



**Universitat Autònoma
de Barcelona**

TEORÍA DE SUBASTAS: PUJAR EN INTERNET

Autor: Pau Fernàndez Quero

Grau: Economia

Tutor: Juan Enrique Martínez Legaz

Fecha: 08/06/2015

RESUMEN

En muchas subastas de internet se observa que los compradores pujan varias veces, pujan cuando quedan pocos segundos para la finalización de la subasta o una combinación de ambas cosas. El fenómeno de pujar a última hora suele ser denominado “sniping” y es muy popular entre los usuarios de páginas web que realizan subastas. Este trabajo tiene como objetivo contrastar una de las hipótesis que defiende que pujar en los últimos segundos puede ser óptimo para un comprador. Por otro lado, se comentarán las posibles inferencias que podemos obtener de este estudio para la futura configuración de las reglas que conformen las subastas de internet. Para ello, es necesaria una previa revisión de lo que se denomina “Teoría Tradicional de Subastas”. En particular, el trabajo se organizará en cuatro bloques. En un primer bloque, el introductorio, se presenta el concepto de subasta, sus tipos y sus usos. En un segundo bloque, se describirán los principales hitos de la “Teoría Tradicional de Subastas” (apartado 2), dando especial énfasis a aquellos que son de utilidad para la comprensión de la tercera parte, las subastas online (apartado 3). Finalmente, en el cuarto apartado se presentará un experimento empírico sobre subastas de eBay con la finalidad de contrastar la hipótesis anteriormente mencionada.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	3
1.1 CONCEPTO Y TIPOS	3
1.2 EL USO DE SUBASTAS	4
2. TEORÍA DE SUBASTAS	6
2.1 INCERTIDUMBRE Y MODELIZACIÓN	7
2.2 LAS SUBASTAS MÁS POPULARES	9
<i>2.2.1 Subasta Inglesa y subasta en sobre cerrado al segundo precio</i>	<i>9</i>
<i>2.2.2 Subasta en sobre cerrado al primer precio y subasta holandesa</i>	<i>12</i>
<i>2.2.3 Subasta óptima: comparando las cuatro subastas más populares</i>	<i>14</i>
2.3 VALORACIONES CORRELACIONADAS	15
3. SUBASTAS EN INTERNET	17
3.1 SNIPING	19
3.2 SNIPING Y BIDDING WARS	23
4. EXPERIMENTO	26
4.1 METODOLOGÍA: OBTENCIÓN Y REORDENACIÓN DE DATOS	27
<i>4.1.1 Obtención de datos</i>	<i>29</i>
<i>4.1.2 Reordenación de datos</i>	<i>30</i>
4.2 DETERMINANTES DEL SNIPING EN LAS SUBASTAS DE VALORACIÓN COMÚN DE EBAY	32
4.3. EFECTO DEL SNIPING SOBRE LOS PRECIOS EN SUBASTAS DE EBAY	39
4.4 OTROS TEMAS Y POSIBLES AMPLIACIONES	45
5. CONCLUSIONES	46
REFERENCIAS	49
ANEXO	52

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Concepto y tipos

Entendemos por subasta un mecanismo de asignación de recursos descrito por un conjunto de normas que determinan un ganador y un precio en función de un conjunto de pujas. A diferencia de otros mecanismos, en una subasta las dos partes que participan saben perfectamente cómo se formará el precio, pues esto se determina de forma explícita en las normas de dicha subasta. Estas normas pueden hacer referencia a precios de entrada (el precio que tiene que pagar cualquier individuo para participar en la subasta), a precios de reserva (el precio mínimo que el vendedor está dispuesto a aceptar) y a otras características que puedan modificar el comportamiento de los individuos que sean partícipes. Dependiendo de las normas que se establezcan, pueden aparecer decenas de tipos de subastas. Las más populares son cuatro y se determinan según dos criterios. En primer lugar, diferenciamos las subastas orales de las de sobre cerrado. En las primeras, las pujas son de conocimiento común para los compradores porque se anuncian públicamente, en las segundas esto no sucede. Dentro de las subastas orales distinguimos entre aquellas que son ascendentes y descendentes. La subasta oral ascendente se denomina subasta inglesa y es la más popular. En ella, el subastador inicia la subasta con un precio bajo y va requiriendo pujas más altas que los participantes pueden aceptar o no. El ganador es el que acepta la puja más alta y paga dicha puja al vendedor.

En las subastas orales descendentes, también denominadas subastas holandesas, un subastador inicia la subasta con un precio alto y va cantando precios cada vez más bajos hasta que un comprador para la subasta. Éste gana el objeto y paga al vendedor el precio que había cantado el subastador en el momento que ha decidido parar la subasta. Un ejemplo típico son las subastas de lonjas de pescado.

Por otro lado, en las subastas en sobre cerrado los compradores introducen su puja en un sobre sin que nadie vea su interior. Gana el que ha introducido la puja más alta y, si es al primer precio, el ganador pagará la puja que haya introducido mientras que, si es una subasta en sobre cerrado al segundo precio (o Vickrey), pagará la segunda puja más alta¹.

¹ También podríamos hablar de subasta al k-ésimo precio cuando el ganador es el que introduce la puja más alta en el sobre y paga la k-ésima puja más alta.

Estos son los criterios que determinan los cuatro tipos de subastas más populares y cuyo estudio es uno de los pilares más importantes de lo que denominamos “Teoría Tradicional de Subastas”. Sin embargo, otros criterios pueden ser utilizados para distinguir varios tipos de subastas. Por ejemplo, se suele hablar de subastas inversas cuando la subasta se da en situación de monopsonio, es decir, hay un comprador y varios vendedores. Éste es el caso de una subasta realizada por la administración para determinar qué empresa va a realizar una obra pública. Por otro lado, también decimos que una subasta es de múltiples objetos si se vende más de un bien en dicha subasta. La modelización de este tipo de subastas suele complicarse puesto que la manera en qué se venden los objetos o las relaciones entre ellos pueden afectar notablemente el comportamiento de los individuos. Por ejemplo, en una subasta de múltiples objetos, éstos se podrían vender secuencialmente (uno detrás de otro) o por lotes. Además, los objetos pueden tener relaciones de complementariedad o de substitución. Todos estos parámetros a tener en cuenta dificultan su modelización.

1.2 El uso de subastas

Aunque las subastas no comenzaron a ser estudiadas hasta el pasado siglo, estos mecanismos han sido utilizados desde la antigüedad. Probablemente las primeras subastas de las que tenemos constancia son las que se empleaban en el comercio de esclavos el año 500 A.C en Babilonia. En la antigua Roma se hacían subastas para vender propiedades y botines de guerra y, posteriormente, tras la muerte de Pertinax en el año 193 D.C, la guardia pretoriana subastó el imperio al mejor postor.

Actualmente las subastas son utilizadas en el comercio de una gran variedad de bienes, generalmente de aquellos que tienen un mercado más reducido en el que no operan fuerzas suficientes para actualizar los precios. Por ejemplo, ¿qué mejor manera hay para actualizar el precio de una antigüedad que mediante una subasta en una casa de subastas tradicional como Christie’s? Por otro lado, hay subastas que forman parte de las políticas económicas de los gobiernos, como las de títulos de deuda que realiza el Tesoro Público. Sin embargo, si hay una expresión moderna de las subastas o, como mínimo, característica de los últimos años, son las subastas de internet.

El comercio online o e-commerce tiene una importancia creciente en la economía mundial. De acuerdo con el Departamento de Comercio de EEUU, el volumen de ventas online de este país superaba los 49 billones de dólares en 2002, lo que significaba un

incremento del 27% respecto al año anterior. Las subastas de internet juegan un papel importante dentro del e-commerce: durante el año 2002, en la página más popular de Estados Unidos, eBay, se vendieron 632 millones de objetos en subastas, lo que significaba un incremento del 51% respecto al anterior año y un producto bruto de 15 billones de dólares.

El espectacular desarrollo del comercio online suele atribuirse a dos factores principales. El primero hace referencia a la facilidad con la que se encuentran vendedores y compradores en la red. En varios estudios se observa que la mayoría de objetos vendidos en internet son de tipo coleccionable. Por citar uno de ellos, Lucking Riley, en el año 2000, hizo una lista de 142 sitios web y encontró que más de la mitad de los objetos que se vendían podían clasificarse como coleccionables (antigüedades, cromos, cómics, sellos, etc). Esto nos hace pensar que muchos coleccionistas que desarrollaban su actividad de forma local ahora encuentran mercados mucho más amplios en Internet.

El segundo factor es la reducción de los costes de transacción y de acceso a la información que se derivan de Internet. En general, los buscadores de las páginas e-commerce suelen dar muchas opciones para filtrar los resultados de la búsqueda. Por dar un ejemplo, la página de eBay tiene una barra de búsqueda por palabras clave y un menú para filtrar por categorías. Si se decide filtrar por categoría se permite reducir la búsqueda en subcategorías que, a su vez, pueden filtrarse de distintas formas. De esta manera, para una subcategoría podemos reducir los resultados de la búsqueda según si estemos interesados en un determinado estado del producto, en un intervalo de precio, en productos sin coste de envío, en subastas o en compra-ventas, en subastas cerradas o en marcha, en subastas que les quede menos de cierto tiempo para su finalización, etc. Además, si hay algún producto muy ofertado, también se permite filtrar por estos productos. Éste sería el menú estándar, eBay también tiene un menú de búsqueda avanzada mediante el cual se pueden realizar búsquedas más refinadas. Lo más interesante es que pueden activarse distintos filtros a la vez para encontrar los productos que reúnan una serie de características. Una vez se ha encontrado el resultado deseado, se puede entrar en cada anuncio de oferta de venta o de subasta. En ambos tipos de anuncio uno puede encontrar información más detallada sobre las características y el estado del producto, las condiciones de envío o el modo de pago. Si se trata de una subasta, los usuarios registrados pueden ver el historial de pujas y pujar por el artículo. El historial de pujas está compuesto por los seudónimos de los compradores que están participando o han participado en la subasta, la cantidad

por la que ha pujado cada comprador y la hora en la que lo ha hecho. Por razones de privacidad, eBay oculta el seudónimo completo del comprador dejando ver solamente el primer y último carácter del mismo. Al lado de este y entre paréntesis aparece el coeficiente de rating del usuario (se explicará más adelante en qué consiste). Esto permite que los compradores puedan pujar teniendo en cuenta la evolución que ha tenido la subasta hasta el momento y, generalizando, se dan muchas facilidades para que se puedan tomar decisiones informadas a un coste muy bajo.

Sin embargo, también encontramos inconvenientes en el e-commerce: los problemas de información asimétrica le son inherentes. A menudo, las dos partes que participan en una transacción no se conocen y suelen estar en zonas geográficas distintas, hecho que dificulta la inspección de la calidad del bien. La teoría de subastas está estrechamente vinculada a este tipo de problemas, tanto desde el punto de vista “tradicional” como la que estudia las subastas online. Si un vendedor conociese las valoraciones de los compradores, su problema sería sencillo: establece un precio fijo equivalente al de la valoración más alta de entre todos los compradores y espera que éste aparezca para venderle el objeto. Esto no es lo que ocurre en la realidad y el vendedor se encuentra ante un problema más complicado. Por esta razón, la literatura de subastas puede ser concebida como el estudio del comportamiento de los individuos bajo condiciones de incertidumbre en un mecanismo de formación de precios concreto y es que, pese a que en este trabajo no se hablará de este tema, el estudio de las subastas puede dar lugar a aplicaciones en la economía real que aparentemente no tienen nada que ver con una subasta. Por ejemplo, la situación en la que se encuentra un regulador que quiere establecer algún tipo de medida sobre un monopolista para que tome una decisión eficiente es similar a la situación en la que se encuentra un vendedor que quiere vender un bien a través de una subasta sin saber cuánto lo valoran los compradores.

En el próximo apartado se explican los principales hitos de la “Teoría Tradicional de Subastas”, dando especial énfasis a aquellos aspectos útiles para la comprensión de la tercera parte del trabajo: las subastas de internet.

2. TEORÍA DE SUBASTAS

Podríamos decir que la mayoría de los aspectos que trata la “Literatura Tradicional de Subastas” caben dentro de la rama “subastas óptimas”. Esta rama estudia cuáles deben ser las características de una subasta que alcance ciertos objetivos. Los más comunes son

los de evitar problemas de colusión (es decir, que no haya cooperación entre compradores), maximizar el ingreso del vendedor o asegurar la eficiencia de la subasta (en el sentido de que se consiga revelar la información acerca de los costes o valoraciones de los participantes). Como se ha dicho, nos centraremos en aquellos aspectos que son de interés para la comprensión de las partes posteriores de este trabajo. En primer lugar, se presentan los parámetros que hay que considerar para modelar una subasta (apartado 2.1). Posteriormente, en el apartado 2.2, se resolverán de una forma intuitiva las cuatro subastas más populares bajo un marco de referencia restringido y se compararán los resultados de cada una de ellas. Finalmente, en el apartado 2.3, relajaremos uno de los supuestos del marco de referencia y veremos cómo se ven alterados los resultados obtenidos en los anteriores apartados.

2.1 Incertidumbre y modelización

La incertidumbre es lo que determina los aspectos en los que debe centrarse la modelización de las subastas. Como se ha dicho antes, si el vendedor conociese las valoraciones de los posibles compradores, poner un precio fijo equivalente a la valoración más alta sería la solución óptima para maximizar su ingreso. Sin embargo, bajo incertidumbre, el modelador debe tener en cuenta varios aspectos. El primero de ellos es la actitud ante el riesgo de los participantes, tanto de los compradores como de los vendedores.

El segundo es concretar qué criterio es el que va a determinar las diferencias entre las valoraciones del objeto de los compradores. Esto es lo que nos deriva a los modelos básicos que, en general, se clasifican en tres categorías. Para empezar, supongamos una subasta en la que todos los compradores que participan tienen una clara valoración del objeto subastado y que las diferencias entre estas valoraciones simplemente se deben a juicios personales sobre el valor del bien. Es decir, hay $i=1,2,3,\dots,n$ compradores, cada uno de ellos con su valoración propia v_i . Cada jugador i sólo conoce su valoración y desconoce la de los demás por lo que se imagina que las valoraciones de los otros compradores son variables aleatorias que se distribuyen según una Función de Distribución de Probabilidad F_i . Además, cada jugador i sabe que los demás jugadores suponen que su propia valoración se distribuye según una función F_i . Si cada valoración v_i es estadísticamente independiente de cualquier otra valoración hablamos del *Modelo de Valoraciones Privadas Independientes*. Este modelo suele ser aplicable en subastas de bienes cuyos compradores están interesados en el consumo de dicho bien y no en su

reventa. También sería aplicable en el contrato de una Administración en el que cada empresa conoce los costes que le generará ganar la subasta.

En el otro extremo tenemos el *Modelo de Valoraciones Comunes*. Este modelo es aplicable a subastas en las que el valor real u objetivo del bien V es el mismo para todos los compradores pero los distintos recursos informativos que tiene cada comprador hacen que aparezcan diferencias entre sus valoraciones v_i , para $i=1,2,3\dots n$. En particular, cada valoración v_i depende de la información parcial que el comprador i tenga sobre el valor del objeto, esta será la señal y la denotaremos con x_i . Igual que en modelo anterior, cada jugador solo conoce su valoración y desconoce la de los demás por lo que las imagina como variables aleatorias distribuidas independientemente según una función de distribución F_i . También supone que los otros jugadores se imaginan su propia valoración v_i como una variable aleatoria independiente distribuida según una función F_i . Este modelo se puede aplicar en subastas de antigüedades que van a intentar ser revendidas en el mercado o en la concesión de licencias de explotación petrolífera. No todos los compradores de la antigüedad van a tener la misma habilidad para conocer el valor objetivo en el mercado ni, en el caso de la subasta de la licencia de explotación, tampoco dispondrán de la misma información para averiguar cuánto petróleo hay en el subsuelo.

Como consecuencia evidente, si en el *Modelo de Valoraciones Comunes* un comprador pudiese observar alguna valoración ajena a la suya, puede que le hiciese revisar su propia valoración. En el *Modelo de Valoraciones Privadas*, esto no ocurre pues cada jugador tiene una idea muy concisa de cuánto valora el bien subastado.

El Modelo de Valoraciones Privadas Independientes y el *Modelo de Valoraciones Comunes* son dos extremos muy polarizados. Milgrom y Weber desarrollaron en 1982 el *Modelo de Valores Afiliados* que permitía la correlación entre las valoraciones de los jugadores y que establecía como casos particulares los dos modelos mostrados anteriormente. De la misma forma que en el *Modelo de Valoraciones Comunes*, se supone que cada comprador i tiene una información parcial acerca del valor del objeto, esta es su señal x_i . Diremos que las valoraciones están afiliadas si las señales de los compradores están positivamente correlacionadas: si un comprador observa una señal mayor a la suya, incrementará su valoración (y viceversa).

Un tercer aspecto a tener en cuenta para modelizar las subastas es la simetría de los compradores, es decir, si son diferenciables o no. En una modelización formal, se

considera que las valoraciones se distribuyen siguiendo una misma Función de Distribución F cuando los compradores son simétricos. Cuando no lo son, cada una de las valoraciones sigue una distribución F_i para cada i .

Finalmente, el último factor a tener en cuenta está relacionado con la elección de las variables en las que se va a basar la formación del precio. Lo habitual es que se base sobre la variable que se observa directamente en la subasta, las pujas. Sin embargo, en algunas ocasiones, se vincula el precio final a otro tipo de variables. Un ejemplo serían las subastas de derechos sobre minerales en las que podría acabarse de fijar el precio una vez terminada la subasta según la cantidad de recurso que finalmente se extraiga.

2.2 Las subastas más populares

Una manera sencilla de entender el funcionamiento de las subastas es empezar con un modelo muy restringido e ir relajando supuestos. En particular, para lo que a nosotros nos acontece, asumiremos los siguientes cuatro supuestos y más adelante relajaremos el segundo. Nótese que los cuatro aspectos a tener en cuenta vistos en el apartado anterior son los que determinan los supuestos de nuestro marco de referencia.

- I. Los compradores son aversos al riesgo y el vendedor es neutral.
- II. Las valoraciones de los compradores son privadas e independientes (Modelo de Valoraciones Privadas e Independientes).
- III. Los compradores no son diferenciables entre ellos (jugadores simétricos).
- IV. El precio final sólo depende de las pujas.

Como en todos los juegos, el procedimiento para resolver una subasta consiste en encontrar las estrategias de equilibrio y los pagos resultantes para los jugadores. En este apartado se presentan las soluciones a las cuatro subastas más populares bajo nuestro marco de referencia de una forma intuitiva y se compararán los resultados (para una descripción formal se recomienda *An Introduction to Auction Theory* de Menezes y Monteiro, 2005).

2.2.1 Subasta Inglesa y subasta en sobre cerrado al segundo precio

Empezaremos por la subasta Vickrey o en sobre cerrado al segundo precio. Como se recordará, en este tipo de subasta cada comprador introduce su puja en un sobre. El ganador es aquel que ha introducido la puja más alta pero paga el precio de la segunda más alta. Puede demostrarse formalmente que las estrategias basadas en pujar de forma

honesta constituyen un equilibrio de Nash bajo nuestro marco de referencia pero, como se ha dicho, nosotros lo veremos de una forma intuitiva. La mejor manera de hacerlo es comprobar que, dado que el conocimiento de las normas de la subasta es común entre todos los compradores, ninguno de ellos tiene interés en desviarse unilateralmente de la estrategia de equilibrio.

Pongámonos en el papel del comprador $i=1$ que tiene una valoración V_1 y denotemos como B la puja más alta de los $i=2,3,4,\dots,n$ compradores con los que compite. Si este comprador gana la subasta tendrá una utilidad de V_1-B , si pierde su utilidad es de 0. Es fácil ver que la mejor estrategia que puede seguir es ser honesto si comparamos la utilidad que obtiene cuando puja por encima o por debajo de su valoración con la que hubiese obtenido pujando por V_1 . En la tabla de la figura 1 se muestran las utilidades del comprador 1 según el tipo de estrategia que decida seguir y según el evento que ocurra.

Para empezar supongamos que el comprador 1 decide pujar por una cantidad inferior a su valoración $b_1' < V_1$. Entonces pueden darse tres eventos. Si $b_1' > B$ el comprador 1 ganará la subasta de la misma forma que si hubiese introducido una puja en el sobre equivalente a V_1 . Por otro lado, si $B > V_1 > b_1'$ perderá la subasta de la misma forma que la hubiese perdido si hubiese pujado honestamente. Sin embargo, si $b_1' < B < V_1$ perderá pudiendo haberla ganado pujando por su valoración. Por lo tanto, una estrategia basada en pujar por debajo de su valoración V_1 está débilmente dominada por la de pujar por su valoración V_1 .

Ahora miremos qué ocurre si este comprador puja por encima de su valoración, si $b_1'' > V_1$. De nuevo, hay tres escenarios posibles. Si ocurre que $b_1'' > V_1 > B$ ganará la subasta de la misma forma que si hubiese pujado por un importe igual a V_1 . Por otro lado, si $B > b_1'' > V_1$, perderá la subasta de la misma forma que si hubiese pujado por su valoración. Sin embargo, si ocurre que $b_1'' > B > V_1$ ganará pero con una utilidad negativa. Consecuentemente, el comprador 1 no puede ganar más pujando por encima de su valoración pero sí que puede perder: esta estrategia también está débilmente dominada por la de pujar por su valoración.

Desde el momento en el que la situación que afrontan los $i=2, 3, 4 \dots n$ compradores es la misma que afronta el comprador 1, podemos concluir que la estrategia de pujar honestamente es débilmente dominante para las subastas Vickrey bajo nuestro marco de

referencia. Además, dado que ningún comprador tiene el interés de desviarse unilateralmente de esta estrategia, pujar honestamente constituye un equilibrio de Nash.

Figura 1: utilidades del comprador i en una subasta Vickrey según su estrategia y el evento que ocurra.

Evento	Estrategia del comprador 1		
	$b_1' < V_1$	$b_1 = V_1$	$b_1'' > V_1$
$b_1' > B$	$V_1 - B$	$V_1 - B$	$V_1 - B$
$V_1 > B > b_1'$	0	$V_1 - B$	$V_1 - B$
$b_1'' > B > V_1$	0	0	$V_1 - B$
$B > b_1''$	0	0	0

Fuente: elaboración propia

La siguiente subasta a modelizar es la inglesa. Pese a ser el tipo de subasta más popular, la modelización de la misma es complicada. La literatura suele considerar dos tipos de modelos: unos en los que el vendedor canta los precios y los compradores deciden si aceptarlos y otros en los que los compradores son los que ofrecen los precios. En este trabajo se tratará uno de los modelos más populares. Suele denominarse “clock-auction” o “button-auction” y consiste en una subasta en la que el vendedor va anunciando precios cada vez mayores, es decir, es del primer tipo de modelos. Cuando el precio es demasiado alto para uno de los compradores, este pulsa un botón y abandona la subasta. El proceso sigue hasta que sólo queda un comprador, éste gana y paga el precio al que ha abandonado el penúltimo comprador que ha permanecido en la subasta.

Dado este funcionamiento, la estrategia que le interesa seguir a cualquier comprador en una subasta “clock auction” es la misma que sigue un comprador en una subasta Vickrey. El comprador de la “clock auction” va a permanecer en la subasta hasta que el precio cantado por el vendedor supere su valoración, entonces debe pulsar el botón y abandonar la subasta. Por lo tanto, podemos decir que pujar honestamente también constituye un equilibrio de Nash en la “clock auction”.

Por otro lado, las ganancias esperadas en este tipo de subastas son las mismas que en una subastas Vickrey si ignoramos las diferencias entre la segunda valoración más alta y el

precio de venta² y podemos decir que estos dos juegos son estratégicamente equivalentes. Concretamente, en teoría de juegos, se dice que dos juegos son estratégicamente equivalentes si, con el mismo conjunto de jugadores y de estrategias, cada jugador obtiene las mismas ganancias esperadas en uno y otro juego.

2.2.2 Subasta en sobre cerrado al primer precio y subasta holandesa

Empecemos por la subasta en sobre cerrado al primer precio. Para llegar a la solución pongámonos en el papel del comprador 1 que tiene una valoración VI sobre el objeto y que tiene que decidir por qué cantidad bI va a pujar. Recordemos que en este tipo de subasta el comprador que ha introducido la puja más alta en el sobre es el que gana y paga como precio su propia puja. Por lo tanto, el comprador 1 obtendrá una utilidad equivalente a $VI - bI$ en caso de ganar la subasta y de 0 en caso de perderla.

Igual que hemos hecho con la subasta Vickrey, consideremos las tres estrategias básicas que puede seguir este comprador. En concreto, el comprador 1 podía pujar por encima de VI , por debajo de VI o por un importe equivalente a VI . Primero supongamos que decide pujar $bI > VI$. Se intuye que la probabilidad de ganar se incrementa. Sin embargo, si gana, obtendrá una utilidad negativa. Consecuentemente, la estrategia basada en pujar por encima de su valoración está débilmente dominada por la de pujar por su valoración.

Ahora consideremos que el comprador 1 decide pujar $bI < VI$. Aunque la probabilidad de que gane disminuye, si lo hace, la utilidad será positiva. No podemos decir que este tipo de estrategia domina a la basada en pujar honestamente. La razón es que la utilidad esperada de pujar por una cantidad $bI < VI$ está sujeta a la probabilidad de ganar, es decir, a la probabilidad de que la puja bI esté por encima de todas las demás pujas. Consecuentemente, no se puede concluir que cualquier puja bI por debajo de VI origina una utilidad esperada igual o mayor que una puja $bI = VI$.

De una forma intuitiva se puede ver como pujar por el valor esperado de la segunda valoración más alta es la manera de maximizar la probabilidad de ganar sin renunciar a una utilidad positiva. Formalmente se puede demostrar que, bajo los supuestos de nuestro marco de referencia, la mejor estrategia que puede seguir el comprador 1 en una subasta en sobre cerrado al primer precio es la de pujar por la cantidad del valor esperado de la

² Puede haber diferencias si el último precio cantado supera la segunda valoración más alta de los compradores.

segunda valoración más alta suponiendo que V_I es la valoración más alta de entre todos los compradores. Muy simplificada, en una descripción formal de una subasta en sobre cerrado al primer precio, se maximizaría una función del tipo

$$\Pi_i(V_i) = P(V_i) [V_I - b_I],$$

donde Π_i es la utilidad esperada de cada comprador i dada su valoración V_i , $P(V_i)$ representa la probabilidad de ganar³ (que está en función de la valoración de cada comprador) y el término $V_I - b_I$ representa el beneficio en caso de ganar. Por lo tanto, en una subasta de este tipo y bajo los supuestos de nuestro marco de referencia, hay un equilibrio de Nash cuando los compradores pujan por el valor esperado de la segunda valoración más alta.

La siguiente subasta a analizar es la holandesa. Como el lector recordará, en este tipo de subastas un vendedor va anunciando pujas sucesivamente inferiores hasta que un comprador está dispuesto a quedarse con el objeto al último precio cantado. La solución de la subasta holandesa es exactamente la misma que para la subasta en sobre cerrado al primer precio porque son dos juegos estratégicamente equivalentes. Para entenderlo, pongámonos en la piel del comprador 1 que está planteándose a qué precio b_I está dispuesto a parar la subasta. Si decide parar la subasta antes de que el precio alcance su valoración, seguro que si gana obtiene utilidad negativa. Si la para cuando alcanza su valoración, su utilidad es de 0 gane o pierda. Finalmente, si para la subasta cuando el precio está por debajo de su valoración, su utilidad será positiva si gana y 0 si pierde. Consecuentemente, el espacio estratégico y los pagos esperados son los mismos en una subasta holandesa que en una subasta en sobre cerrado al primer precio, son estratégicamente equivalentes y el equilibrio de Nash es el mismo.

³ En una descripción formal bajo nuestro marco de referencia, la función $P(V_i)$ sería la función de distribución de las valoraciones elevado a $n-1$ porque estamos considerando que son compradores simétricos (tienen la misma función de distribución) y además que las valoraciones son estadísticamente independientes. Para una mejor comprensión, ver *An Introduction to Auction Theory* (página 16) o *Auction Theory for the New Economy* (página 133).

Hasta aquí llega nuestra descripción de las soluciones de las cuatro subastas más populares. En el próximo apartado compararemos los resultados que acabamos de obtener.

2.2.3 Subasta óptima: comparando las cuatro subastas más populares

Después de haber descrito las soluciones de las cuatro subastas más populares, el lector debe preguntarse cuál es la que asigna los recursos de una forma más eficiente (entendiendo eficiencia como la asignación de recursos a quién más los valora) o la que genera más ingresos al vendedor. A priori parece un problema muy difícil de resolver: habría que encontrar el equilibrio de cada uno de los posibles tipos de subastas y ver en cuáles los compradores que ganan son los que más valoran los objetos y en cuáles el vendedor obtiene una renta mayor. Dada la multiplicidad de subastas posibles, supone un trabajo lento. El estudio de la subasta óptima soluciona estos problemas de una forma ágil. A continuación se introducirán dos teoremas importantes de la literatura que permiten tratar estos dos temas.

Para abordar la primera cuestión necesitamos introducir el primer teorema: el Principio de Revelación⁴. Asumamos la palabra *mecanismo* para aquel sistema que adquiere como inputs un conjunto de pujas y como outputs un ganador y un precio a pagar. Diremos que un mecanismo es *directo* si en él se pide a los compradores que anuncien su valoración privada. Por otro lado, un mecanismo será *compatible en incentivos* si induce a los compradores a revelar sus valoraciones, es decir, si es de su interés ser honesto. Pues bien, el Principio de Revelación dice para cualquier mecanismo hay un mecanismo directo y compatible en incentivos que otorga los mismos pagos a comprador y vendedor.

Es fácil ver que los mecanismos de las subastas Vickrey y las subastas inglesas son mecanismos compatibles en incentivos: al comprador le interesa pujar por su valoración. Para entender el caso de la subasta en sobre cerrado al primer precio y el de la subasta holandesa, supongamos un vendedor que decide establecer un mecanismo directo. En él, el vendedor pide directamente a los compradores que anuncien su valoración, el que revele la valoración más alta ganará y pagará un precio equivalente a dicha valoración. Normalmente, los compradores mentirán. Sin embargo, consideremos el mecanismo directo y compatible en incentivos en el que se asigna el objeto a quién anuncie la

⁴ Para ver una exposición más detallada se recomienda la lectura de Myerson (1979).

valoración más alta pero el precio a pagar será el valor esperado de la segunda valoración más alta. A los compradores ya no les interesa mentir así que este es el mecanismo directo y compatible en incentivos que otorga los mismos pagos a comprador y vendedor que la subasta en sobre cerrado al primer precio. Por otro lado, como la subasta holandesa es estratégicamente equivalente a la de primer precio, el mecanismo descrito anteriormente también es el mecanismo directo y compatible en incentivos que otorga los mismos pagos que la subasta holandesa.

La importancia del Principio de Revelación radica en que, dada la gran variedad de subastas que pueden diseñarse configurando un conjunto u otro de reglas, permite limitar la búsqueda de los mecanismos eficientes a sólo aquellos que son directos y compatibles en incentivos.

Llegados a este punto, ¿qué subasta genera más ingresos al vendedor? Una vez más, la búsqueda de las reglas que maximicen la utilidad del vendedor parece una tarea ardua. En 1981, Myerson formuló el Teorema de los Ingresos equivalentes en el que prueba formalmente que, bajo valoraciones privadas independientes, dos mecanismos que asignan el objeto a quién más lo valora originan los mismos ingresos esperados para el vendedor. Por lo tanto, bajo nuestro marco de referencia, las cuatro subastas analizadas cumplen las dos condiciones del teorema y, consecuentemente, generan los mismos ingresos para el vendedor.

2.3 Valoraciones correlacionadas

Frecuentemente las diferencias entre las valoraciones de los compradores que participan en una subasta no se deben a meras diferencias entre sus gustos o preferencias sino más bien a un acceso no equitativo a la información sobre el valor del objeto. En esta sección seguiremos suponiendo que los compradores son aversos al riesgo, que son simétricos y que el precio solo depende de las pujas. Relajaremos el supuesto de Valoraciones Privadas e Independientes y se presentarán los resultados para las cuatro subastas más comunes bajo la hipótesis de Valoraciones Comunes, es decir, el caso opuesto al de Valoraciones Privadas e Independientes.

Las subastas de Valoración Común se caracterizan por los problemas de señalización que derivan. En este tipo de subastas, el valor del bien, V , es objetivamente concebible. Sin embargo, los compradores no poseen suficiente información para determinarlo, es decir,

solamente tienen información parcial sobre el valor de dicho bien. Esta información parcial es la señal y la denotaremos como x_i para cada comprador i . Dado que el valor del objeto es común, si un comprador llega a conocer información sobre la señal de otro comprador, puede modificar su valoración del objeto y replantear la estrategia que va a seguir para pujar. Esto es lo que sucede en una subasta inglesa. Dado que es una subasta oral, las pujas cantadas por los compradores pueden informar a los demás participantes sobre el valor objetivo del bien⁵.

Por otro lado, esto no es lo que ocurre en las subastas en sobre cerrado. La naturaleza de estos mecanismos no permite que haya una revelación de señales antes de terminar la subasta y la correlación de valoraciones no altera los resultados obtenidos anteriormente en el apartado 2.2.

Finalmente, la subasta holandesa tampoco se ve afectada por la relajación del supuesto de Valoraciones Privadas e Independientes y sigue siendo estratégicamente equivalente a la subasta en sobre cerrado al primer precio. Recordemos que en una subasta holandesa los precios que se van anunciando por el vendedor son cada vez menores. Como consecuencia, un comprador solo puede obtener información sobre la valoración del ganador y, esto es, cuando ha terminado la subasta.

Por lo tanto, bajo nuestro supuesto de Valoraciones Comunes, la única de las cuatro subastas estudiadas en la que el comportamiento de los compradores se ve alterado es en la inglesa. Un vendedor podría preguntarse si le sigue siendo indiferente llevar a cabo cualquiera de las cuatro subastas. La respuesta es que, con valoraciones comunes, debería escoger la subasta inglesa. La justificación viene dada por un fenómeno que suele denominarse “winner’s curse” y que hace que los compradores pujen de una forma más prudente en las subastas en sobre cerrado y en las subastas holandesas. El fenómeno del “winner’s curse” es un tema muy estudiado por la literatura de subastas y puede entenderse fácilmente con el siguiente experimento:

⁵ Nótese que, para aquel modelo particular de subasta inglesa que hemos denominado “clock auction”, ocurre lo mismo: los compradores que permanecen en la subasta pueden ver en qué momento están abandonando los demás compradores.

El profesor entra al aula con una jarra llena de monedas euro y anuncia que quiere venderla mediante una subasta en sobre cerrado al primer precio. Todos los alumnos pujan por la cantidad de euros que creen que hay en la jarra menos una pequeña cantidad, pues así tendrán algo de beneficio.

Lo que se observa es que hay alumnos que sobrestiman la cantidad de monedas de la jarra y obtienen una utilidad negativa. El fenómeno del “winner’s curse” suele asociarse a compradores ingenuos; un comprador más experimentado tiene en cuenta que, en caso de ganar, será él quien tenga la señal x_i más alta y pujará más precavidamente. Esto es lo que ocurre en las subastas en sobre cerrado y en la subasta holandesa y, por este motivo, la utilidad esperada de un vendedor es mayor en la subasta inglesa bajo Valoraciones Comunes. Consecuentemente, si relajamos el supuesto de valoraciones Privadas e Independientes de nuestro marco de referencia, el Teorema de Equivalencia de Ingresos se rompe.

Hasta aquí llega la exposición de los aspectos que se han decidido destacar de lo que denomina “Teoría de Subastas Tradicional”. El siguiente apartado tratará las subastas que son objeto de la parte analítica de este trabajo: las subastas de internet.

3. SUBASTAS EN INTERNET

La literatura que trata este tipo de subastas es extensa y aborda varios temas. A continuación se presentarán algunos de ellos y, posteriormente, nos adentraremos en uno de los fenómenos más famosos sobre subastas de internet: el sniping.

El primer tema que se ha decidido explicar tiene que ver con problemas de selección adversa. George Akerlof, en su modelo de un mercado de coches usados (“Lemons Market”), defendió la imposibilidad de la existencia de mercados con asimetrías de información. Esta conclusión parece exageradamente pesimista viendo el volumen de transacciones que se llevan a cabo a través de internet en las que, normalmente, no hay contacto físico entre las dos partes y la diferenciación de agentes se complica. Muchos autores defienden que la reputación de los usuarios es lo que permite el funcionamiento de las subastas online. En particular, fundamentan sus argumentos en la reputación que pueden obtener los usuarios de una página web a través de lo que se suele denominar “mecanismos de rating”.

La mayoría de páginas que realizan subastas y/o compra-ventas online tienen algún tipo de mecanismo que permite que los usuarios se califiquen entre ellos. En el caso de eBay, la empresa deja de lado su papel de intermediario una vez ha finalizado la subasta y se ha establecido un comprador y un precio. A partir de este momento, las dos partes tienen que ponerse de acuerdo en forma de pago y envío. Esto genera un riesgo de que se produzcan ventas fraudulentas y, para evitarlas, eBay permite que los usuarios se voten entre sí después de haber realizado una transacción. Concretamente, pueden emitirse votos positivos, negativos o neutrales. A partir de estos votos se calcula un coeficiente de rating donde los positivos suman uno, los negativos restan uno y los neutrales suman cero. Como se ha dicho anteriormente, este coeficiente de rating aparece entre paréntesis después del seudónimo tanto si se está vendiendo como pujando en una subasta y se considera un buen indicador para determinar la probabilidad de que un comprador incurra en una mala compra. Por otro lado, desde el punto de vista del vendedor, eBay permite que los vendedores autoricen la participación de ciertos usuarios en sus subastas con el fin de evitar aquellos compradores que son susceptibles de no realizar el pago o envío en las condiciones pactadas.

Los estudios sobre la eficacia de estos mecanismos de rating suelen ser desde el punto de vista del comprador, es decir, la mayoría de papers analizan los efectos de los votos negativos y positivos que componen el rating de los vendedores sobre los precios de venta que alcanzan. En general, encuentran una correlación negativa entre votos negativos y precio y una correlación positiva entre votos positivos y precios⁶. Aunque los resultados apuntan a que estos mecanismos de rating funcionan, se encuentra que los efectos son muy pequeños. La justificación de que estos efectos no sean contundentes suele venir dada por la naturaleza de las muestras: se observa una preocupación de los usuarios por mantener un buen coeficiente de rating y hay muy pocos votos negativos. Esta preocupación por mantener una reputación y el hecho de que la mayoría de páginas adopten un sistema de calificación parecido al de eBay nos hace pensar que estos mecanismos están sirviendo para distinguir agentes y resolver problemas de selección adversa.

⁶ Varios papers (Daniel Houser y John Wooders, 2000; Mikhail Melnik y James Alm, 2003; Doug Bryan, David Lucking-Reiley, Naghi Prasad y Daniel Reeves, 2000) van en esta dirección.

En segundo lugar, otro tema muy estudiado sobre las subastas de internet gira alrededor del fenómeno del “winner’s curse” explicado anteriormente. Un experimento representativo de este fenómeno es el de Jin y Kato (2002). Los autores compraron 100 cromos de jugadores de baseball en eBay con el objetivo de determinar si habían caído en el “winner’s curse”, es decir, si habían sido víctimas de algún fraude. Estos cromos pueden ser fácilmente valorados por profesionales: les dan una valoración de 10 a aquellos que están en mejor estado y de 1 a los que están muy dañados. En su muestra había cromos en cuyos anuncios se anunciaba la puntuación y otros en los que no. Después de valorar los cromos comprados por profesionales, los autores se encontraron con que aquellos que habían sido anunciados con una puntuación de entre 9 y 10 puntos tenían una media de 6,34. Por otro lado, los que se anunciaban con una puntuación de 8,5 o menos tenían una media de 6,87. Consecuentemente, hallan una tasa de fraude superior en internet que en los mercados offline -un 11% frente un 3,2%- y que había sido infravalorada por los compradores (habían caído en el “winner’s curse”).

Un tercer tema tratado por la literatura es un fenómeno denominado “sniping”. Cuando uno mira datos sobre subastas terminadas observa que algunos compradores tienden a esperar a los últimos segundos para introducir sus pujas. En el siguiente apartado se presenta con más detalle este tema pues será objeto de la parte analítica del trabajo.

3.1 Sniping

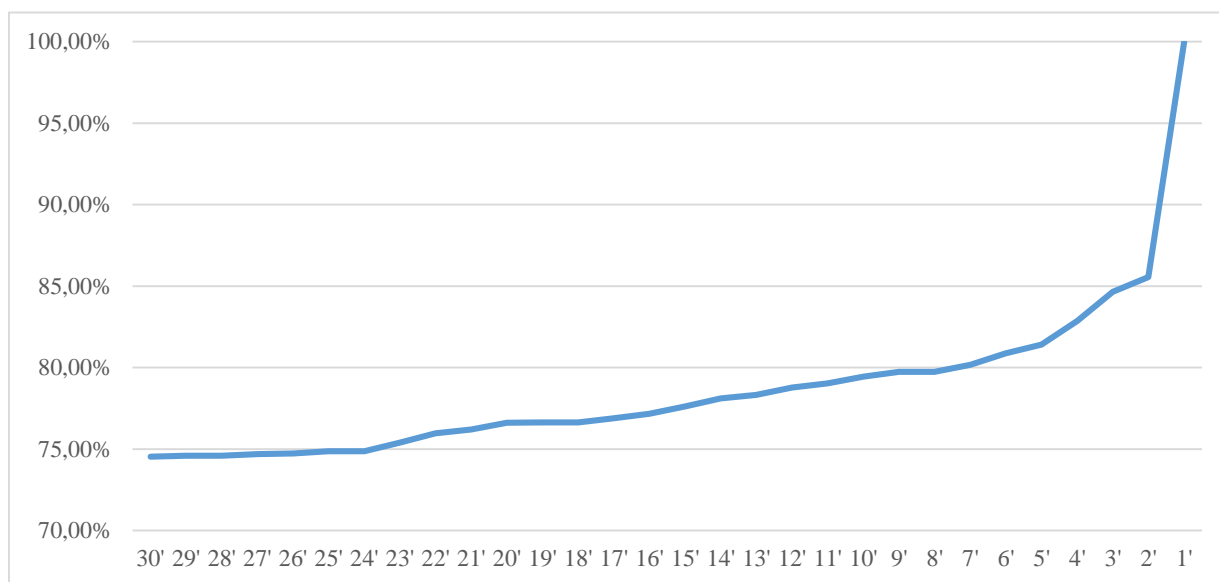
En muchas subastas que duran varios días se observa que los compradores siguen estrategias basadas en pujar varias veces, pujar en los últimos segundos de la subasta o una combinación de ambas cosas. Los habituales de las subastas de internet suelen referirse a la práctica de pujar a última hora con el término “sniping”. Este fenómeno está muy estudiado por la literatura de subastas de internet y es muy popular entre los usuarios de este tipo de subastas. De hecho, hay empresas que venden software que facilita que un agente artificial realice pujas en los últimos minutos sin necesidad de que el comprador esté pendiente.

Con el objetivo de visualizar la ocurrencia de este fenómeno, se han obtenido datos de 303 subastas de radios antiguas y máquinas de escribir en eBay. Una primera idea para visualizar cuán a menudo los usuarios de eBay recurren al “sniping” es representar la evolución de la proporción de las pujas totales introducidas a lo largo de la subasta, especialmente durante los últimos minutos. Sin embargo, los compradores de nuestra

muestra introducen 3,54 pujas de promedio y utilizar esta medida no sería lo más adecuado para cuantificar este fenómeno: las pujas que fueron introducidas pronto por compradores que recurrieron al “sniping” harían disminuir la proporción de pujas introducidas en los últimos minutos. La solución que se ha encontrado es considerar únicamente las últimas pujas de cada comprador en cada subasta. Esto es lo que se representa en la figura 2⁷.

Se observa que, de un total de 1634 últimas pujas (o compradores), al entrar a la última media hora hay poco menos de un promedio del 75% de las últimas pujas introducidas. Por otro lado, el 14,46% de los compradores terminan de pujar en el último minuto⁸.

Figura 2: acumulación de la proporción de últimas pujas de cada comprador introducidas durante los últimos 30 minutos



Fuente: elaboración propia

⁷ La metodología seguida para la elaboración de esta figura consta de varias fases que se explicarán entre el apartado 4.1, 4.3 y el anexo E.

⁸ La proporción de pujas totales introducidas en el último minuto desciende hasta el 9,18%, reflejando el impacto de las “pujas tempranas” sobre la proporción de pujas totales introducidas en los últimos minutos de las subastas. En el anexo F (página 61) se presenta el mismo gráfico de la figura 2 para el total de pujas.

A priori, pujar varias veces y/o hacerlo durante los últimos minutos de la subasta no debería significar ninguna incongruencia con la teoría tradicional si hablamos, por ejemplo, de una subasta inglesa: estamos en equilibrio siempre que los compradores pujen hasta el punto en el que el precio supere su valoración. De hecho, es normal que si uno mira un historial de pujas en eBay por primera vez piense que se trata de una subasta oral ascendente tipo inglesa. Sin embargo, el mecanismo que utilizan la mayoría de páginas web es un poco más sofisticado y hace que suela equipararse la subasta online con la subasta Vickrey o en sobre cerrado al segundo precio. El mecanismo que utilizan dichas páginas es esencialmente el mismo pero con algunas diferencias. La idea básica es el sistema que utiliza eBay denominado “proxy bidding” y que funciona como sigue. Cuando un comprador quiere participar en una subasta, la página le pide que introduzca su disposición máxima a pagar, esta es su “proxy bid”. Esta disposición a pagar se mantiene oculta para los demás compradores y, siempre que su “proxy bid” sea la más elevada, eBay mantiene a este comprador como ganador con una puja ligeramente superior a la segunda “proxy bid” más elevada⁹. Cuando la “proxy bid” de un comprador es superada, se dice que dicho comprador ha sido sobrepujado. Entonces este comprador recibe un mail de eBay en el que se le comunica que ha sido sobrepujado y se le permite volver a introducir una nueva “proxy bid”. Por otro lado, si un comprador introduce una “proxy bid” inferior a la “proxy bid” más alta que hay en ese momento, recibiría otro mail de eBay y se le permitiría volver a pujar.

Para entender mejor su funcionamiento, supongamos un comprador *A* que empieza una subasta (aún no ha pujado nadie) que tiene una puja mínima de 10€ (esto es, lo mínimo por lo que se debe pujar para participar en la subasta) y decide introducir una “proxy bid” de 25€. eBay situará a *A* como pujador más alto con un importe de 10€ más un incremento. A continuación, entra el comprador *B* e introduce una “proxy bid” de 13€. Dado que *A* está dispuesto a pagar más que *B*, eBay sigue manteniendo al comprador *A* como el máximo pujador y le eleva su puja a la “proxy bid” de *B* más un incremento. Si entrase un jugador *C* con una “proxy bid” superior a la de *A*, el sistema haría que *C* fuera el pujador máximo con una puja equivalente a la última de *A* más un incremento. Este

⁹ La cuantía por la que se eleva la “proxy bid” del ganador sobre la del segundo pujador más alto está establecida por eBay en una tabla disponible en su web. Ésta es la tabla de la figura A del anexo A (página 52).

proceso se repite hasta que termina el tiempo establecido para la subasta que, en eBay, suele ser de 7 días desde que se colgó el anuncio por el vendedor.

La principal diferencia entre las subastas de eBay y las de las páginas que no usan exactamente el mismo sistema radica en el modo en el que terminan. Por ejemplo, las subastas de *uBid.com*, en lugar de terminar de forma rígida, se alargan 10 minutos si se introduce una puja en los últimos 10 minutos de la subasta. Si durante la extensión de 10 minutos se introduce una nueva puja, la subasta vuelve a alargarse 10 minutos desde que se introdujo dicha puja. El proceso puede repetirse de una forma indefinida pudiendo dar lugar a subastas larguísimas. Este sistema suele denominarse “popcorn bidding” o “overtime”.

Volviendo al sistema utilizado por eBay, el ganador de una subasta de esta página es el que ha introducido la disposición a pagar (“proxy bid”) más alta y paga el precio de la segunda disposición a pagar más alta con un incremento. Si ignoramos los incrementos, esto es lo que ocurre en una subasta Vickrey y, por esta razón, los economistas suelen paralelizar el mecanismo “proxy bidding” con este tipo de subasta de la teoría tradicional¹⁰. Recordemos que en las subastas Vickrey la estrategia de equilibrio para cada comprador era introducir en el sobre la valoración personal del bien, de esta forma se maximizaba la probabilidad de ganar sin influir en el precio. En eBay debería ocurrir lo mismo: los compradores deberían introducir honestamente su disposición a pagar durante las primeras horas de la subasta y después todo lo haría el sistema. De hecho, esto es lo que eBay recomienda a sus usuarios alegando que el tiempo necesario para introducir una puja puede variar considerablemente dependiendo de la congestión de la red o de la velocidad de conexión. Consecuentemente, hay un desincentivo importante en pujar a última hora porque hay probabilidad positiva de que la puja no se transmita satisfactoriamente y, si ocurre, eBay no se hace responsable de ello. Tampoco se exoneran de este riesgo aquellos compradores que usan software que introduce pujas automáticamente en los últimos segundos: las propias empresas que comercializan con estos productos suelen advertir de que sus agentes artificiales no tienen una eficacia absoluta.

¹⁰ De hecho, en ocasiones se considera la subasta Vickrey como una subasta inglesa con “proxy bidding”.

En nuestra muestra de subastas de radios antiguas y máquinas de escribir hemos obtenido una media de 3,54 pujas por pujador, un primer indicio de que los compradores no se están comportando como eBay recomienda. Llegados a este punto, ¿qué incentivos tiene un comprador para no seguir los consejos de eBay y esperar a los últimos minutos de una subasta para introducir su (última) “proxy bid”? Las respuestas son múltiples, en el próximo apartado se explican las propuestas de Ockenfels y Roth (2002) en las que se defiende que las estrategias basadas en pujar pronto dan lugar a precios mayores.

3.2 Sniping y Bidding Wars

Ockenfels y Roth (2002) defienden que, pese a haber un desincentivo para pujar en los últimos minutos (posibilidad de que la puja no se transmita correctamente), hay un incentivo en no pujar pronto para no dar tiempo a los demás compradores a que reaccionen, pujen y se incrementen los precios a través de lo que denominan una “bidding war”. Defienden este argumento a través de tres escenarios en los que podría encontrarse un comprador y bajo cuyos efectos optimizaría siguiendo una estrategia de pujar tarde. A continuación se presentan las tres explicaciones, las dos primeras tienen sentido en subastas con valoraciones dependientes o independientes, el tercer escenario sólo toma sentido para subastas en la que la valoración del bien es común, es decir, dependiente.

En un primer escenario se describe una subasta en la que participa un comprador que cree que se enfrenta a otro comprador que pujará de una forma incremental siempre que se vea sobrepujado hasta alcanzar su disposición máxima a pagar. A este pujador que puja repetidamente le llamaremos pujador incremental, es un usuario que no entiende el sistema “proxy bidding” y que actúa como si de una subasta inglesa se tratara. Los autores defienden que un comprador que se enfrenta a un pujador incremental tiene como mejor respuesta seguir una estrategia de pujar tarde porque, de esta forma, no permite que el otro comprador introduzca nuevas pujas al verse sobrepujado, lo que originaría una “bidding war” y un incremento del precio.

En la figura 3 se representa el historial de pujas de una subasta de un sello en eBay que terminó el 22 de mayo de 2015. Cronológicamente sucedió lo siguiente. El 17 de mayo, el usuario s***r empieza la subasta con una “proxy bid” de 9,99 euros. A lo largo del día 19, el usuario p***p introduce tres pujas de una forma incremental y, al ver que s***r está dispuesto a pagar más que él, abandona la subasta. El día 21 de mayo, el futuro

ganador de la subasta, _***o, introduce una proxy bid de 17,67 euros¹¹ y se sitúa como máximo pujador. Justo después, s***r se ve sobrepujado, recibe el mail de eBay y procede a introducir nuevas pujas cada vez mayores. Como resultado, _***o acaba pagando un precio bastante superior al que hubiese conseguido siguiendo una estrategia de “sniping” que, posiblemente, hubiese sido cercano a los 9,99 euros.

Figura 3: historial de pujas de la subasta de un sello en eBay.

Pujador ?	Importe de la puja	Hora de la puja
_***o (1149 ★)	17,67 EUR	21-may-15 12:12:27 H.Esp
s***r (601 ★)	17,17 EUR	22-may-15 11:49:31 H.Esp
s***r (601 ★)	16,16 EUR	21-may-15 13:12:48 H.Esp
s***r (601 ★)	15,15 EUR	21-may-15 12:13:45 H.Esp
s***r (601 ★)	14,14 EUR	21-may-15 12:13:31 H.Esp
s***r (601 ★)	12,12 EUR	21-may-15 12:13:20 H.Esp
s***r (601 ★)	9,99 EUR	17-may-15 17:36:10 H.Esp
p***p (838 ★)	5,04 EUR	19-may-15 21:39:23 H.Esp
p***p (838 ★)	4,02 EUR	19-may-15 21:39:12 H.Esp
p***p (838 ★)	2,53 EUR	19-may-15 21:39:03 H.Esp
Precio de salida	1,99 EUR	17-may-15 16:25:02 H.Esp

Fuente: eBay.com

El segundo escenario describe una subasta en la que hay dos pujadores con valoraciones similares del objeto. En la publicación de 2001 de estos autores se plantea un modelo teórico que demuestra formalmente que hay un equilibrio de Nash cuando ambos compradores siguen estrategias de “sniping”, es decir, cuando esperan a los últimos minutos para introducir sus valoraciones. Podemos entenderlo de una forma simple mediante un ejemplo como el que sigue. Supongamos una subasta con dos pujadores, cada uno de ellos con una valoración de aproximadamente 100 y con la creencia de que la valoración del otro es similar a la suya. Si los dos deciden introducir sus pujas pronto,

¹¹ En este caso conocemos el importe de la “proxy bid” más elevada porque hay un incremento de 50 céntimos sobre la puja de 17,17 euros cuando debería de ser de 60 céntimos (ver anexo A). Esto sólo ocurre cuando se introduce una “proxy bid” superior al importe de la segunda más alta con el incremento.

eBay dejará como ganador aquel que la haya introducido antes. Independientemente de que gane o pierda, las ganancias esperadas de cada comprador serán cercanas a cero pues la segunda “proxy bid” será cercana a 100. Por otro lado, consideremos una estrategia basada en pujar en el último momento a no ser que el otro puje pronto. Si ambos compradores deciden seguir esta estrategia, sus ganancias esperadas son mucho mayores pues existe probabilidad positiva de que una de las dos pujas no se transmita satisfactoriamente durante los últimos segundos de la subasta. En particular, podrían obtener una utilidad cercana a 100 si ganan la subasta y de 0 si la pierden.

El tercer escenario hace referencia a las subastas de objetos que tienden a tener una valoración común y que la información sobre dicha valoración suele estar distribuida asimétricamente entre los compradores. El sistema “proxy bidding” suele paralelizarse a una subasta Vickrey por la manera en que se conforma el precio (siempre según la segunda puja más alta) pero tiene un componente oral ya que todas las disposiciones a pagar excepto la más alta son observables. Entonces aparecen los problemas de señalización que hemos comentado en el apartado 2.3. Lo que se defiende en este escenario es que a un comprador experto que conoce el valor común del objeto subastado le resulta óptimo pujar a última hora. De esta forma no revelará información a compradores inexpertos que, ante una probabilidad suficientemente grande de que el objeto no sea de valor y con una puja de entrada positiva, no participarán.

Estos tres escenarios describen las situaciones en las que realizar “sniping” sería óptimo desde un punto de vista estratégico o racional porque evitan “bidding wars”. Las razones no estratégicas para realizar “sniping” pueden ser diversas. Por ejemplo, un comprador que desconoce el funcionamiento del sistema “proxy bidding” y que actúa pujando incrementadamente hasta los últimos segundos de una subasta pensándose que ésta es del tipo inglesa (el pujador incremental); o por el simple hecho de procrastinar la puja o por las facilidades que dan los menús de búsqueda para encontrar aquellas subastas que terminarán antes.

Para distinguir el “sniping” que surge de una planificación estratégica de aquel que no, Ockenfels y Roth (2002) propusieron una comparación entre la frecuencia con la que se recurría a las pujas de última hora en subastas de eBay y en subastas de Amazon. Esta última página realizaba subastas hasta hace pocos años y lo que diferenciaba sus subastas respecto de las de eBay era el modo de cierre: era un final flexible similar a lo que

uBid.com hace actualmente. Por otro lado y a diferencia de *uBid.com*, Amazon dejaba pública información sobre historiales de pujas de subastas terminadas. Los autores basaron su hipótesis en que en ambas páginas el desincentivo para pujar en los últimos minutos era el mismo: la probabilidad de que la puja no se transmitiera correctamente. Sin embargo, en una subasta configurada de tal forma que una puja en los últimos minutos hacía alargar la duración, el incentivo para realizar “sniping” desaparecía. Por lo tanto, si observaban “sniping” en Amazon era aquel no justificado por motivos estratégicos. Los resultados indicaban notables diferencias entre la cantidad de pujas a última hora en ambas páginas. En particular, la cantidad de “sniping” en eBay era mucho mayor, hecho que les hizo confirmar que en esta página, dada la configuración del mecanismo de sus subastas, hay compradores que recurren a estrategias relacionadas con el “sniping” por motivaciones racionales o estratégicas.

4. EXPERIMENTO

Este experimento no es ninguna modelización de las subastas online, es decir, no se va a intentar explicar qué variables determinan el precio de una subasta ni cuáles son las que hacen que en una subasta haya más o menos “sniping”. Lo que se ha hecho es un estudio de subastas terminadas de eBay para intentar encontrar las relaciones entre las variables que se defienden en la hipótesis de Ockenfels y Roth. En particular, se intenta comprobar que los compradores expertos de una subasta de valoración común de eBay tienden a esconder su valoración del objeto hasta los últimos momentos de la subasta (apartado 4.2) y, posteriormente, se analiza si la ejecución de estrategias relacionadas con el “sniping” tiene algún efecto sobre los precios de venta (apartado 4.3). Adicionalmente, en el apartado 4.4 se presentan dos ideas que podrían ser útiles para ampliar este experimento.

La metodología seguida consta de tres fases principales: obtención, reordenación y análisis de datos. Una obtención y reordenación de datos básica ha sido necesaria para los dos análisis que conforman este experimento y para la elaboración de la figura 2 (página 20). Esto es lo que se explicará en los siguientes apartados. En particular, en el apartado 4.1 se introduce una visión global de la problemática derivada de la obtención y reordenación de datos de internet, explicando las alternativas que se encontraron y las que finalmente decidieron adoptarse. Posteriormente, en los apartados 4.1.1 y 4.1.2 se explicará con más detalle el proceso seguido y que, para cuya mejor comprensión, se recomienda la consulta de capturas de pantalla del anexo B.

Por otro lado, las transformaciones de los datos necesarias para los dos análisis del experimento vendrán explicada en sus correspondientes apartados (apartado 4.2 y 4.3) y se partirá de la transformación básica que se habrá explicado anteriormente en los apartados 4.1.1 y 4.1.2. Finalmente, como ya se ha dicho, la metodología seguida para la elaboración de la figura 2 se expondrá en el anexo E (página 60). Sin embargo, para su mejor comprensión, se recomienda la lectura del método seguido para obtener las variables necesarias para el análisis del apartado 4.3.

4.1 Metodología: obtención y reordenación de datos

Un paso preliminar antes de empezar a obtener datos de Internet ha sido determinar qué información iba a ser necesaria para el experimento. En primer lugar, tenían que ser datos de subastas que ya habían terminado. Por esta razón se escogió la página de eBay pues, como se dijo anteriormente, deja pública información sobre subastas cerradas. En segundo lugar, estos datos deberían hacer referencia tanto a las características de la subasta como a su historial de pujas. Concretamente, los datos necesarios sobre las características de la subasta han sido: un identificativo para cada subasta (en eBay el número del artículo), el número de pujas que se han introducido en cada subasta, el número de compradores que han participado, la fecha y hora de finalización de la subasta y la duración de la misma. Por otro lado, en referencia al historial de pujas, era necesario algún identificativo para los compradores (en eBay es su seudónimo que, como se dijo anteriormente, no se muestra completo), el rating de los compradores, la fecha y hora en la que introducen las pujas y el importe de las mismas.

A continuación, había que proceder a la obtención de datos. Varias alternativas han sido planteadas para realizar esta primera fase. La primera de ellas era hacer una recolección manual y fue rápidamente descartada. Significaba abrir la página del historial de pujas de cada anuncio de interés y copiar la información acerca de dicho historial y de las características de la subasta. Este proceso iba a ser muy costoso en tiempo y era susceptible de que se cometieran errores.

La segunda opción era obtener datos a partir de un servicio externo a eBay. Por ejemplo, <http://www.hammertap.com>, ofrece este tipo de servicios. Esta opción también ha sido descartada porque no se ha encontrado ninguna página web que ofreciera un servicio parecido de forma gratuita.

La tercera opción ha sido la finalmente adoptada. Consiste en diseñar un programa que baje datos de las URL que se indiquen. A los programas que realizan estas tareas se les denomina “Web Crawlers” o simplemente “Crawlers”, la práctica de “rastrear” las páginas suele denominarse “Screen scraping”. Hay una oferta muy amplia de software que puede extraer datos de páginas web, la limitación principal para esta fase ha sido la carencia de los conocimientos técnicos de informática necesarios para programar un programa que haga “Screen Scraping”. Aun así, se ha intentado utilizar varios de estos, como una extensión de Chrome llamada “Web Crawler” o la API de eBay. Esta última es la mejor opción para obtener datos de eBay pues permite acceder directamente a la base de datos de la página.

Dada la limitación técnica, se ha utilizado un programa llamado “import.io” para el que no se necesitan conocimientos sobre programación. Dicho programa permite diseñar un “Crawler” de una forma intuitiva, después solo es necesario introducir las URL de donde se desea obtener datos y el “Crawler” extrae la información que se haya indicado de forma repetida para cada dirección URL. Adicionalmente, se permite que el output de los datos sea en el formato de un libro Excel. La desventaja de “import.io” es que, a diferencia de los demás programas anteriormente mencionados, no es capaz de partir de una URL para encontrar otras de subastas de objetos parecidos, por lo que la búsqueda de los URL de cada subasta tiene que realizarse manualmente. Por ejemplo, la API de eBay puede extraer información sobre las subastas que aparecen en un resultado de búsqueda a partir del URL del resultado de búsqueda. “Import.io” requiere que se le introduzca la URL de cada subasta. Por otro lado, la API de eBay, a partir del URL de los resultados de búsqueda, puede incorporar en la base de datos las nuevas subastas que vayan apareciendo en dicho resultado. Esta “dinamización” de la base de datos tiene bastante relevancia en este experimento puesto que las subastas terminadas sólo aparecen durante unos meses en la página de eBay así que, dependiendo de cómo se haya filtrado, los resultados pueden ser reducidos. Como veremos más adelante, esto ha causado problemas en el estudio de la eficacia del “sniping” sobre los precios.

Una vez se obtuvieron los datos en Excel, hubo que reordenarlos. Para ello se ha utilizado una extensión gratuita de Excel denominada Power Query que permitió realizar este proceso de una forma bastante sencilla.

En el próximo apartado, el 4.1.1, se explica con más detalle en qué ha consistido la extracción de datos mediante “import.io”. Posteriormente, en el apartado 4.1.2 se explicará cómo se han reordenado dichos datos mediante Power Query.

4.1.1 Obtención de datos

El primer paso es recolectar las direcciones URL. Es un trabajo lento: entrar en cada anuncio, copiar cada enlace del historial de pujas y guardarlo de alguna forma (en un archivo Word, por ejemplo).

Después creamos el “Crawler” a partir del programa “import.io” que puede descargarse gratuitamente desde el enlace <https://import.io/download>. Una vez descargado e instalado, lo abrimos y podemos crear un “Crawler” siguiendo la ruta *New/Crawler*. Habiendo activado esta opción, se nos abre una ventana con un aspecto muy similar al de un navegador web. El programa nos pide que naveguemos a la página de donde queremos obtener datos. Para nuestro caso, navegamos a la página del historial de pujas de una subasta que nos interese. Una vez hemos llegado, tenemos que hacer click en “I’m there”. A partir de aquí, el programa pide que le indiquemos qué información queremos que nos recolecte. En nuestro caso, le pediremos el ID del artículo, el número de pujadores, el número de pujas, la hora de finalización, la duración de la subasta y el historial de pujas (seudónimo, rating, importe y hora a la que introduce la puja). Para hacerlo, hay que crear una columna en la “barra de comandos” del programa para cada tipo de dato (en nuestro caso, seis columnas). Cuando las columnas están creadas, seleccionando una de ellas y haciendo “click” en los datos que nos interese incorporar en esa columna podemos ir creando una tabla en el programa. En el anexo B, la figura B1 (página 53) muestra un ejemplo en el que se ha utilizado el historial de pujas de una subasta de un cargador de iphone en eBay.

El siguiente paso es repetir este proceso para cuatro páginas más. Después podemos introducir la lista de links de historiales de pujas que nos interesen en el programa y el “Crawler” repetirá este proceso para todos ellos. Para el experimento de este trabajo se ha diseñado un solo “Crawler” y se ha corrido dos veces, uno para los 303 links de máquinas de escribir y radios antiguas y otro para los links de una muestra de 100 subastas de iphones que se utilizará en el análisis del apartado 4.3. Como se dijo anteriormente, el output del programa puede obtenerse en formato *xls* fácilmente. La hoja de Excel toma la forma de la figura B2 del anexo B (página 54) que muestra la información relativa a una

de las cien subastas de iPhones. Como se puede ver, los datos no están organizados de una forma que se puedan analizar fácilmente. En concreto, la columna del historial de pujas contiene varios datos que nos interesaría tener en diferentes columnas. Es entonces cuando entramos en la fase de reordenación de datos que se explica en el siguiente apartado.

4.1.2 Reordenación de datos

Power Query es una herramienta del tipo ETL (extract, transform, load) que está disponible de forma gratuita para las versiones de Excel de 2010 y posteriores. El programa permite extraer los datos obtenidos con el “Crawler” en formato Excel, transformarlos y volverlos a cargar a Excel.

Para transformar los datos de la manera que nos interesaba se han seguido múltiples pasos de los que, a continuación, se explicarán los más importantes. En primer lugar, debemos crear una consulta. Esto es lo que nos va a permitir editar nuestros datos. Para ello, una vez hemos descargado e instalado el programa, abrimos el libro de Excel en el que se encuentran los datos obtenidos por el “Crawler” y seguimos la ruta *consulta/desde tabla*. Entonces se nos abre una nueva ventana en la que aparecen los datos tal y como los obtuvimos con “import.io”, esto es la consulta. En una consulta podemos aplicar todos los pasos necesarios para conseguir transformar los datos en la dirección que nos interese y luego volverlos a cargar en Excel. Para nuestro caso, a grandes rasgos, queremos transformar una tabla en la que en cada fila tenemos la información de cada subasta en una tabla en la que cada fila contenga una puja y la información correspondiente a dicha puja. Este cambio es el que viene representado en las figuras B2 (página 54) y B3 (página 55) del anexo B: la primera representa la forma que tienen los datos obtenidos con el “Crawler” y la segunda es el resultado de la transformación con Power Query. Esta transformación ha sido el punto de partida para conseguir las variables necesarias de los dos análisis de este experimento.

Para sintetizar el proceso nos es de utilidad explicar los problemas de la configuración de los datos obtenidos con el “Crawler”. El principal inconveniente, como se puede ver en la figura B2, es la estructura de la columna del historial de pujas. Por ejemplo, para la primera subasta de la muestra de los iPhones (que es la que se puede ver en la figura), los datos sobre el historial vienen dados de la siguiente forma: “*Seudónimo: v***j(39),570,00 EUR,28-ene-15,10:29:18 H.Esp,Seudónimo: r***d(131),560,00 EUR,29-*

*ene-15,17:56:16 H.Esp,Seudónimo: v***j(39),550,00 EUR,28-ene-15,10:28:59 H.Esp,26-ene-15,17:56:18 H.Esp*". Tenemos como objetivo transformar esta columna en tantas columnas como pujas tenga la subasta (en este caso tres pujas), después podemos transponer estas columnas y obtendremos una fila por puja. Hay un comando en Power Query que permite dividir las columnas según delimitadores personalizados. Si nos fijamos, cada puja viene delimitada por los caracteres “,”. Si dividimos la columna del historial según este delimitador, obtendremos tantas columnas como pujas tenga la subasta. La ruta a seguir es: *transforma/divide columna/por delimitador*. La tabla resultante de este proceso es idéntica a la de la figura B2 excepto en que, donde teníamos la columna del historial, ahora tenemos un número de columnas equivalente al número de pujas que tiene cada subasta. El siguiente paso es transponer estas columnas. Para ello seleccionamos las columnas que no queremos transponer (todas excepto las de las pujas) y seguimos la siguiente ruta: *transforma/anula dinamización de otras columnas*. El resultado es una tabla con tantas filas como pujas hay en la muestra. Para cada una de las filas tenemos cinco columnas que contienen la información de la subasta a la que pertenece la puja (ID del artículo, pujadores, pujas, hora de finalización y duración) y una columna que muestra la información de la puja en sí misma. Por ejemplo, en la última columna de la última puja de la primera subasta de los iphones tenemos lo siguiente: *“Seudónimo: v***j(39),570,00 EUR,28-ene-15,10:29:18 H.Esp”*. Esta tabla se representa en la captura de pantalla de la figura B4 (página 56).

Los siguientes pasos van en la dirección de obtener distintas columnas desde la columna que contiene la información sobre la puja en sí misma. Por ejemplo, para los iphones, utilizando el comando de dividir columna podemos obtener el seudónimo si dividimos por el delimitador “(”, el rating si dividimos por “)” y el importe y la fecha y hora en que se introduce la puja si dividimos por “EUR,”.

Lo siguiente que debemos hacer es asignar el tipo de dato que nos convenga a cada columna. Por ejemplo, nos interesa que la columna que contiene la hora de finalización de la subasta tenga asignado el tipo de dato “fecha hora”. Esto se puede hacer mediante la ruta: *“transforma/tipo de dato/fecha_hora”*. Sin embargo, el programa no nos permitirá hacerlo si no sustituimos una serie de valores que no reconoce. Para el caso de esta columna, nos interesa suprimir todos los caracteres “H.Esp”. Para ello seguimos la ruta *Transforma/substituir valores* e indicamos que los valores a substituir son “H.Esp” y que los debemos reemplazar por “”. Por otro lado, Power Query no reconoce “ene” como

enero o “feb” como febrero. Siguiendo el mismo método, tenemos que substituir todas las abreviaciones de los meses por su nombre completo. El resto de pasos que se omiten se han realizado con estos comandos y tienen como objetivo asignar el tipo de dato que nos interesa que reconozca posteriormente el programa o el propio Excel.

Ahora que ya tenemos todas las columnas con el tipo de dato que nos interesa, podemos calcular una nueva columna que sea la diferencia entre la hora en la que finaliza la subasta y la hora en que se introduce la puja. Esto podemos hacerlo con el comando *Añadir columna/columna personalizada*. Esta opción permite crear nuevas columnas calculadas. Para nuestro caso, introducimos la fórmula “=[Hora Final]-[Hora]”, donde [Hora Final] es la columna que contiene las horas de finalización de las subastas y [Hora] es la columna que contiene las horas en que se introdujeron las pujas. En la nueva columna aparece la diferencia entre estas dos fechas en *días:horas:minutos:segundos*, le llamaremos “Diferencia”. Lo que nos interesa es transformarla a minutos. Para ello, con la columna “Diferencia” seleccionada, vamos a *Añadir columna/duración/total minutos* y creamos una nueva columna que llamaremos “Diferencia minutos” y que simplemente muestra los minutos que quedaban para terminar la subasta en el momento en el que se introdujo la puja.

Finalmente, todo este proceso no tenemos que repetirlo para una u otra muestra. Una vez hemos realizado una consulta con todos los pasos necesarios, podemos duplicarla y hacer que Power Query transforme los datos de la otra muestra automáticamente. En este trabajo primero se realizó una consulta para los iphones, luego se duplicó y se cambió el origen de los datos para que la transformación se hiciera sobre los de la muestra de radios y máquinas de escribir obtenidos con “import.io”. Un punto importante a destacar respecto a esta duplicación es que no toda la consulta de los iphones nos era útil para la muestra de radios y máquinas de escribir. Algunos de estos aparatos se subastaban en libras por lo que los pasos en los que hemos utilizado los delimitadores “EUR,” han tenido que ser modificados. En general, las alternativas han estado basadas en el uso de comas como delimitadores.

4.2 Determinantes del sniping en las subastas de valoración común de eBay

Esta parte del experimento tiene como objetivo verificar que aquellos determinantes del “sniping” defendidos por Ockenfels y Roth se cumplen en las subastas de valoración común de eBay. Concretamente, nuestro objetivo es comprobar que los compradores más

experimentados recurren con más frecuencia a estrategias relacionadas con este fenómeno para evitar revelar información acerca del valor del objeto a los demás compradores. Para ello, utilizaremos la muestra de 303 subastas de máquinas de escribir y radios antiguas en eBay que hemos utilizado para la elaboración de la figura 2 (página 20). Estos aparatos están obsoletos y pueden considerarse como coleccionables o susceptibles de ser revendidos por lo que supondremos que la valoración de estos objetos es común para todos los compradores aunque cada uno de ellos tenga una percepción distinta de dicho valor.

El primer problema que se nos plantea es determinar un indicador del grado de conocimiento de los mercados de radios antiguas y máquinas de escribir de los usuarios. Lo que se propone es utilizar el coeficiente de rating de los compradores y suponer que aquellos compradores con un coeficiente más alto tienden a conocer mejor los precios de los objetos subastados. El segundo problema surge de la necesidad de concretar en qué intervalo temporal debe ser introducida una puja de un comprador para que consideremos que este comprador está haciendo “sniping”. El razonamiento para escoger este intervalo debe de estar relacionado con la probabilidad de que las pujas no se transmitan correctamente al sistema. De una forma bastante arbitraria, categorizaremos como pujas de compradores que están realizando “sniping” aquellas que hayan sido introducidas en el último minuto de la subasta. En otras palabras, estamos suponiendo que si un comprador experto revela información en el último minuto mediante una puja, habrá probabilidad positiva de que la puja del comprador inexperto que quiera incorporar la nueva información adquirida no se tramite con éxito.

Por lo tanto, las variables necesarias para este análisis son el rating de cada comprador y el número de pujas que introduce en el último minuto cada uno de estos compradores. Si utilizamos la tabla de radios y máquinas de escribir obtenida mediante la metodología explicada anteriormente en el apartado 4.1, es fácil conseguir estas variables. Para ello debemos añadir una nueva columna en la tabla con la fórmula “=if[Diferencia minutos]<1 then 1 else 0”. Esta función creará una columna (la llamaremos “min1”) en la que se devolverá 1 cuando la puja se haya introducido en el último minuto de la subasta y 0 en cualquier otro caso.

Una vez tenemos esto, utilizamos el comando *Agrupar por* para conseguir la suma de los “unos” de cada comprador. La especificación de cómo se ha configurado este comando viene representado en la figura C1 (página 57). El resultado de cargar esta tabla en Excel

es una tabla de 1096 filas y tres columnas: una para el seudónimo, otra para el rating y otra para la suma de pujas en el último minuto (llamada “SUMAmin1”). Un problema con el que nos hemos encontrado es que había anuncios en que los seudónimos y los ratings de los compradores se mantenían en privado. En la agrupación, Power Query reconoce todos los compradores que se mantienen privados como un mismo comprador porque su seudónimo en el historial es el mismo: “usuario privado”. Consecuentemente, aparecía un comprador que agrupaba todos estos usuarios privados con un número de pujas en el último minuto muy alto. Dado que este dato no era “real”, se ha decidido eliminarlo, por lo que la muestra está compuesto por 1095 compradores “distinguibiles” aunque en realidad eran más.¹²

Una vez hemos conseguido los datos, el modelo que se propone es el siguiente:

$$y_i = x_i \beta + u_i$$

donde y_i es el número de pujas de cada comprador introducidas en el último minuto y $x_i = \ln(\text{rating}_i + 1)$. Lo hacemos así porque hay coeficientes de rating de 0 y, como la variable toma valores suficientemente grandes (entre 0 y 20655), la suma de 1 no afecta demasiado. Un modelo de regresión lineal no nos es útil en este caso porque la variable dependiente es discreta. El total de pujas de cada comprador introducidas en el último minuto oscila entre 0 y 14, es decir, son datos discretos y ordenados. Un modelo lineal tendría en cuenta una variación de 1 a 2 pujas de la misma forma que tendría en cuenta una variación de 4 a 5 pujas y esto no nos interesa. El modelo más adecuado para estos casos es el modelo probit ordenado multinomial. Dado que el análisis que permite Gretl para este tipo de modelo es muy limitado, se ha utilizado Stata.

El probit ordenado multinomial supone que la variable observada Y (en nuestro caso, las pujas de cada comprador en el último minuto de las subastas) es un subproducto de una variable continua no observable que se distribuye según una función de distribución normal estándar. A esta variable no observable la llamaremos Z . Denotemos con n el número de valores distintos que puede tomar la variable discreta observable. En el output de la estimación del modelo obtenemos una estimación de β y $n-1$ estimaciones de “valores de corte”. Estos $n-1$ “valores de corte” delimitan n áreas en la función de

¹² Sólo hay cinco subastas en las que los participantes mantienen su identidad privada así que el efecto de omitirlas no ha sido muy grande.

densidad de Z , es decir, n probabilidades (una para cada valor que puede tomar la variable discreta que observamos). Dependiendo en qué punto caiga z_i , observaremos uno u otro valor y_i .

Para estimar el modelo probit ordenado desde Stata debemos importar los datos desde el programa siguiendo la ruta *File/Import/xls* ya que tenemos los datos guardados en Excel. Después creamos una nueva variable que sea el logaritmo del rating. Para ello escribimos en la barra de comandos lo siguiente: *generate Ln_rating=ln(Rating+1)*. Ahora que tenemos todas las variables que nos interesan generadas, podemos visualizarlas con el comando *describe*. El siguiente paso es estimar el modelo. La sintaxis para el modelo probit ordenado en Stata es “*oprobit nombre variable dependiente nombre variable independiente*” y, en nuestro caso, quedaría como “*oprobit SUMAmin1 Ln_Rating*”. En la estimación obtenemos seis “valores de corte” que determinan siete áreas en la función de densidad normal estándar, una para cada valor que puede tomar y_i . Los compradores introducen 0, 1, 2, 3, 4, 5 o 14 pujas en el último minuto así que lo que nosotros observamos viene dado por:

$$y_i = 0 \text{ si } z_i < C1$$

$$y_i = 1 \text{ si } C1 < z_i < C2$$

$$y_i = 2 \text{ si } C2 < z_i < C3$$

$$y_i = 3 \text{ si } C3 < z_i < C4$$

$$y_i = 4 \text{ si } C4 < z_i < C5$$

$$y_i = 5 \text{ si } C5 < z_i < C6$$

$$y_i = 14 \text{ si } C6 < z_i$$

Aproximadamente, los “valores de corte” estimados por Stata para nuestra muestra de 1095 observaciones (es decir, de 1095 compradores) son $C1=1,16$, $C2=2,02$, $C3=2,36$, $C4=2,73$, $C5=3,01$ y $C6=3,35$. Denotemos con $\Phi(x)$ la función de distribución normal estándar que sigue la variable no observable, entonces las probabilidades de que y_i tome cada valor dado un nivel de x quedarían de la siguiente manera:

$$Prob(y_i=0) = Prob(z_i < C1) = \Phi(C1) = \Phi(1,16) = 0,8770$$

$$Prob(y_i=1) = Prob(C1 < z_i < C2) = \Phi(C2) - \Phi(C1) = \Phi(2,02) - \Phi(1,16) = 0,1013$$

$$Prob(y_i=2) = Prob(C2 < z_i < C3) = \Phi(C3) - \Phi(C2) = \Phi(2,36) - \Phi(2,02) = 0,0126$$

$$Prob(y_i=3) = Prob(C3 < z_i < C4) = \Phi(C4) - \Phi(C3) = \Phi(2,73) - \Phi(2,36) = 0,0059$$

$$Prob(y_i=4) = Prob(C4 < z_i < C5) = \Phi(C5) - \Phi(C4) = \Phi(3,01) - \Phi(2,73) = 0,0019$$

$$Prob(y_i=5) = Prob(C5 < z_i < C6) = \Phi(C6) - \Phi(C5) = \Phi(3,35) - \Phi(3,01) = 0,0009$$

$$Prob(y_i=14) = Prob(z_i > C6) = 1 - \Phi(C6) = 1 - \Phi(3,35) = 0,0004$$

Se puede ver que, para un nivel de rating dado, hay una probabilidad del 87,7% de que los compradores no realicen ninguna puja en el último minuto y que las probabilidades de que realice una o más pujas son cada vez menores. Para nuestro estudio, nos interesa ver el efecto marginal de un aumento del rating sobre el número de pujas introducidas en el último minuto. El coeficiente β estimado por el modelo probit ordenado es de 0,051 con un nivel de significación del 1%. Sin embargo, este coeficiente no puede interpretarse de la misma forma que en un modelo lineal. Podemos interpretar su signo positivo como un indicador de que un aumento de rating incrementa las probabilidades de que un comprador realice una o más pujas, pero su cuantía no indica la magnitud de estos efectos marginales. Para ver cómo afecta un incremento del rating a la probabilidad de que la variable de las pujas tome uno u otro valor, podemos hallar los efectos marginales del rating sobre esta variable con el comando “mfx” de Stata. La sintaxis de este comando es *mfx, predict(outcome(valor que puede tomar la variable discreta))*, así que para nuestro caso debemos escribir lo siguiente en la barra de comandos:

mfx, predict(outcome(0))

mfx, predict(outcome(1))

mfx, predict(outcome(2))

mfx, predict(outcome(3))

mfx, predict(outcome(4))

mfx, predict(outcome(5))

mfx, predict(outcome(14))

Se observan los siguientes resultados:

$$dP_0/dx = -0,0134$$

$$dP_1/dx = 0,0092$$

$$dP_2/dx = 0,0020$$

$$dP_3/dx = 0,0012$$

$$dP_4/dx = 0,0005$$

$$dP_5/dx = 0,0003$$

$$dP_{14}/dx = 0,0002$$

Por lo tanto, hemos obtenido los signos de los efectos marginales que andábamos buscando: un incremento del rating de un comprador supone una disminución de la probabilidad de que dicho comprador no introduzca ninguna puja en el último minuto y un aumento de la probabilidad de que introduzca una o más pujas en el último minuto. Sin embargo, los efectos sobre las probabilidades de que introduzca una o más pujas son muy pequeños. En particular, un aumento del 1% del rating causa una disminución en la probabilidad de que no se introduzca ninguna puja en el último minuto de aproximadamente un 1,34%, mientras que los aumentos de las probabilidades de que realice una o más pujas son todos inferiores al 1%.

Habiendo obtenido unos resultados tan pequeños, uno no puede evitar replantearse los supuestos en los que se ha basado. En primer lugar, respecto a cómo se ha determinado la variable dependiente, un minuto podría ser suficiente como para que un comprador inexperto (el que estamos suponiendo que tiene un rating bajo) incorpore la información revelada por la puja de un comprador experto. En tal caso, la variable dependiente no captaría únicamente las pujas introducidas a última hora por motivos estratégicos de los compradores expertos, sino también las respuestas a estas pujas por parte de compradores inexpertos y que teóricamente tienen un rating bajo.

La figura 4 muestra los resultados obtenidos cuando la variable dependiente del modelo anterior es el número de pujas introducidas por cada comprador en los últimos diez segundos. A esta nueva variable la hemos llamado y'_i . Los resultados indican que, dado un nivel de rating, es muy probable que un comprador no introduzca ninguna puja en los últimos diez segundos. Por otro lado, la probabilidad de que un incremento de un 1% del coeficiente de rating suponga una puja durante este periodo es notablemente superior a la propensión obtenida anteriormente. Los demás efectos marginales también aumentan pero de una forma menos pronunciada.

Figura 4: resultados del modelo con la variable y'_i

r	Prob($y'_i=r$)	dPr/dx
0	95,45%	-2,18%
1	4,12%	1,72%
2	0,37%	0,36%
3	0,03%	0,05%
4	0,03%	0,06%

Fuente: elaboración propia

Por lo tanto, hay una correlación positiva entre el rating de los compradores y la frecuencia con que recurren al “sniping”. Ésta se ve agudizada cuando nos fijamos en periodos de tiempo más cercanos a los finales de la subasta¹³ pero aun así sigue siendo de una magnitud pequeña.

El segundo supuesto del que hemos partido hacía referencia al indicador del grado de conocimiento de los mercados de radios antiguas y máquinas de escribir que tienen los compradores. Un rating de 1000 significa que, como mínimo, el usuario en cuestión ha participado en 1000 transacciones de eBay. Un comprador con un coeficiente alto no necesariamente conoce el valor de mercado de los objetos que está comprando. Sin embargo, debería ser consciente de lo que está haciendo cuando recurre al “sniping” porque lleva tiempo operando en eBay y entiende el funcionamiento del sistema “proxy bidding”. Por lo tanto, podríamos decir que un comprador con rating alto podría estar realizando “sniping” por otros motivos estratégicos que no tengan como objetivo ocultar información acerca del valor objetivo del bien. En particular, este comprador podría estar pujando tarde porque cree que compite con un pujador incremental o con un comprador con una señal informativa del valor del bien similar a la suya (esto es lo que se describe en los dos primeros escenarios del apartado 3.2). Por otro lado, no ocurre lo mismo con un comprador inexperto que no acaba de entender el sistema “proxy bidding” y puja a última hora porque cree que se trata de una subasta inglesa (hablamos del pujador

¹³ También se ha estimado el modelo con el número de pujas introducidas en los últimos veinte segundos como variable dependiente. Las capturas de pantalla de Stata se encuentran en las figuras C2 a C8 del anexo C (página 57).

incremental), por procrastinar la puja o por cualquier otro motivo no estratégico. Dados los resultados obtenidos, nuestra conclusión es que es posible que estén sucediendo dos cosas. En primer lugar, que haya un volumen importante de compradores que no sigan motivaciones estratégicas y, en segundo lugar, que el coeficiente de rating no acabe de ser un buen indicador del grado de conocimiento de los mercados y/o del sistema “proxy bidding” por parte de los compradores. Una posibilidad para distinguir el “sniping” estratégico del que no lo es, consiste en realizar este mismo experimento con datos de una página web que realice subastas con un modo de finalización flexible o “overtime”. En este tipo de subastas, el incentivo asociado al “sniping” desaparece pues siempre queda tiempo para que un comprador pueje más tarde. Si observáramos “sniping” en subastas de estas páginas, éste sería el no estratégico y, la diferencia respecto el de eBay, podría concebirse como aquel que sí lo es. Actualmente, *uBid.com* es una de las páginas que utiliza un mecanismo de este tipo. Desafortunadamente, la información sobre las subastas no está pública una vez han finalizado y este experimento no ha podido ser ampliado por este camino.

4.3. Efecto del sniping sobre los precios en subastas de eBay

Hasta aquí la parte analítica del trabajo ha consistido en la búsqueda de los determinantes del “sniping”. Esta parte del experimento estará enfocada al análisis del efecto de este fenómeno sobre los precios. Concretamente, contrastaremos la hipótesis de Ockenfels y Roth (2002) en la que se defiende que el incentivo que tienen los compradores para pujar a última hora es conseguir precios más bajos. Por lo tanto, para aceptar esta hipótesis deberíamos observar que los precios son inferiores en subastas en las que hay más pujas en los últimos momentos de su duración o que son mayores cuando los compradores terminan de pujar pronto.

Para este experimento los datos sobre máquinas de escribir y radios no nos son útiles. Dado que ahora incluiremos la variable precio, necesitamos una muestra totalmente homogénea, es decir, las subastas que la compongan han de ser de objetos idénticos y en el mismo estado. Si la muestra contiene objetos distintos entre sí, no tiene ningún sentido intentar averiguar la relación entre la distribución temporal de las pujas y los precios de venta alcanzados puesto que el valor de cada uno de ellos es también distinto. La única manera de asegurar que los objetos estén en el mismo estado es considerar solamente los

que estén nuevos. Si el objeto está usado, ante la dificultad de la inspección del mismo, aparecen problemas de información asimétrica¹⁴.

Estas limitaciones reducen las posibilidades de conseguir una muestra razonablemente grande y más aún, teniendo en cuenta que la información de subastas cerradas en eBay sólo permanece pública durante aproximadamente cuatro meses. La mejor manera de hallar aquellos productos de los que hay más subastas cerradas en eBay es realizando una búsqueda por filtros en lugar de realizarla mediante palabras clave. De esta forma podemos visualizar los resultados de la búsqueda según las categorías o marcas a las que pertenecen las subastas que cumplen nuestros requisitos. En nuestro caso, deberíamos aplicar los siguientes filtros: primero el filtro de subasta para que no aparezcan las compra ventas, luego activamos el que hace referencia al estado del producto ordenando que sea nuevo y, finalmente, concretamos que las subastas deben estar terminadas marcando la opción “artículos vendidos”. Una vez se han introducido estos filtros, los resultados de la búsqueda sólo contienen anuncios que cumplen los requisitos de dichos filtros y se pueden visualizar por categorías o por marcas. Dado que nuestro objetivo es encontrar productos de un mismo modelo, nos interesa buscar por marcas. Si miramos qué marcas son las que tienen un número mayor de subastas en eBay encontramos que, generalmente, son empresas de productos informáticos o de telefonía. En particular, se ha encontrado que los teléfonos móvil marca Samsung y Apple son los más subastados y, concretamente, que el iphone 6 de 16gb de memoria era el producto nuevo que tenía más subastas terminadas en eBay. Por esta razón, para este trabajo se han utilizado los datos de un total de 100 subastas terminadas de estos móviles en eBay que han sido obtenidos en dos tandas: en enero de 2015 se obtuvieron datos de 60 subastas cerradas durante los meses de octubre, noviembre y diciembre y, posteriormente, en abril, se recolectaron datos de subastas cerradas durante enero, febrero y marzo.

Dada la naturaleza de los objetos subastados en nuestra muestra, el escenario del teorema de Ockenfels y Roth (2002) al que nos referimos ahora no es el mismo al que nos referíamos en el análisis anterior. Los móviles no son muy susceptibles de ser coleccionados o revendidos por lo que se considera que los compradores tienen una

¹⁴ Una muestra con objetos idénticos y usados sería útil para un estudio de los efectos de los coeficientes de rating de los vendedores sobre los precios que se alcanzan, pero no para este análisis.

valoración privada del bien. Ahora nuestro escenario es aquel en el que se realiza “sniping” porque se compite con un pujador incremental o con un comprador con una valoración similar. En ambos casos es igual que sucedía en el escenario de subastas de valoración común, el incentivo del comprador que sigue estrategias de pujar a última hora es alcanzar un precio inferior al que llegaría mediante una estrategia de otro tipo.

Para cuantificar el efecto del “sniping” sobre los precios se han encontrado dos vías. La primera consiste en averiguar si el hecho de que los compradores introduzcan sus disposiciones a pagar pronto implica precios mayores. La segunda alternativa es ver si la práctica de “sniping” da lugar a precios menores.

Empezaremos por la primera de ellas, es decir, intentaremos averiguar si hay alguna correlación positiva entre los precios y el buen funcionamiento del sistema “proxy bidding”. El problema que surge de este análisis radica en cómo determinar una variable que capte el buen o mal funcionamiento del sistema “proxy bidding” de eBay, entendiendo como buen funcionamiento el hecho de que los compradores acaben de introducir sus disposiciones a pagar pronto. La propuesta es calcular, para cada subasta, el número de últimas pujas de los compradores introducidas durante la primera cuarta parte, las dos primeras cuartas partes y las tres primeras cuartas partes de la duración de las subastas. A partir de estos datos podríamos estimar tres modelos por mínimos cuadrados ordinarios desde Gretl en los que la variable dependiente sería la misma (el precio) y la independiente sería distinta: en cada uno de los modelos, el número de pujas introducidas en uno de los periodos mencionados anteriormente. Sin embargo, esta variable no acaba de captar un buen funcionamiento del “proxy bidding” en las subastas de eBay ya que un número alto de últimas pujas introducidas pronto no implica que luego no se recurra al “sniping”. Una mejor manera de configurar una variable independiente que capte el buen o mal funcionamiento del “proxy bidding” en las subastas consiste en considerar la proporción de las últimas pujas de los compradores introducidas durante cada intervalo temporal sobre el total de últimas pujas introducidas en cada subasta (o el total de compradores que han participado en cada subasta). Un valor alto de esta variable significaría que la mayoría de compradores están acabando de pujar pronto, mientras que los valores bajos representan subastas en las que los compradores terminan de pujar tarde.

Por lo tanto, necesitamos una variable que sea el precio de cada subasta y tres variables más que representen la proporción de últimas pujas introducidas durante el primer cuarto, la primera mitad y los tres primeros cuartos de la duración de cada subasta. Para la

obtención de estos datos partiremos de la tabla de los iphones que obtuvimos en el apartado 4.1 y aplicaremos nuevos pasos a la consulta. Recordemos que esta tabla contiene un número de filas equivalente al total de pujas que ha habido en las subastas. Lo primero que debemos hacer es deshacernos de las filas de las pujas que han sido repensadas por los compradores, es decir, que no han sido las últimas. Para ello utilizamos el comando *Agrupar por* y ordenamos que las filas agrupadas deben ser ID del artículo, precio de venta, pujadores, pujas y duración en minutos. Por otro lado, la columna nueva que obtengamos debe de ser el mínimo de la columna “Diferencia minutos”. Esta agrupación es la que se muestra en la captura de pantalla de la figura D del anexo D (página 60). Como se recordará, la columna “Diferencia minutos” que calculamos en el apartado 4.1.2 contiene los minutos que quedaban para terminar la subasta en el momento en que se introdujo la puja. Si agrupamos de esta manera, solamente obtenemos la puja más tardía de cada comprador en cada subasta¹⁵.

Ahora que ya hemos conseguido las últimas pujas de los compradores, podemos proceder a calcular tres nuevas columnas en las que se muestre 1 si la puja ha estado introducida en uno de los tres intervalos y 0 en cualquier otro caso. En particular, las tres fórmulas a introducir son:

“if[Diferencia min]>[Duracion min]/4 then 1 else 0”

“if[Diferencia min]>[Duracion min]/2 then 1 else 0”

“if[Diferencia min]>[Duracion min](3/4) then 1 else 0”*

La primera devuelve 1 cuando la última puja ha sido introducida durante las tres primeras cuartas partes de la duración de la subasta, la segunda devuelve 1 cuando se ha introducido durante la primera mitad y la tercera devuelve 1 cuando se ha introducido durante la primera cuarta parte de la duración. En cualquier otro caso devuelven 0.

En este punto, la tabla sobre la que trabajamos contiene una fila por cada última puja de cada comprador en cada subasta y tiene las siguientes columnas: ID del artículo, precio de venta, número de pujadores, número de pujas, duración en minutos y las tres columnas calculadas (con unos y ceros según si la puja en cuestión se haya introducido en cada

¹⁵ Este es el punto de partida para la elaboración de la figura 2. Los pasos posteriores para dicha elaboración vienen explicados en el anexo E (página 60).

intervalo). A partir de esta tabla podemos agrupar por ID del artículo y precios de venta e indicamos que genere tres columnas nuevas, cada una de ellas será la suma de los unos y ceros de las tres columnas que hemos calculado anteriormente. Como resultado, obtenemos el número de últimas pujas introducidas en cada intervalo temporal para cada subasta. Finalmente, para calcular el promedio de estas pujas sobre el total de últimas pujas de la subasta sólo tenemos que dividir las columnas que contienen estas sumas por la columna de pujadores. Este último paso se puede hacer directamente en Power Query o desde Excel. En este trabajo se ha optado por hacerlo desde Power Query añadiendo tres columnas calculadas.

Habiendo seguido todo este proceso, ya tenemos las variables que nos interesaban para el análisis. Si corremos un modelo por mínimos cuadrados ordinarios desde Gretl en el que la variable dependiente sea el logaritmo del precio y la independiente sea el porcentaje de pujas introducidas durante la primera cuarta parte de la subasta, obtenemos una relación entre las dos variables, aunque pequeña y poco significativa. Concretamente, el coeficiente beta estimado es de 0,0005 con un nivel de significación del 10%. Cuando este porcentaje aumenta en un punto básico, el precio aumenta muy poco. Por lo que hace a los otros dos modelos en los que las variables dependientes eran, para uno, el porcentaje introducido durante las dos primeras cuartas partes de la duración y, para el otro, el porcentaje introducido durante las tres primeras partes, no se ha encontrado ninguna relación significativa. Fruto de estos resultados, concluimos que no hemos encontrado que un funcionamiento del sistema “proxy bidding” tal y como eBay lo recomienda implique mayores precios y, si lo hace, los efectos son muy pequeños y con un nivel de significación muy bajo.

El otro lado de la moneda es analizar el efecto de las últimas pujas de cada comprador introducidas a última hora sobre los precios. Concretamente, queremos ver si la práctica de estrategias relacionadas con el “sniping” da lugar a precios menores. La propuesta es hacer un modelo de regresión simple estimado con Gretl en el que una variable independiente que capture la ocurrencia de “sniping” en la subasta trate de explicar las variaciones del precio. De nuevo, se han considerado varias alternativas como variable independiente: la suma de las últimas pujas de los compradores introducidas en el último minuto y el porcentaje de estas pujas sobre el total de últimas pujas de los compradores (o el número de compradores de la subasta).

Para la obtención de estas variables independientes partiremos de la tabla explicada en este mismo apartado que contiene las últimas pujas de cada comprador. Sólo necesitamos añadir tres pasos a esta consulta. El primero es calcular una nueva columna que devuelva 1 cuando la puja ha sido introducida en el último minuto de la subasta y 0 en cualquier otro caso. Para ello, usamos la fórmula “*if[Diferencia min]>1 then 0 else 1*” que ya debe sernos familiar. El segundo paso consiste en hacer una agrupación con el comando *Agrupar por* para obtener la suma de las últimas pujas introducidas en el último minuto para cada subasta. Finalmente, desde Power Query, añadimos una nueva columna que sea el promedio de esta suma sobre el total de últimas pujas de la subasta.

Con esta pequeña transformación podemos proceder al análisis. Encontramos que, a un nivel de significación del 5% (pero muy cercano al 1%), con la introducción adicional de una puja en el último minuto de una subasta se puede esperar una bajada del precio de 18,77€ aproximadamente. Esta manera de determinar la variable dependiente no tiene en cuenta las pujas que se han introducido antes del último minuto: estos resultados pueden interpretarse como el efecto marginal de una puja adicional en el último minuto sobre el precio, esté o no funcionando bien el sistema “proxy bidding”. Si queremos ver los efectos del “sniping” cuando los compradores no están pujando pronto, debemos concretar una variable dependiente que represente el porcentaje de últimas pujas introducidas en el último minuto sobre el total de últimas pujas de la subasta. Los resultados obtenidos en el modelo estimado por mínimos cuadrados ordinarios en el que la variable dependiente es este porcentaje y la independiente es el precio de venta indican que, con un nivel de significación del 1%, un aumento del 1% de la concentración de pujas en el último minuto hace disminuir el precio en 73 céntimos de euro aproximadamente.

Por lo tanto, el único resultado contundente en magnitud y significación que hemos encontrado es el de la propensión marginal del precio cuando un comprador introduce su última puja en el último minuto en lugar de hacerlo antes. Como se dijo, este resultado puede interpretarse como el efecto del “sniping” pase lo que pase antes del primer minuto de la subasta y parece ir en la dirección que apunta la hipótesis de Ockenfels y Roth: más pujas a última hora permiten alcanzar precios menores. Por otro lado, los dos modelos que intentaban explicar las variaciones de los precios por los porcentajes de últimas pujas introducidas durante un periodo u otro no han dado resultados demasiado significativos y, si ha sido así, los efectos eran muy pequeños. Un apunte importante en relación a estos

modelos es la sensibilidad de estos porcentajes a la introducción de una sola puja adicional en los periodos considerados. La media de pujadores o, lo que es lo mismo, la media de últimas pujas de los compradores está en 8,9 con una mediana de 9. En el caso que una última puja se trasladara al primer cuarto de duración de una subasta o al último minuto de la subasta, el incremento del porcentaje supondría, en términos promedio, más de un 10%. Si esta puja hubiese sido introducida en el primer cuarto, el aumento del precio hubiese seguido siendo pequeño (aproximadamente de un 0,005%) pero de haberse introducido en el último minuto, podríamos esperar una disminución de 7,3 euros sobre el precio (que tiene una media de 578 euros).

4.4 Otros temas y posibles ampliaciones

En este apartado se comentarán brevemente dos ideas que podrían ser interesantes para continuar con el experimento. La primera idea es ver si en las subastas en las que se alcanzan precios mayores durante las primeras horas o días de su duración las pujas tardías se ven desincentivadas y se alcanzan precios mayores. Dado que no se ha realizado este análisis, en su lugar se ha elaborado la figura 5. Esta figura muestra la evolución de los precios de las subastas de los iphones a lo largo de su duración que ha sido dividida en 20 cuantiles. Concretamente, se representa la evolución del precio en términos promedio para el total de la muestra (“Promedio”), la evolución del precio de la subasta que alcanzó un precio mayor durante el primer cuantil de su duración (“subasta 1”) y la evolución del precio de la subasta que llegó con un precio más bajo a este mismo cuantil (“subasta 2”).

Para obtener la figura G1 se han calculado 20 columnas nuevas (una por cuantil) a partir de la tabla obtenida en el apartado 4.1.2. Por ejemplo, la columna del cuantil 10 se ha calculado a partir de la siguiente fórmula:

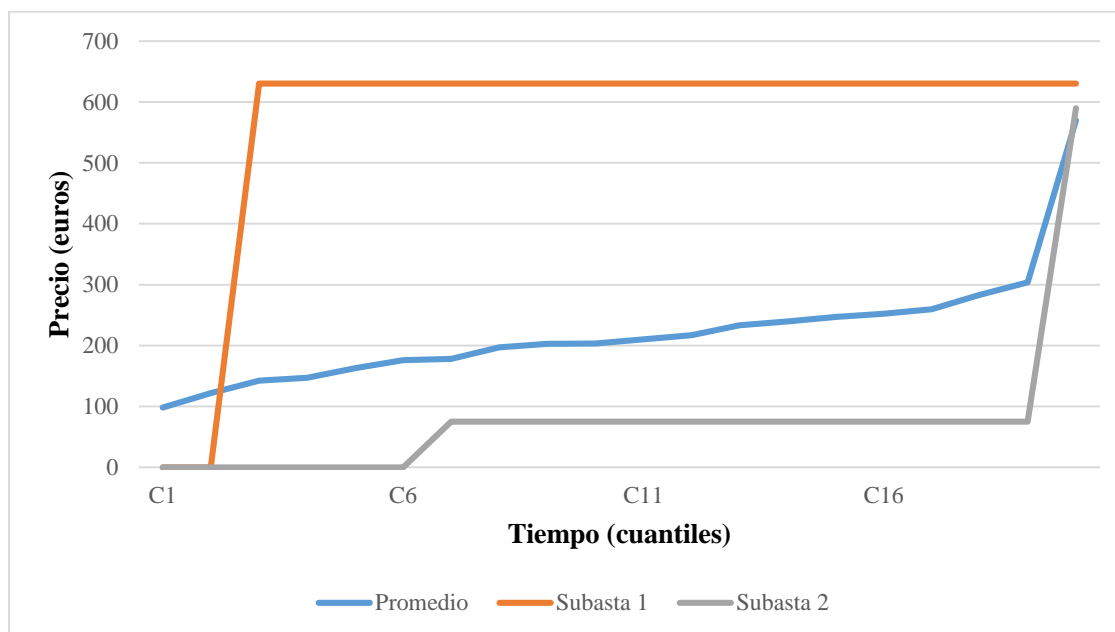
*If[Diferencia min]<[Duración min]/20*10 then 0 else if[Diferencia min]<[Duración min]/20*11 then if[Importe]<[PC9] then [PC9] else [importe] else 0*

Donde “Diferencia min” son los minutos que quedaban para terminar la subasta cuando se introdujo la puja, “Duración min” es la duración de la subasta en minutos, “Importe” es la cantidad por la que se pujó y “PC9” contiene el importe de la puja más alta del cuantil anterior (en este caso, el nueve).

Con esta fórmula creamos una nueva columna en la que aparece el importe de la puja cuando ésta ha sido introducida en el décimo cuantil de la duración de la subasta y,

además, es superior a la puja más alta del cuantil anterior. En cualquier otro caso devuelve 0. Después había que agrupar por ID del artículo y obtener el valor máximo de estas 20 columnas calculadas, de tal forma que obteníamos la puja más alta introducida en cada cuantil para cada subasta.

Figura 5: evolución de los precios de los iphones



Fuente: elaboración propia

Una segunda idea consiste en intentar encontrar si en aquellas subastas en las que actúan pujadores incrementales se alcanzan precios mayores. Para ello, podría calcularse una medida parecida al índice de Gini que, para cada subasta, indicaría la forma en que están distribuidas las pujas entre los compradores. Para índices más cercanos a 1, podríamos pensar que muchas pujas están concentradas en pocos compradores y supondríamos que éstos son los incrementales. Consecuentemente, si quisiéramos aceptar la hipótesis de Ockenfels y Roth (2002), deberíamos observar que para índices mayores los precios son también mayores.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos visto la manera en la que interactúan la “Teoría Tradicional de Subastas” y la teoría de subastas de internet en un ámbito concreto, el “sniping”. Dado el gran crecimiento (y las expectativas de que siga así) de las subastas online y, en general, del e-commerce, es de esperar que los usuarios de las páginas que realizan estas actividades adquieran conocimientos cada vez mayores sobre el funcionamiento del

sistema “proxy bidding” u otros similares. Por este motivo, se considera de vital importancia que los responsables del diseño de las subastas de internet tengan muy en cuenta las consecuencias de sus decisiones sobre el comportamiento de los compradores. Sobre lo que se ha tratado en este trabajo y pese que en alguno de los casos no hemos obtenido unos resultados empíricos demasiado contundentes, podemos sacar algunas conclusiones normativas.

La primera de ellas hace referencia a la eficiencia de las subastas de internet. Independientemente de que un comprador recurra al “sniping”, en una subasta con “proxy bidding” es de interés para los compradores pujar por su valoración, es decir, son compatibles en incentivos. Sin embargo, no todas las disposiciones a pagar se revelan. En eBay y uBid, solo se dejan públicas las disposiciones a pagar (“proxy bids”) de los compradores que no han ganado, tanto para los compradores como para el vendedor. Actualmente, hay muchas empresas que deciden comerciar por internet (de hecho, en *uBid.com* sólo venden empresas) así que algo a tener en cuenta a la hora de diseñar una subasta podría ser la revelación de los costes de las empresas o la revelación de las valoraciones de los consumidores a las empresas. En este sentido, sería interesante que las “proxy bids” de los ganadores se dejaran ver a los vendedores.

La segunda percepción que obtenemos de este trabajo hace referencia a la utilidad del vendedor en las subastas de internet. Las publicaciones académicas suelen equiparar las subastas de internet a la subasta Vickrey por la manera en que se conforma el precio: siempre según la segunda puja más alta. Sin embargo, el sistema “proxy bidding” es de una naturaleza oral, característica que no comparte con la subasta Vickrey y que hemos visto que tiene consecuencias sobre el comportamiento de los compradores. Concretamente, en una subasta con “proxy bidding”, un comprador puede tener suficientes incentivos como para esperar a los últimos segundos para introducir su puja. Ante una expansión de las subastas online y del conocimiento de las ventajas que se pueden obtener siguiendo estrategias de este tipo, las subastas de eBay u otras páginas podrían convertirse en subastas de sobre cerrado: ante una recurrencia masiva al “sniping”, las pujas no serían observables porque no hay tiempo suficiente para observarlas. La consecuencia de esta transición es una pérdida de atractivo de las subastas que utilicen un sistema “proxy bidding” con un modo de finalización rígido. Por un lado, los precios de venta alcanzados pueden disminuir por los motivos que se han presentado en este trabajo y, además, al convertirse en subastas de sobre cerrado, la probabilidad de

que los compradores de subastas de valoración común caigan en el “winner’s curse” se incrementa, se puja más precavidamente y las utilidades de los vendedores caen. Por otro lado, puede que los compradores no tengan tantos incentivos para hacer “sniping” si todos los demás lo están haciendo. Seguir una estrategia de este tipo tiene sentido si son pocos los que la siguen. Cuando son muchos, la probabilidad de que la puja de un comprador sea la única que se transmita correctamente al sistema decrece y sus ganancias esperadas también. Por lo tanto, una segunda inferencia que obtenemos de este trabajo es que podría ser más conveniente establecer subastas con un modo de finalización de tipo “overtime”. Entonces el “sniping” no tendría ningún sentido desde un punto de vista estratégico y volveríamos a una subasta del tipo oral en la que los vendedores verían como se rehacen sus ingresos¹⁶. Un punto a favor respecto a este último argumento es la evolución del volumen de usuarios y de ventas que está experimentando *uBid.com* en los últimos años y que, actualmente, se considera el principal competidor de eBay (aunque todavía muy desventajado).

¹⁶ Esta subasta oral sería equivalente a la “button auction” que hemos contemplado en el apartado 2.2.1.

REFERENCIAS

- Akerlof, George. 1970. The Market for Lemmons: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *Quarterly Journal of Economics*. Pàg 488-500.
- Andrews, Thomas; Benzing, Cynthia. 2006. The Determinants of Price in Internet Auctions of Used Cars. *International Atlantic Economic Society*. Vol 35. Pàg 43-57.
- Ariely, Dan; Ockenfels, Axel; Roth, Alvin E. 2005. An Experimental Analysis of Ending Rules in Internet Auctions. *The rand journal of economics*. Vol 36. Pàg 890-907.
- Ausubel, Laurence M. 2003. Auction Theory for the New Economy. *New Economy Handbook*. Chapter 6.
- Bajari, Patrick; Hortacsu, Ali. 2001. Winner's Curse, Reserve Prices and Endogenous Entry: Empirical Insights from eBay Auctions. Working Paper.
- Bajari, Patrick; Hortacsu, Ali. 2002. Cyberspace Auctions and Pricing Issues: a Review of Empirical Findings. Working paper.
- Bajari, Patrick; Hortacsu, Ali. 2003. Economics Insights from Internet Auctions: a Survey. *National Bureau of Economic Research*. Working Paper 10076.
- Bryan, Doug; Prasad, Naghi; Lucking-Reiley, David; Reeves, Daniel. 2000. Pennies from eBay: the Determinants for Price in Online Auctions. Working paper.
- Bulow, Jeremy; Klemperer, Paul. 2002. Prices and the Winner's Curse. *The rand journal of economics*. Vol 33. Pàg 1-21.
- Elma Wolfsetter. 1996. Auctions: an Introduction. *Journal of economic surveys*. Vol 10, núm 4. Pàg. 367, 420.
- Greene, William H. 2002. Econometric Analysis. New Jersey: Pearson Education Inc.
- Houser, Daniel; Wooders, John. 2000. Reputation in Auctions: Theory and Evidence from eBay. Working paper.
- Jank, Wolfgang; Shmueli, Galit. 2010. Modeling Online Auctions. New Jersey: Wiley & Sons Inc.

Jin, Ginger; Kato, Andrew. 2002. Blind Trust Online: Experimental Evidence from Baseball Cards. Working paper.

Kauffman, Robert J; Wood, Charles A. 2000. Running up the Bid: Modelling Seller Opportunism in Internet auctions. *Americas Conference on Information Systems*. Working paper 376.

Kauffman, Robert J; Wood, Charles A. 2006. Doing their Bidding: an Empirical Examination of Factors that Affect a Buyer's Utility in Internet Auctions. *Inf Technol Manage*. Vol 7. Pàg 171-190.

Klemperer, Paul. 2002. How (not) to Run Auctions: the European 3g Telecom Auctions. *European Economic Review*. Pàg 1-22.

Lucking-Reiley, David. 2000a. Auctions on the Internet: What's Being Auctioned and How? *Journal of industrial economics*. Pàg 227-252.

Lucking Reiley, David. 2000b. Vickrey Auctions in Practice: from Nineteenth-century Philately to Twenty-first-century E-Commerce. *Journal of Economic Perspectives*. Vol 14, núm 3. Pàg. 183-192.

McAfee, Preston; McMillan, John. 1987. Auctions and Bidding. *Journal of Economic Literature*. Vol 25. Pàg 699-738.

Menezes, Flavio M; Monteiro, Paulo K. 2005. An Introduction to Auction Theory. New York: Oxford University Press Inc.

Mikhail, Melnik; Alm, James. 2003. Does a Seller's E-commerce Reputation Matter? *The journal of industrial economics*. Vol 50. Pàg 337-349.

Milgrom, Paul R; Weber, Robert J. 1982. A Theory of Auctions and Competitive Bidding. *Econometrica*. Vol 50. Pàg 1089-1122.

Myerson, R. 1979. Incentive-compatibility and the Bargaining Problem. *Econometrica*. Vol 47. Pàg 61-73.

Myerson, Roger B. Optimal Auction Design. 1981. *Mathematics of operations research*. Vol 6. Pàg 58-73.

Ockenfels, Axel; Roth, Alvin E. 2000. Last Minute Bidding and the Rules for Ending Second-price Auctions: Theory and Evidence from a Natural Experiment on Internet. *National Bureau of Economic Research*. Working paper 7729.

Ockenfels, Axel; Roth, Alvin E. 2001. Strategic Late Bidding in Continuous Time Second Price Internet Auctions. Working paper.

Ockenfels, Axel; Roth, Alvin E. 2002. The Timing of Bids in Internet Auctions: Market Design, Bidding Behavior and Artificial Agents. *AI magazine*. Vol 23. Pàg 79-88.

Rothkopf, Michael H; Teisberg, Thomas J; Kahn, Edward P. 1990. Why are Vickrey Auctions Rare? *Journal of Political Economy*. Vol 98. Pàg 94-109.

ANEXO

A. Detalle sobre los incrementos de las pujas en eBay

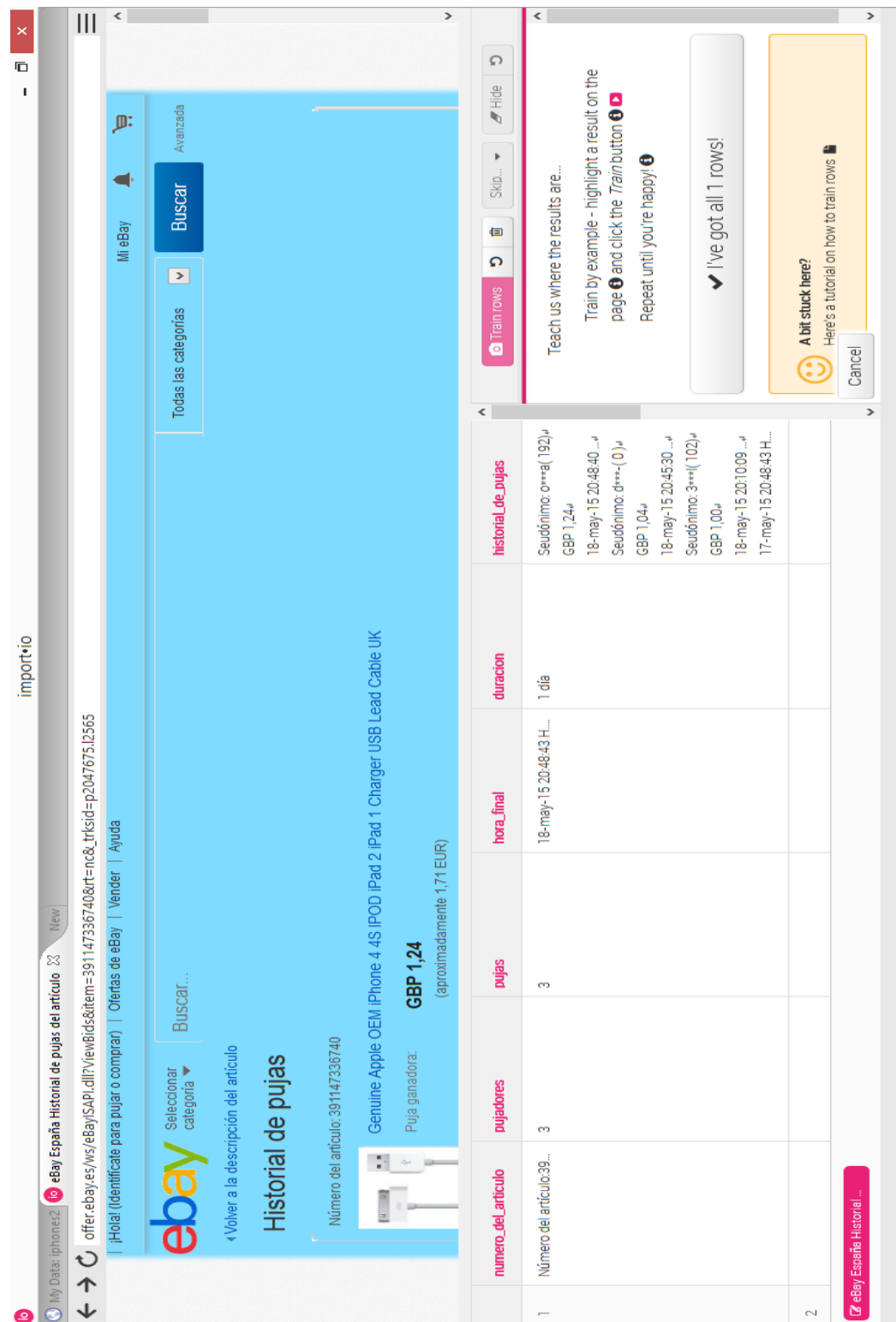
Figura A: incrementos automáticos sobre la puja más alta actual

Puja más alta actual	Incremento
0,00 Euros - 9,99 Euros	0,50 Euros
10,00 Euros - 19,99 Euros	0,60 Euros
20,00 Euros - 39,99 Euros	1,00 Euros
40,00 Euros - 99,99 Euros	1,50 Euros
100,00 Euros - 249,99 Euros	2,50 Euros
250,00 Euros - 499,99 Euros	5,00 Euros
500,00 Euros - 999,99 Euros	10,00 Euros
1000,00 Euros - 2.499,99 Euros	20,00 Euros
2.500,00 Euros - 4.999,99 Euros	50,00 Euros
5000,00 Euros	100,00 Euros

Fuente: ebay.com

B. Obtención y reordenación de datos

Figura B1: “import.io” con la información seleccionada en la “barra de comandos”



Fuente: elaboración propia

Figura B2: output de “import.io” para la muestra de 100 subastas de iphones de eBay

ARCHIVO

INICIO

INSERTAR

DISEÑO DE PÁGINA

FÓRMULAS

DATOS

REVISAR

G3

✕

✓

fx

	A	B	C	D	E	F
1						
2	<div>Artículo</div> <div>Número del artículo:221673479186</div>	<div>Pujadores</div> <div>2</div>	<div>Pujas</div> <div>3</div>	<div>Hora final</div> <div>29-ene-15 17:56:18 H.Esp</div>	<div>Duracion</div> <div>3 días</div>	<div>Historial</div> <div>Seudónimo : v***j(39),570,00 EUR,28-ene-15,10:29:18 H.Esp,Seu dónimo: r***d(131),560,00 EUR,29-ene-15,17:56:16 H.Esp,Seu dónimo: v***j(39),550,00 EUR,28-ene-15,10:28:59 H.Esp,26-ene-15,17:56:18 H.Esp</div>
3	Número del	7	10	07-feb-15	7 días	Seudónimo
datos_iniciales_iphone6(16gb)				LB 75%	LB 50%	LB25%
<div> <div>Hoja</div> </div>						

LISTO

Fuente: elaboración propia

Figura B3: transformación básica con Power Query

iphones6_16gb LB75% - Editor de consultas

Archivo Inicio Transforma Afegeix columna Visualitza

Configura consulta avançat Barra de fórmules Mostra

Consultes

Configuració d...

PROPIETATS

Nom

iphones6_16gb LB75%

Totes les propietats

PASSOS APLICATS

Valor substituït/

Valor substituït8

Valor substituït9

Valor substituït10

Valor substituït11

Valor substituït12

Valor substituït13

Tipus canvia8

Columnes amb ...

Personalització ...

Minuts totals in...

Columnes amb ...

Tipus canvia9

Personalització ...

Filles agrupades

Personalització ...

Filles agrupades1

Personalització ...

Table.RenameColumns({"Tipus canvia8":{"Valor.1.1","Seudónimo"}, {"Valor.1.2","Rating"}, {"Valor.2.1","Importe"}, {"Valor.2.2","Hora"}})

Artículo	Preu venda	Pujadores	Pujas	Hora final	Duración	Seudónimo	Rating	Importe	Hora
1 221673479186	570,00	2	3	29/01/2015 17:56:18	3 días	v***j	39	570,00	28/01/2015 10:29:18
2 221673479186	570,00	2	3	29/01/2015 17:56:18	3 días	r***d	131	560,00	29/01/2015 17:56:16
3 221673479186	570,00	2	3	29/01/2015 17:56:18	3 días	v***j	39	550,00	28/01/2015 10:28:59
4 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	a***b	1	640,00	07/02/2015 10:29:34
5 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	3***r	3	630,00	07/02/2015 16:08:58
6 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	3***r	3	610,00	07/02/2015 16:08:25
7 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	1***3	4	590,00	07/02/2015 15:25:34
8 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	a***b	1	580,00	07/02/2015 10:29:23
9 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	1***3	4	570,00	05/02/2015 19:12:45
10 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	a***m	2	560,00	03/02/2015 20:28:07
11 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	p***c	209	550,00	01/02/2015 19:00:08
12 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	a***r	20	545,00	01/02/2015 20:53:06
13 301511242621	640,00	7	10	07/02/2015 17:49:02	7 días	a***a	0	525,00	01/02/2015 18:53:45
14 161581192873	570,00	1	1	07/02/2015 10:53:36	7 días	m***j	5	570,00	07/02/2015 9:39:27
15 261767469004	560,00	3	5	18/02/2015 19:03:50	10 días	e***a	40	560,00	10/02/2015 9:29:29
16 261767469004	560,00	3	5	18/02/2015 19:03:50	10 días	s***t	136	550,00	08/02/2015 21:48:24
17 261767469004	560,00	3	5	18/02/2015 19:03:50	10 días	a***e	0	540,00	09/02/2015 9:04:07
18 261767469004	560,00	3	5	18/02/2015 19:03:50	10 días	a***e	0	520,00	09/02/2015 9:03:58
19 261767469004	560,00	3	5	18/02/2015 19:03:50	10 días	a***e	0	500,00	09/02/2015 9:02:59
20 271730754488	561,01	13	35	07/01/2015 21:35:37	3 días	m***o	8	561,01	07/01/2015 21:35:19
21 271730754488	561,01	13	35	07/01/2015 21:35:37	3 días	5***a	36	560,00	07/01/2015 21:35:32
22 271730754488	561,01	13	35	07/01/2015 21:35:37	3 días	s***r	237	540,00	07/01/2015 18:27:21
23 271730754488	561,01	13	35	07/01/2015 21:35:37	3 días	s***r	237	520,00	07/01/2015 18:27:12
24 271730754488	561,01	13	35	07/01/2015 21:35:37	3 días	s***b	4	500,00	07/01/2015 13:25:55

10 COLUMNES, 50 FILES

VISUALITZACIÓ PRÈVIA BAIXADA A LES 9:26.

Fuente: elaboración propia

Fuente: elaboración propia

56

C. Determinantes del “sniping”

Figura C1: configuración de la agrupación para obtener las pujas introducidas en el último minuto de cada comprador.

Agrupar per...

Especifiqueu les columnes per les quals voleu agrupar.

Agrupar per +

Rating -

Seudónimo -

Nom de la columna nova Operació Columna +

SUMAmin1 Suma min1 -

D'acord Cancel·la

Fuente: elaboración propia

C2: modelo probit ordenado con el número de pujas introducidas en los últimos veinte segundos como variable dependiente.

```
. oprobit SUMA20seg Ln_rating
```

Iteration 0: log likelihood = **-580.86426**
Iteration 1: log likelihood = **-575.74984**
Iteration 2: log likelihood = **-575.73284**
Iteration 3: log likelihood = **-575.73284**

Ordered probit regression Number of obs = **1095**
 LR chi2(1) = **10.26**
 Prob > chi2 = **0.0014**
Log likelihood = **-575.73284** Pseudo R2 = **0.0088**

SUMA20seg	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Ln_rating	.072478	.0229942	3.15	0.002	.0274102	.1175458
/cut1	1.357344	.1234295			1.115427	1.599262
/cut2	2.294207	.140041			2.019732	2.568683
/cut3	2.799304	.1713042			2.463554	3.135054
/cut4	3.039485	.2022234			2.643134	3.435835
/cut5	3.463646	.3100761			2.855909	4.071384

Fuente: elaboración propia

C3: *propensión marginal de un aumento del rating sobre la probabilidad de que un comprador no introduzca ninguna puja durante los últimos veinte segundos de la subasta.*

```
. mfx, predict(outcome(0))
```

Marginal effects after oprobit
y = Pr(SUMA20seg==0) (predict, outcome(0))
= .84512626

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
Ln_rat~g	-.0172613	.00543	-3.18	0.001	-.0279 -.006623	4.71305

Fuente: elaboración propia

C4: *propensión marginal de un aumento de rating sobre la probabilidad de que un comprador realice una puja en los últimos veinte segundos de la subasta.*

```
. mfx, predict(outcome(1))
```

Marginal effects after oprobit
y = Pr(SUMA20seg==1) (predict, outcome(1))
= .12944112

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
Ln_rat~g	.012964	.00415	3.13	0.002	.004835 .021093	4.71305

Fuente: elaboración propia

C5: *propensión marginal de un aumento de rating sobre la probabilidad de que un comprador realice dos pujas en los últimos veinte segundos de la subasta.*

```
. mfx, predict(outcome(2))
```

Marginal effects after oprobit
y = Pr(SUMA20seg==2) (predict, outcome(2))
= .01844136

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
Ln_rat~g	.0028865	.00105	2.75	0.006	.000829 .004944	4.71305

Fuente: elaboración propia

C6: *propensión marginal de un aumento de rating sobre la probabilidad de que un comprador realice tres pujas en los últimos veinte segundos de la subasta.*

```
. mfx, predict(outcome(3))
```

Marginal effects after oprobit
y = Pr(SUMA20seg==3) (predict, outcome(3))
= .00350226

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
Ln_rat~g	.0006512	.00037	1.76	0.078	-.000074	.001376		4.71305

Fuente: elaboración propia

C7: *propensión marginal de un aumento de rating sobre la probabilidad de que un comprador realice cuatro pujas en los últimos veinte segundos de la subasta.*

```
. mfx, predict(outcome(4))
```

Marginal effects after oprobit
y = Pr(SUMA20seg==4) (predict, outcome(4))
= .00259103

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
Ln_rat~g	.0005385	.00034	1.60	0.109	-.000119	.001196		4.71305

Fuente: elaboración propia

C8: *propensión marginal de un aumento de rating sobre la probabilidad de que un comprador realice ocho pujas en los últimos veinte segundos de la subasta.*

```
. mfx, predict(outcome(8))
```

Marginal effects after oprobit
y = Pr(SUMA20seg==8) (predict, outcome(8))
= .00089797

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
Ln_rat~g	.0002211	.00021	1.05	0.295	-.000193	.000635		4.71305

Fuente: elaboración propia.

D. Análisis de los efectos del “sniping”

Figura D: agrupación para la obtención de las últimas pujas de cada comprador en cada subasta.

Agrupar per...

Especifiqueu les columnes per les quals voleu agrupar.

Agrupar per +

- Articulo -
- Pujadores -
- Pujas -
- Seudónimo -
- Rating ganador -

Nom de la columna nova Operació Columna +

- Columna Mín. Diferencia minuts -

D'acord Cancel·la

Fuente: elaboración propia

E. Método seguido en la obtención de datos de la figura 2

Para la elaboración de la figura 2 partimos de una tabla en la que el número de filas es equivalente al número de últimas pujas de los compradores en cada subasta. Para ello, simplemente duplicamos la consulta del apartado 4.2 y modificamos el origen de los datos, indicando que deben ser los de las radios antiguas y máquinas de escribir. El siguiente paso es proceder a calcular cuáles son las que han sido introducidas en el último minuto de la subasta, entre el último y el penúltimo, entre el antepenúltimo y el minuto tres por la cola y así sucesivamente hasta el minuto treinta por la cola. Para ello calculamos treinta nuevas columnas en las que ordenaremos que aparezca un 1 si la puja ha sido introducida en un intervalo de tiempo y 0 en cualquier otro caso. Concretamente, seguimos la ruta *Añadir columna/Añadir una columna personalizada* e introducimos una fórmula del tipo “= if[Diferencia min]>minuto_x then 0 else if[Diferencia min]>minuto_y then 1 else 0” para minuto_x mayor que minuto_y y cuando ambos están entre 30 y 0. Por ejemplo, para la columna en que nos dará 1 si la puja ha sido introducida entre el minuto 29 y 30 por la cola y que devolverá 0 en cualquier otro caso, introducimos la siguiente fórmula: “if[Diferencia min]>30 then 0 else if[Diferencia min]>29 then 1 else 0”.

A continuación debemos calcular el número de pujas introducidas en cada periodo. Para ello utilizamos el comando *Agrupar por* y lo configuramos como se muestra en la figura E. Concretamente, agrupamos por ID del artículo, pujadores y rating (aunque este último no es necesario). Las columnas nuevas son treinta: la suma de cada uno de las pujas introducidas en cada minuto. Como resultado obtenemos el número de últimas pujas introducidas en cada minuto para cada subasta. Para hallar los promedios, agregamos unas treinta nuevas columnas en las que se divida cada una de las treinta anteriores entre el número de pujadores de la subasta. Finalmente, calculamos el promedio de los promedios de últimas pujas introducidas en las subastas y podemos representar la figura 2.

Figura E: agrupación de la suma de últimas pujas de cada intervalo

Agrupar per...
Especifiqueu les columnes per les quals voleu agrupar.

Agrupar per: +

- Articulo
- Pujadores
- Rating ganador

Nom de la columna nova	Operació	Columna
SUMALB1	Suma	min1
SUMALB2	Suma	min2
SUMALB3	Suma	min3
SUMALB4	Suma	min4
SUMALB5	Suma	min5
SUMALB6	Suma	min6
SUMALB7	Suma	min7
SUMALB8	Suma	min8

D'acord
Cancel·la

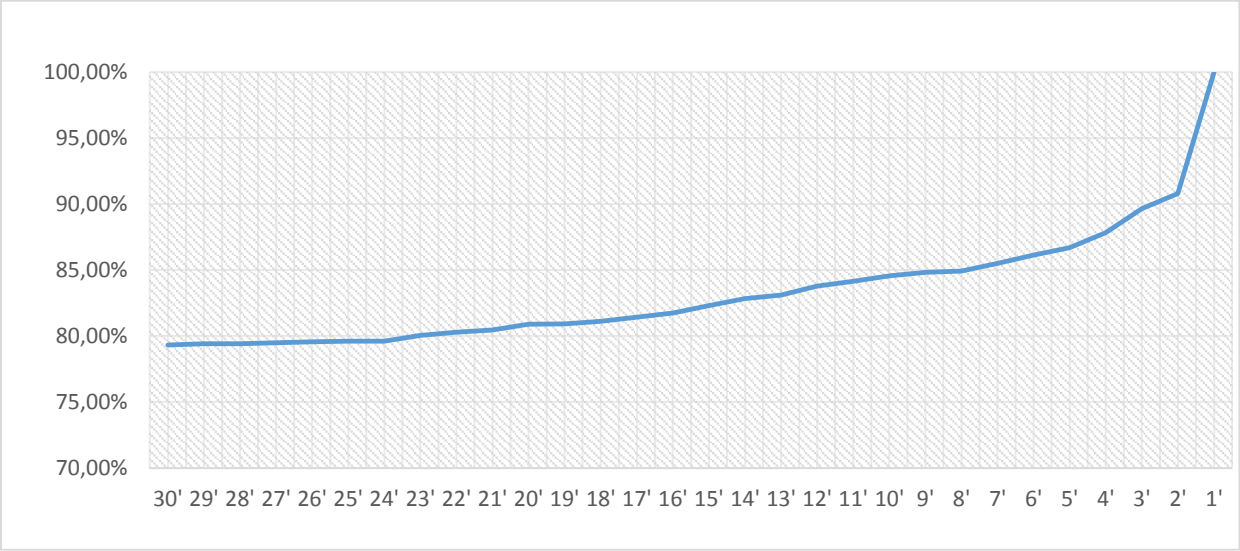
Fuente: elaboración propia

F. Evolución de las pujas totales

La figura F muestra la evolución, en términos promedio, de las pujas totales. El método seguido para hallar este gráfico ha sido el mismo que se ha explicado en el anexo E excepto en que se ha evitado el paso que consistía en la obtención de las últimas pujas de los compradores en las subastas mediante Power Query, es decir, este gráfico está basado en los datos del total de pujas sin tener en cuenta si fueron replanteadas posteriormente por los compradores.

Podemos ver como las subastas entran a la última media hora con cerca de un promedio del 80% de las pujas introducidas y como en el último minuto se transmiten cerca del 9% de las pujas aproximadamente, bastante inferior a lo que hemos obtenido en la figura 2.

Figura F: acumulación de la proporción de pujas totales introducidas a lo largo de los últimos 30 minutos



Elaboración: fuente propia