmente, la varianza condicionada es notablemente superior a la media condicionada, con lo que este supuesto se violaría. Este problema se debe a que el modelo de regresión de Poisson no consigue introducir la heterogeneidad entre las distintas observaciones, con lo que se estaría frente a un problema de mala especificación que proporciona estimaciones ineficientes e inferencia sesgada, así como estimaciones consistentes de los parámetros pero sesgadas hacia valores inferiores de sus errores estándar. Este último problema se puede solventar realizando la estimación con errores estándar robustos (cuasi-máxima verosimilitud), donde en este caso, la media condicional es siempre consistente y los parámetros estimados en este caso sí son comparables con los de la NB2, aunque sea menos eficiente este método que máxima verosimilitud. En el apartado de resultados se comprueba la adecuación de cada una de estas estimaciones. Con motivo de solventar el problema de sobre-dispersión existente en la muestra (comprobar dicha propiedad mediante el contraste del parámetro de dispersión), se realiza una nueva estimación utilizando el modelo de regresión binomial negativo (NB2), basado en la distribución binomial negativa, el cual consta de dos parámetros, a diferencia de la distribución de Poisson, y que permite relajar la hipótesis de equi-dispersión. Es por ello, que la varianza ya no es λ_i , sino que interviene el α

$$Var(y_i|x) = \lambda_i \left(\frac{\lambda_i}{\alpha - 1} \right) = \lambda_i (1 + \alpha \lambda_i) = \lambda_i + \alpha \lambda_i^2$$

por lo tanto, la expresión del modelo de regresión binomial negativo, varía,

$$Prob(y_i|x_i) = \frac{\Gamma(y_i + \alpha^{-1})}{y_i! \Gamma(\alpha^{-1})} \left(\frac{\alpha^{-1}}{\alpha^{-1} + \lambda_i} \right)^{\alpha^{-1}} \left(\frac{\lambda_i}{\alpha^{-1} + \lambda_i} \right)^{y_i}$$

pero no es más que una generalización del modelo de regresión de Poisson, ya que si , se regresa a otra vez con un modelo de Poisson. Por ello, se contrasta la significatividad de dicho parámetro, con el fin de conocer si el modelo adecuado es el de Poisson o si es el Binomial Negativo. En cuanto a la estimación, se remite de nuevo al método de máxima-verosimilitud (MV), donde se maximiza, en este caso, la siguiente función con métodos n

$$L(\beta | y, x) = \prod_{i=1}^N \Pr(y_i, \lambda_i) = \prod_{i=1}^N \frac{\Gamma(y_i + \alpha^{-1})}{y_i! \Gamma(\alpha^{-1})} \left(\frac{\alpha^{-1}}{\alpha^{-1} + \lambda_i} \right)^{\alpha^{-1}} \left(\frac{\lambda_i}{\alpha^{-1} + \lambda_i} \right)^{y_i}.$$

Por último, la utilidad que se extraen del modelo referente a las interpretaciones que se pueden obtener son las mismas que con el modelo de Poisson: la media condicional es la misma, de manera que el valor va a coincidir, mientras que el cálculo de los efectos marginales también es el mismo, estos van a variar en su valor, ya que recordábamos que dependían de los coeficientes.

$$\frac{\partial E(y|x)}{\partial x_k} = e^{x\beta} \beta_k = \lambda \beta_k$$

5. Resultados

En la muestra que se utiliza para la estimación, se toman 11 variables y 50 observaciones, y no existen valores ausentes. Una vez examinadas las características de nuestra muestra, se comienza a estimar el modelo de regresión:

$$\begin{aligned} \text{Evaluacion} = & \beta_0 + \beta_1 \text{Precio} + \beta_2 N_huespedes + \beta_3 Casa_entera1 + \beta_4 Idioma_tit + \\ & \beta_5 Idioma_texto + \beta_6 nac_ing + \beta_7 nac_fr + \beta_8 nac_ale + \beta_9 Wifi + \\ & \beta_{10} Inscrip_anf + \beta_{11} valoracion_anf + u \end{aligned}$$

mediante el modelo de regresión de Poisson bajo el método de MV³, obteniendo:

Tabla 2: Estimación del modelo de regresión de Poisson

Variables	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor	p
const	399.748	32764.5	0.01220	0.9903	
precio	-0.0103108	0.00110139	-9.362	7.85e-021	***
N_huespedes	-0.179493	0.0230299	-7.794	6.50e-015	***
casa_ente1	0.765974	0.0804853	9.517	1.78e-021	***
Idioma_tit	-0.494874	0.0679760	-7.280	3.34e-013	***
idioma_texto	0.759098	0.0609844	12.45	1.44e-035	***
nacionalidad_ing	24,805	32764.5	0.0007571	0.9994	
nacionalidad_fr	1,484	0.108479	13.68	1.29e-042	***
nacionalidad_ale	0.552188	0.0594830	9.283	1.65e-020	***
Wifi1	0.888138	0.173770	5.111	3.20e-07	***
Inscrip_anfi	-0.210406	0.0220140	-9.558	1.20e-021	***
Valoracion_anfit~	0.276401	0.0804185	3.437	0.0006	***

Puesto que la inferencia será segada si estamos en presencia de sobredispersión, ya que los errores sesgados lo están hacia abajo (son más pequeños de lo debido), los coeficientes también lo estarán, pero estos son consistentes. Es por ello que se estima el modelo de BN2 con motivo de testar si existe sobredispersión o no. Si existiera, se elegiría la estimación que realiza la BN2, de lo contrario, hay que interpretar los coeficientes resultantes de la función de Poisson. Previamente, se testea que los errores se distribuyan como una Poisson, puesto que los errores estándar pueden ser demasiado pequeños, así como los valores z. En este caso, se sugiere la estimación del modelo de regresión de Poisson con errores estándar robustos. De esta manera, los coeficientes son comparables con la BN2, ya que el sesgo del error estándar desaparece (Baum, 2010). Se realiza dicha estimación (Tabla 3), para colegir que en este caso las desviaciones típicas crecen enormemente, respecto al anterior modelo (lo cual en muchos casos no tiene sentido puesto que la mayoría son variables dicotómicas), así como el valor z cae a valores muy reducidos, lo que conlleva que ninguna de las variables sea significativa.

3 A pesar de los problemas de sobre-dispersión con lo que cuenta el modelo de regresión de Poisson, la predicción que hace de la serie es real, es decir, la estimación es bastante acertada, exceptuando el problema común de esta distribución que es la sobre estimación de valores cero.

Tabla 3: Estimación del modelo de regresión de Poisson con errores estándar robustos

Coefficiente	Desv.	Típica	z	Valor p
const	399.748	30049.1	0.01330	0.9894
precio	-0.0103108	0.0379924	-0.2714	0.7861
N_huespedes	-0.179493	1,341	-0.1338	0.8935
casa_ente1	0.765974	3,700	0.2070	0.8360
Idioma_tit	-0.494874	3,463	-0.1429	0.8864
idioma_texto	0.759098	3,365	0.2256	0.8215
nacionalidad_ing	24,81	10488.7	0.002365	0.9981
nacionalidad_fr	1,48	5,251	0.2827	0.7774
nacionalidad_ale	0.552188	3,695	0.1494	0.8812
Wifi1	0.888138	6,983	0.1272	0.8988
Inscrip_anfi	-0.210406	1,201	-0.1752	0.8609
Valoracion_anfit~	0.276401	5,475	0.05048	0.9597

La posterior estimación del modelo BN2, y la anterior estimación de la Poisson, hacen dudar de la estimación del modelo de regresión de Poisson con errores estándar, y hace reflexionar que los errores si se distribuyen como una Poisson, de manera que la estimación posterior (Tabla 4) es más acertada que la reciente (Tabla 3). A pesar de este resultado, se analiza si existe sobre-dispersión en la estimación de la muestra. Para ello, se estima la forma general del modelo de Poisson, conocida como la BN2, para contrastar a una cola la significatividad del parámetro α , mediante el estadístico z, (Davidson y MacKinnon, 2004). Se estima el modelo de regresión BN2, para mostrar los resultados en la Tabla posterior.

Tabla 4: Estimación del modelo de regresión binomial negativo

Variables	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor	p
const	381.506	145.424	2.623	0.0087	***
precio	-0.00843893	0.00340288	-2.480	0.0131	**
N_huespedes	-0.144219	0.0796020	-1.812	0.0700	*
casa_ente1	0.617549	0.262058	2.357	0.0184	**
Idioma_tit	-0.455586	0.241508	-1.886	0.0592	*
idioma_texto	0.826334	0.229965	3.593	0.0003	***
nacionalidad_ing	662.679	160.972	0.4117	0.6806	
nacionalidad_fr	106.539	0.286097	3.724	0.0002	***
nacionalidad_ale	0.493193	0.189533	2.602	0.0093	***
Wifi1	0.490549	0.434244	1.130	0.2586	
Inscrip_anfi	-0.192381	0.0717165	-2.683	0.0073	***
Valoracion_anfit~	0.440860	0.281960	1.564	0.1179	
alpha	136.390	376.072	3.627	0.0003	***

En primer lugar, se calcula si $\alpha = 0$, es decir, la significatividad del parámetro de dispersión, y comprobar como la suposición que la presencia de sobredispersión en la muestra es cierta, ya que esta es significativa y positiva, de manera que rechazamos el modelo de Poisson a favor del modelo BN2. Dicha elección es avalada a su vez por el Error Cuadrático Medio (ECM), es decir, la varianza del error de predicción, que es ligeramente inferior en el caso de la BN2 que para la Poisson. Atendiendo a la significatividad de los parámetros, se comprueba cómo en este caso todos ellos, excepto que haya recomendaciones en inglés (*nacionalidad_ing*) y la valoración del anfitrión no es significativa, por tanto, no parece relevante ante la elección de los usuarios. Esto se puede explicar ya que en la mayoría de apartamentos existentes comentarios en inglés, es decir, que es un fenómeno esperado por los usuarios y por consiguiente, no es definitorio para su elección, de la misma manera, que la valoración, quizás más sorprendente en este caso el resultado. Esto se interpreta como que la mayoría de los anfitriones cuentan con valoraciones muy positivas (la evaluación mínima de la muestra fue de 3,5, que la moda es 4,5 y la media 4,6), por lo que parece que se garantiza una experiencia favorable de la estancia.

En cuanto a las variables significativas, se puede observar aquellas que cuentan con signo negativo, como el precio y el número de huéspedes nuevamente aparecen con signo negativo, así como que el idioma del título de la oferta del inmueble aparezca en inglés (*Idioma_tit*), y como el año de la inscripción del anfitrión (*Inscrip_anf*) y darnos cuenta de que los signos concuerdan con los estimados en la Poisson (Tabla 2).

Puesto que los coeficientes de las variables continuas se interpretan como semi-elasticidades, y los de las variables ficticias como la diferencia en semi-elasticidad respecto de la categoría base, se afirma que aumentar en uno el número de huéspedes que pueden alojarse en el inmueble supone un descenso del 14% en la probabilidad de recibir más evaluaciones (estancias). A priori puede parecer un tanto extraño, pero se debe tener en cuenta que la mayoría de los viajeros (71%) viajan de manera sola o de dos en dos (Airbnb, 2015), y que todas las habitaciones compartidas (21 sobre 50), así como una gran parte de apartamentos completos (8) están destinados a una o dos personas, entendemos que una ampliación de los huéspedes que puedan albergar estos apartamentos les resta probabilidad de atraer inquilinos (puesto que lo esperado es que suba el precio), cuando la demanda principal encuentra dichos apartamentos como los ideales según el número de individuos que pueden albergar. Se constata cómo los incrementos en el precio, el número de huéspedes y el año de inscripción del anfitrión a la plataforma (*Inscripcion_anf*), esperan que reduzcan la probabilidad de obtener evaluaciones. Por otro lado, que el alquiler sea del apartamento completo (*casa_ente1*), que la descripción del texto esté en inglés (*idioma_texto*), que existan comentarios en francés en las evaluaciones (*nacionalidad_fr*), y en alemán (*nacionalidad_ale*), que haya Wifi en el inmueble, se espera que provoquen una mayor probabilidad de obtener más evaluaciones que respecto a sus categorías base, así como valoraciones más altas, tienen un efecto positivo en dicha probabilidad. Este resultado puede explicarse como la presencia de evaluaciones en alemán puede atraer a nuevos turistas alemanes, o germanoparlantes, puesto que entienden la valoración que han dejado en un inmueble otros huéspedes y les sirva para decantarse por un apartamento del que conocen una opinión (la mayoría son muy positivas por lo que cobra sentido la idea). Por otro lado, la presencia de evaluaciones en alemán es frecuente (19 de los 50 inmuebles) pero es la menos habitual (comparado con las evaluaciones en inglés y francés). Es probable, por tanto, que inmuebles que reciben muchas evaluaciones, reciban opiniones en diversas lenguas, puesto que las fotografías y la situación del apartamento es un idioma universal, y son factores clave para el alquiler. Ocurre lo contrario si el idioma del título es

en inglés, es decir, se espera una menor probabilidad en obtener evaluaciones que si este fuera en castellano.

6. Conclusiones

El análisis realizado supone conocer cuáles son los factores que determinan la demanda de los alquileres vacacionales de Airbnb en el Casco Viejo de Bilbao. Se ha encontrado significatividad en los siguientes factores: con signo negativo sobre la demanda, como el precio, como cabía esperar al ser un bien (servicio) normal; el número de huésped que puede alojar la casa, es decir, se demandan más inmuebles que alojan a menos huéspedes; el título del anuncio del inmueble en inglés no beneficia a la demanda, quizás por la exclusión de la demanda nacional; y la inscripción del anfitrión, queriendo decir, que cuanto más años lleve inscrito el anfitrión en la plataforma, más se espera que se demande el inmueble, primando la experiencia. Cabe mencionar el trasfondo social que existe detrás del signo negativo del precio, y sobre todo, detrás de la distribución de las evaluaciones en los deciles inferior y superior en cuanto al precio de los inmuebles. Se observa cómo existe un número muy superior en los inmuebles baratos frente a los caros y un sesgo en los comentarios de valoración online a las valoraciones extremas. Es decir, ante una muy grata experiencia o ante una nefasta, en el caso de Airbnb, ante el pago de una cantidad reducida, se espera un inmueble de calidad menor, pero al encontrar un inmueble agradable, se interpreta que el huésped se lleva una grata sorpresa y desea compartirlo con el resto de usuarios de la plataforma.

En cuanto a las variables con signo positivo se ubican la preferencia por la vivienda completa, frente a la vivienda compartida; el incremento esperado en la demanda ante una descripción del inmueble en inglés (entendiendo que ante la exclusión de demandantes nacionales que no visualizaron el inmueble por contar con el título del mismo en inglés, los demandantes que deciden visualizar el inmueble con mayor detalle valoran positivamente la descripción del mismo en este idioma); y los comentarios tanto en francés como en alemán, entendiéndose que la diversidad nacional de los demandantes pasados avala la calidad del inmueble, además de servir de guía a otros francoparlantes y germanoparlantes gracias a las evaluaciones que previamente dejaron.

7. Próximos estudios

A raíz del estudio de los factores que explican la demanda de inmuebles en Airbnb en el Casco Viejo, se extraen un esbozo del perfil del turista que apuesta por la economía colaborativa como alternativa al alojamiento tradicional. Este turista prefiere viajar en solo o pareja o en grupos de pequeños individuos, es usuario asiduo a la red puesto que valora la experiencia del anfitrión, así como por la apuesta de una plataforma digital y en la que el mismo gestiona y organiza sus vacaciones y en gran parte apuesta por inmuebles que ronda la horquilla de precios medios. Asimismo, se encuentran perfiles de turistas de diferentes nacionalidades, con gran afluencia de del inglés, francés, alemán y holandés (o al menos hablantes de dichas lenguas). Pese a no conocer la profesión de los turistas, se interpreta que los usuarios frecuentes de la plataforma, son profesionales de alto nivel adquisitivo y con espíritu artístico. Este razonamiento concuerda con el interés que suscitan las reservas en el Casco Viejo, puesto que los precios son superiores al resto de inmuebles en Bilbao y conecta a su vez con que el 80% de los usuarios elija un barrio concreto donde hospedarse (Airbnb, 2015a), puesto que tanto el perfil profesional, como el económico (perfil medio-alto), como la edad de los usuarios (joven-medio), como el interés turístico que suscita el barrio (de turistas extranjeros), encaja con los servicios y atractivos que ofrece dicho barrio.

Con motivo de realizar una breve relación como se expone en la introducción del trabajo, y puesto que esto es una aproximación a los establecimientos del Casco Viejo (exceptuando los hosteleros), se presenta en el Anexo, la tipología de los mismos. Así mismo, se recoge el número de locales que se encuentran cerrados (22%) sobre el total, una cifra considerablemente alta conociendo la actividad del barrio. Se observa cómo la actividad predominante en dicho barrio, el tercero con más establecimientos (138) por detrás de Indautxu (363) y Santutxu (148), es una actividad de comercio minorista dedicada a los servicios. Se puede extraer, además, una clara relación entre la actividad turística y el tipo de establecimientos existentes, puesto que se ofrecen actividades y servicios textiles de manera mayoritaria, así como tiendas de souvenirs (18), repostería y confiterías (10), heladerías (4), características por una demanda turista (particularmente abundante en verano), así como la oferta de ocio cultural, tiendas de música (2), librerías (2), tiendas de fotografía (1), tiendas de bellas artes (1) y librerías especializadas (1), que puede deberse al impulso de un turista con un perfil “más cultural” en relación al tradicional.

Por otro lado, cabe destacar el diferente patrón que se viene experimentando entre 2008 y 2015 en cuanto a la distribución de la tipología de los comercios en Bilbao, y en el Casco Viejo. En dicha horquilla temporal, en Bilbao se perdieron 361 establecimientos (-3,5%), de los que 271 eran comercios minoristas (-3,8%) y 90 de hostelería (-2,9%), mientras que en el Casco Viejo se perdieron 43 establecimientos (-4,36): se cerraron 79 comercios minoristas (-11,3%) y se abrieron 36 nuevos establecimientos de hostelería (15,2%). Este incremento de establecimientos hosteleros ha supuesto que este tipo de establecimientos sea la actividad predominante en el Casco Viejo alcanzando un 30,47% (característico por su comercio minorista) en 2015, relegando al comercio del textil y calzado a la segunda posición, con un 29,18%.

Ante este *cambio de modelo* de los usos urbanos como define el Ayuntamiento de Bilbao, se crearon limitaciones de licencias hosteleras. En 20 calles del CV no se podrá abrir ningún comercio hostelero. Si a esto se le añade que el precio del metro cuadrado de locales en el Casco Viejo es notablemente más alto que en el conjunto de Bilbao y que es el tercer barrio con los precios más altos de los mismos por detrás de Indautxu y próximo a Abando, no se espera una pronta reapertura de esos 94 establecimientos que se encuentran vacíos en el Casco Viejo. La relación entre los elevados precios de los establecimientos de este barrio, muy próximos a los de los barrios más caros situados en el centro de la ciudad, con el auge del turismo que experimenta Bilbao desde 2008 parece clara, así como con el efecto de este nuevo tipo de turismo que tratado. Dicha hipótesis será el punto de partida para la continuación de dicho proyecto.

En último lugar, cabe mencionar no existir un efecto negativo sobre el sector hotelero (Guttentag, 2015). Al no contar con series históricas sobre la demanda en Airbnb, se revisa la tendencia de las entradas hoteleras en Bilbao entre 2011 y 2016, horquilla donde opera la muestra seleccionada de Airbnb. Se puede comprobar cómo no parece haber ningún efecto directo de los alquileres vacacionales sobre las entradas en los hoteles. De esta manera, se deduce que los alquileres vacacionales no son un sustituto de los hoteles en el caso de Bilbao. La no presencia de efecto en dichas entradas se puede deber, en parte, a que en el Casco Viejo apenas se encuentran hoteles (uno de tres estrellas y dos de dos estrellas) y de reducida ocupación, por lo que quizá no se encuentren síntomas de la desaceleración de las entradas.

8. Bibliografía

El impacto del alojamiento compartido en Madrid - The Airbnb Blog (2015).

Ayuntamiento de Bilbao (Bilbao.eus)

Bilbao Turismo (bilbaoturismo.net)

CASANOVAS, S. (2014). Del yo al nosotros: análisis y diagnóstico de la economía colaborativa. Universitat Autònoma de Barcelona. Trabajo fin de grado.

CASIMIRO, P. G. (1992). Error cuadrático medio de predicción para modelos estructurales de series temporales. Estadística española, nº 129, pp.117-136.

CRAGG, J. G. (1971). Some statistical models for limited dependent variables with application to the demand for durable goods. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp.829-844.

COXE, S., WEST, S. G., & AIKEN, L. S. (2009). The analysis of count data: A gentle introduction to Poisson regression and its alternatives. *Journal of personality assessment*, vol. 91, nº 2, pp. 121-136.

DAVIDSON, R, MACKINNON J (2004): *Econometric Theory and Methods*.

DÍEZ, TORIBIO, S (2015): La Economía Colaborativa: Un nuevo modelo de consumo que requiere la atención de la política económica. Universidad de Valladolid. Trabajo fin de grado.

EUSTAT (www.eustat.eus)

EVANS, G. (2005). Measure for measure: Evaluating the evidence of culture's contribution to regeneration. *Urban studies*, vol. 42, nº 5-6, pp. 959-983.

GENERALITAT DE CATALUNYA (web.gencat.ca)

GUTTENTAG, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*, vol. 18, nº 12, pp. 1192-1217.

HOMELIDAYS (homelidays.es)

HOYOS, D. (2016): Tema 6: Datos de Conteo. Apuntes de Microeconometría. Master de Instrumentos del Análisis Económico. UPV/EHU.

IDEALISTA (www.idealista.com)

IKKALA, T., & LAMPINEN, A. (2015): Monetizing network hospitality: Hospitality and sociability in the context of airbnb. In *Proceedings of the 18th ACM conference on computer supported cooperative work & social computing*, pp. 1033-1044. ACM.

KAPLAN, R.A. and NADLER, M.L. (2015), "Airbnb: a Case Study in occupancy regulation and taxation", No. 82, *The University of Chicago Law Review Dialogue*, pp. 103-15

LAMBERT, D. (1992). Zero-inflated Poisson regression, with an application to defects in manufacturing. *Technometrics*, vol. 34, nº 1, pp. 1-14.

MACQUEEN, J. (1967, June). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, vol. 1, Nº 14, pp. 281-297.

MAHALANOBIS, P.C. (1936): On the generalised distance in statistics, *Proceedings of the National Institute of Science of India* nº12, pp. 49-55.

MONTERO, A. R. (2014). Razones por las que AIRBNB va como un tiro: el auge del consumo colaborativo en el turismo. *Tecnohotel: revista profesional para la hostelería y restauración*, vol. 60, nº 72.

NIUMBA (niumba.com)

PLAZA, B., TIRONI, M and HAARICH, S.N., (2009): Bilbao's Arts Scene and the "Guggenheim Effect" Revisited. *European Planning Studies*, vol. 17, nº 11, pp. 1711-1729.

PACHECO JIMÉNEZ, MN (2016): La Web 2.0 como instrumento esencial en la economía colaborativa. *Revista CESCO de Derecho de Consumo*, nº 17, pp, 76-84.

RIFKIN, J. (2014). La sociedad de coste marginal cero: el internet de las cosas, el procomún colaborativo y el eclipse del capitalismo. Grupo Planeta (GBS).

THIERER, A. D., KOOPMAN, C., HOBSON, A., & KUIPER, C. (2015). How the Internet, the Sharing Economy, and Reputational Feedback Mechanisms Solve the 'Lemons Problem'. Available at SSRN 2610255.

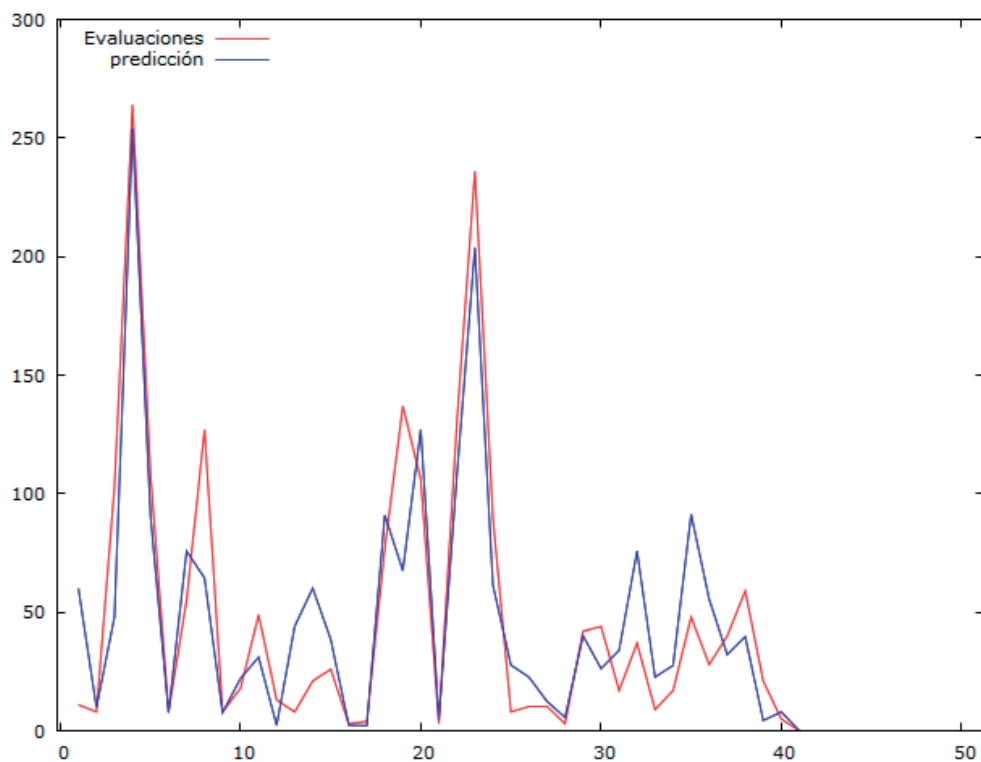
ZERVAS, G., PROSPERPIO, D., & BYERS, J. (2016). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. Boston U. School of Management Research Paper (2013-16).

ZERVAS, G., PROSPERPIO, D., & BYERS, J. (2015). A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. Boston U. School of Management Research Paper, 16.

Wimdu: www.wimdu.es

ANEXO

1- Variable dependiente observada y estimada por el modelo de regresión de Poisson



Estadísticos de evaluación de la predicción

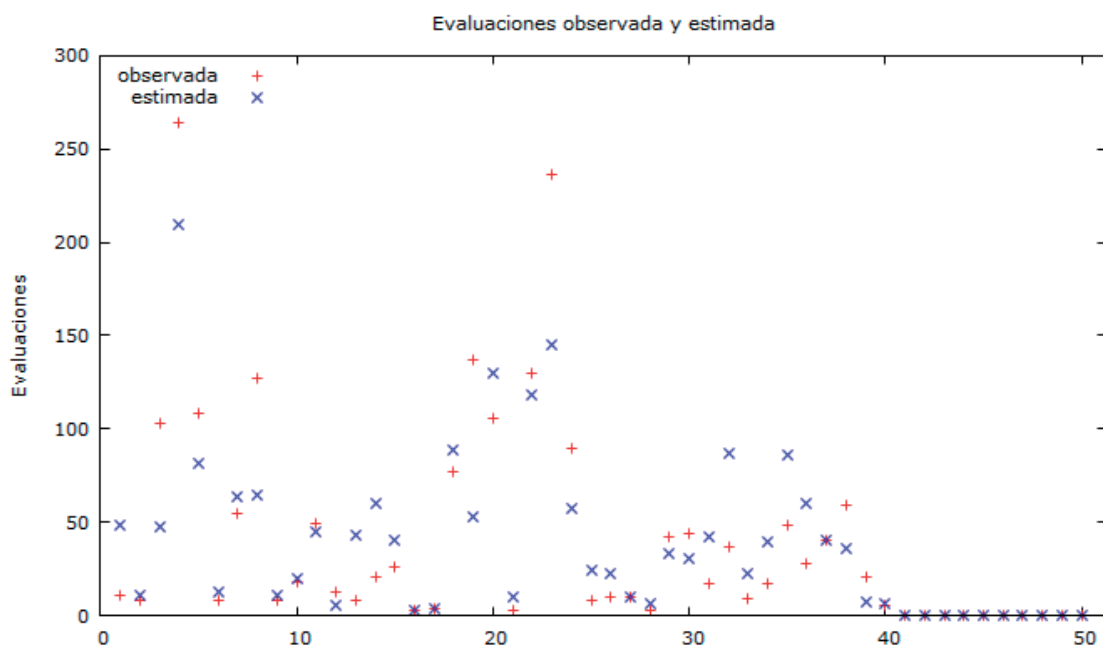
Error medio -6.0458e-013

Error cuadrático medio 585.3

Raíz del Error cuadrático medio 24.193

Error absoluto medio 15.824

2- Variable dependiente observada y estimada por el modelo de regresión Binomial Negativa.



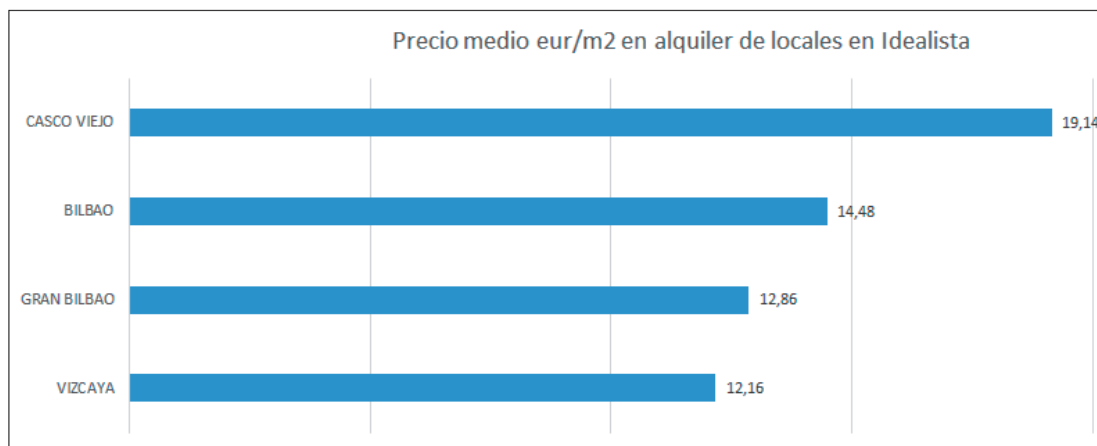
Estadísticos de evaluación de la predicción (BN2)

Error medio	-5.297e-012
Error cuadrático medio	555.73
Raíz del Error cuadrático medio	23.574
Error absoluto medio	15.694

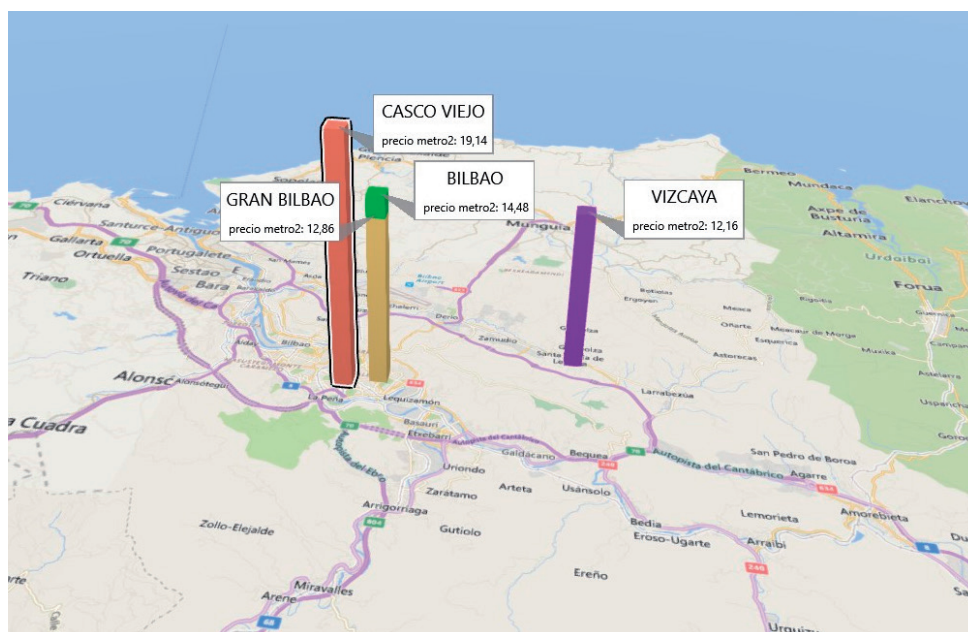
3- Tipología de los establecimientos del Casco viejo

Tiendas comerciales	279	Juguetes	6	Venta online	2	Tiendas de deportes	2	Tiendas bellas artes	1
Tiendas de moda y ropa	84	Tiendas novia	4	Tiendas disfraces	2	Herboristerías y Floristerías	2	Platería	1
Tienda de alimentación	39	Tiendas bebé	4	Barbería	2	Uniformes	1	Papelería	1
Tiendas de regalo	18	Frutería	4	Tienda de mueble	2	Tiendas delicatessen	1	Librería especializada	1
Boutique	17	Estanco	4	Perfumerías	2	Tiendas de lámparas	1	Herbolarios	1
Repostería y Confitería	10	Corsetería	4	Tiendas de música	2	Tiendas de fotografía	1	Droguerías	1
Relojerías	8	Heladerías	4	Librerías	2	Tiendas de electrodomésticos	1	Cuchillerías	1
Compra venta	7	Marroquinería/Peletería	4	Cristalerías	2	Tiendas bolsos	1	Cesterías	1

4- Precio medio por metro cuadrado de los alquileres de establecimientos a distintos niveles geográficos.



6- Número de entradas en los hoteles de Bilbao (2011-2016).



*Gráfico realizado con 3D Maps de Excel 2016.

5- Precio medio por metro cuadrado de los alquileres de establecimientos por distritos.



* Nótese que la ubicación del Casco Viejo es incorrecta debido a que el programa no detecta el barrio.

*Gráfico realizado con 3D Maps de Excel 2016.

