



**UNIVERSIDAD DE CHILE  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA PLANIFICACIÓN DE SURTIDO EN  
SUBASTAS PAY-TO-BID**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL**

**RODRIGO EUGENIO GARCÍA ROJAS**

**PROFESOR GUÍA:  
MARCEL GOIC FIGUEROA**

**MIEMBROS DE LA COMISION:  
LUIS ABURTO LAFOURCADE  
SHAI ROSEN**

**SANTIAGO DE CHILE  
AGOSTO 2012**

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL  
TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL  
POR: RODRIGO EUGENIO GARCIA ROJAS  
FECHA: 29/08/12  
PROF. GUÍA: SR. MARCEL GOIC FIGUEROA

## **MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA PLANIFICACIÓN DE SURTIDO EN SUBASTAS PAY-TO-BID**

Para las plataformas de subastas pay-to-bid como Ganeselo.com, el principal problema que enfrentan a diario es qué producto subastar y a qué hora del día. El presente trabajo de título tuvo como objetivo diseñar una herramienta que permita apoyar la planificación del mix diario, considerando factores de rentabilidad, temporalidad y variabilidad.

El estudio se centro en identificar las variables relevantes que influyen en el mix, definir criterios de variedad y desarrollar un prototipo que entregue de manera rápida una solución de surtido que pueda ser puesta en práctica en la página y posteriormente ser evaluada.

La metodología propone el desarrollo de un modelo de comportamiento, uno de decisión asociado a este y un conjunto de sugerencias para un post-procesamiento. Con el primero se busca describir la conducta de juego de los usuarios para las diferentes tipos de subastas, para posteriormente realizar una estimación de la demanda para las próximas publicaciones. El modelo de decisión asociado definirá, basado en una serie de reglas del negocio, el mejor intervalo del día para publicar las subastas que completarán el mix diario. Luego de encontrar el tipo de subasta (tipo producto, tipo de juego), se definirá el producto en específico que se publicará. Esto último con una constante comunicación con los usuarios para observar preferencias.

Analizando 6.461 subastas finalizadas, se identifica como la opción de Buy now hace diferencias en el precio final alcanzado, los productos más caros son los más influyentes dentro del surtido, y publicándose en horas *peak* de visitas, las utilidades pueden ser mucho mayores.

El prototipo indica un ajuste  $R^2$  del 39%. Además presenta una utilidad más de 30 veces mayor que el promedio de los días de estudio, usando el 90% del presupuesto promedio. Al aplicar variaciones en sus parámetros, el modelo propuesto pronostica una distribución de utilidades con una desviación un 14% menor, por ende más estable que el método usado actualmente en la firma.

En base a los resultados, se concluye que al aplicar el modelo propuesto la empresa obtiene un método más robusto para planificar el surtido diario, considerando factores de rentabilidad, variedad y atractivo. Por otro lado se evita dependencia en una persona y el constante monitoreo, entregando indicadores que permiten más y mejores análisis para la toma de decisiones futuras.

## Agradecimientos

Sin duda estudiar ingeniería en la Chile es toda una experiencia. Una facultad llena de tradiciones que forma ingenieros preparados para las mayores exigencias del mundo laboral. En todo ese proceso se viven momentos muy intensos, muchos duros y sacrificados pero también grandes alegrías y satisfacciones. El camino de más de 6 años no es fácil, y sin duda solo no se podría haber logrado. Es por eso que aprovecho estas líneas para agradecer a quienes estuvieron conmigo en todo este tiempo.

Partiendo por lo más importante, mi familia. Este sin duda es un merito de todos ellos. Teniendo que aguantarme en malos momentos, pero siempre con un apoyo incondicional. Alegrándose con mis logros y ayudándome a realizar mis primeros sueños profesionales sobre todo cuando quise aventurarme lejos. Entregándome todo lo necesario, sobre todo afectivamente, para que yo solo me preocupara de ser estudiante.

Mis amigos, sobre todo los de primer año y compañeros industriales. Gracias a ellos los largos 6 años pasaron volando y todo momento fue agradable, desde las eternas jornadas de estudio a los momentos anecdóticos de relajación.

A mis profesores de título, por bancarme con paciencia durante largas horas y tener siempre la buena disposición a recibirme por cualquier duda. Gracias a ellos esta instancia del trabajo de título se transformó en una etapa donde más aprendí en mi carrera.

Finalmente a toda la gente de Ganeselo.com con la que pase prácticamente todo mi último año. Gracias por toda su colaboración en mi trabajo y buena disposición día a día

# ÍNDICE

1.	ANTECEDENTES GENERALES DE LA INDUSTRIA.....	6
1.1	Penny Auctions .....	6
1.2	Ganeselo.com.....	7
2.	DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN .....	10
3.	OBJETIVOS .....	13
3.1	Objetivo General .....	13
3.2	Objetivos Específicos.....	13
4.	ALCANCES.....	14
5.	MARCO CONCEPTUAL .....	14
5.1	Estimación de la demanda.....	14
5.2	Optimización .....	15
5.3	Post procesamiento.....	15
5.4	Coordinación de las componentes.....	15
6.	METODOLOGIA .....	17
6.1	Modelo de comportamiento .....	17
6.1.1	Descripción general.....	17
6.1.2	Descripción de las variables .....	18
6.1.3	Modelo de predicción de Bids .....	18
6.2	Modelo de decisión .....	19
6.2.1	Descripción General.....	19
6.2.2	Función objetivo y restricciones.....	19
6.3	Decisiones post-optimales. ....	21
7.	DESARROLLO METODOLOGICO .....	21
7.1	Descripción general.....	21
7.2	Datos de las subastas .....	22
7.3	Limpieza y consolidación de la data .....	22
7.4	Modelo de comportamiento.....	23
7.5	Modelo de decisión y parámetros .....	23
8.	PROTOTIPO .....	24
8.1	Diseño del prototipo .....	24
8.2	Indicadores de desempeño .....	25
9.	RESULTADOS MODELO DE COMPORTAMIENTO .....	25

9.1	Parámetros estimados por modelo de comportamiento .....	25
9.2	Ajuste del modelo de comportamiento .....	27
9.3	Proyecciones del modelo .....	28
10.	RESULTADOS MODELO DE DECISION .....	29
11.	ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD.....	31
11.1	Análisis sobre las restricciones.....	31
11.1.1	Restricción N°1: No repetir tipo de subasta .....	31
11.1.2	Restricción N°2: Publicar a lo más una subasta por intervalo .....	33
11.1.3	Restricción N°3: No sobrepasar el presupuesto de la empresa.....	35
11.1.4	Restricción N°4: Asegurar un mínimo de juegos para novatos .....	37
11.2	ROBUSTEZ DEL MODELO .....	39
11.2.1	Variación individual de los parámetros .....	39
11.2.2	Variación simultanea de los parámetros .....	40
12	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	41
13	TRABAJOS FUTUROS .....	42
14	BIBLIOGRAFÍA .....	43
15	REFERENCIA DE TABLAS .....	44
16	REFERENCIA DE FIGURAS .....	44
17	REFERENCIA DE GRÁFICOS .....	44
18	ANEXOS.....	45
17.1	Anexo A: Justificación .....	45
17.2	Anexo B: Ajustes modelo de Bids .....	46
17.3	Anexo C: Restricciones del modelo de decisión.....	49
17.4	Anexo D: Encuestas en redes sociales .....	50
17.5	Anexo E: Tipos de subastas .....	51
17.6	Anexo F: Dispersión costos parrilla .....	52
17.7	Anexo G: Proyecciones de utilidad de las subastas .....	52

# 1. ANTECEDENTES GENERALES DE LA INDUSTRIA

## 1.1 Penny Auctions

En el año 2005 en Alemania, a través de la sitio web Swoopo.com, nace un tipo distinto de subasta electrónica las cuales se han multiplicado por el mundo siendo hoy las más conocidas Quibids.com, Pennyauctions.com, Beezid.com. La característica principal que diferencia estas subastas es que combina el entretenimiento social con el comercio electrónico en una especie de juego rápido.

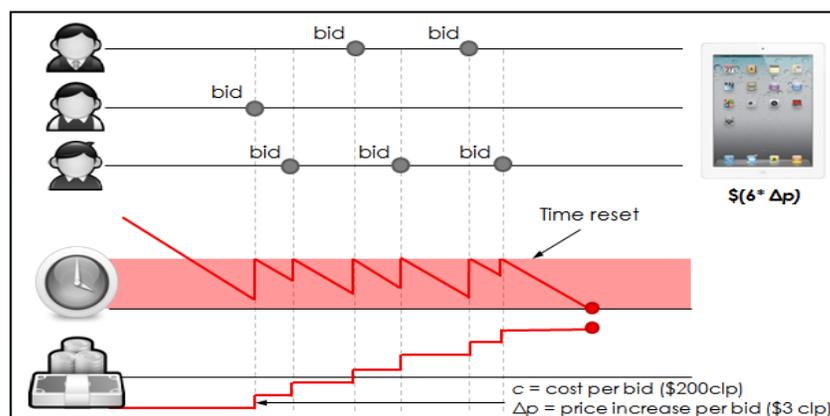
Para participar, los usuarios (luego de registrarse en el sitio) deben comprar *Bids* (créditos). Estos créditos se utilizan en las subastas y se venden en el sitio como “bolsas virtuales”. Cada Bid tiene un precio único cuyo valor es menor al 0,1% del precio promedio de los productos subastados (ej. \$200).

Distintos tipos de productos son publicados para ser subastados, con un precio inicial de \$0, en un momento próximo indicado por un reloj que muestra el tiempo faltante de manera regresiva. Cuando el tiempo alcanza los segundos finales (ej. Últimos 20 seg), el juego comienza.

En la figura N°1 se muestra el proceso del juego, donde los distintos participantes van haciendo sus apuestas con un click en la subasta. Cuando un participante realiza una oferta (poniendo un Bid) el valor de la subasta sube de manera fija en un monto pequeño (ej.  $\Delta p = \$3$ ). Cada vez que un participante pone un Bid, automáticamente se le descuenta y el tiempo se resetea a un tiempo predeterminado (ej. 20 segundos), permitiendo a más usuarios participar. Si el tiempo llega a 0 antes que otro participante ponga un Bid, el último ofertante paga el precio final de la subasta y gana el producto.

En el ejemplo de la figura N°1 se muestran 3 participantes que van haciendo sus apuestas. El tiempo se va reseteando cada vez que un participante pone un bid. Finalmente el tercer participante (de arriba hacia abajo) pone el sexto y último bid de la subasta. Como nadie más ofertó, el tiempo llega a 0 y el participante gana la subasta. Si suponemos que el incremento en el precio por bid son \$3 clp, el ganador se adjudicó la subasta por \$18 clp, ya que se pusieron 6 bids en total.

Figura 1: Ejemplo Penny Auctions



Fuente: Elaboración propia

Este tipo de compañías basa su propuesta de valor en 2 aspectos principales: La posibilidad de obtener un producto con un porcentaje importante de descuento y la emoción de la experiencia de compra. Se asume en todo caso que si un usuario no tiene una valoración intrínseca por el juego no es racional que participe en este tipo de subastas. Una persona adversa al riesgo preferirá no participar por miedo a perder su dinero inútilmente. En cambio si jugar le produce un nivel de utilidad en sí, puede que el usuario pierda algo de dinero pero lo considere como inversión en diversión.

La historia de este tipo de sitios muestra como sus usuarios participando en las subastas se llevan productos como televisores, tablets, y otros (en su mayoría tecnológicos) pagando el 10% de su precio de lista de retail.

Entonces si este tipo de compañías vende productos a un menor precio de su costo, ¿Cómo es que se financian? ¿El número de bids puestas costea el producto subastado?

Un estudio realizado en Swoopo.com, haciendo un promedio entre 166.000 subastas realizadas en sus primeros 4 años, comprobó como en conjunto todos los participantes de las subastas pagan un 51% más del precio de lista de retail por el producto. Esto último los llevó a tener ganancias por sobre los US\$26MM (Augenblick, 2011). Si bien parece un modelo exitoso, en marzo de 2011 Swoopo.com se declara en quiebra, acusando problemas técnicos.

## 1.2 Ganeselo.com

El modelo descrito anteriormente parece muy atractivo y muchos sitios en Chile han tratado de replicarlo. En Marzo de 2011 la empresa Ganeselo.com trae por primera vez al país esta plataforma de subastas. Para Febrero de 2012 la página cuenta con más de 150.000 usuarios registrados, concentrados en Chile, Colombia y México (Chaverra, 2012).

Ganeselo.com ofrece a sus usuarios distintos tipos de juegos y productos, los cuales están clasificados internamente en 4 categorías según su costo y en 2 sub-categorías según su uso. En la tabla N°1 se puede observar las especificaciones de cada una.

Tabla 1: Clasificación de productos por costo y uso

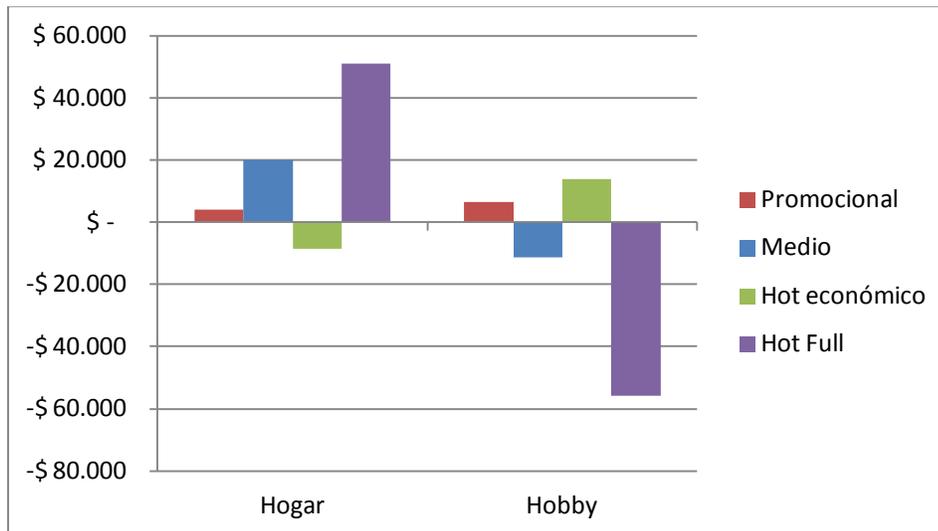
Tipo de Producto/Uso	Hogar	Hobby
<b>HOT FULL</b> <b>Precio retail:</b> <b>Sobre \$200.000</b>	 <p>Ejemplo: TV Led 32"</p>	 <p>Ejemplo: Consola Xbox</p>
<b>HOT ECONÓMICO</b> <b>Precio retail:</b> <b>\$100.000-\$200.000</b>	 <p>Ejemplo: Piscina familiar</p>	 <p>Ejemplo: Camara Go Pro</p>

<b>MEDIO</b> <b>Precio retail:</b> <b>\$30.000- \$100.000</b>	 Ejemplo: Parrilla eléctrica	 Ejemplo: Apple I-pod shuffle
<b>PROMOCIONAL</b> <b>Precio retail:</b> <b>Hasta \$30.000</b>	 Ejemplo: Máquina cafetera	 Ejemplo: US\$10 Gift card PayPal

Fuente: Elaboración propia

No todos los productos que son subastados tienen el mismo éxito o fracaso, y su atractivo tampoco es el mismo. En el gráfico N°1 se puede observar el revenue promedio alcanzado. Aquí se puede ver las diferencias de utilidad de los distintos tipos de productos y su uso.

Gráfico 1: Revenue promedio por tipo de producto y uso.



Fuente: Elaboración propia

Además de la naturaleza del producto subastado, las subastas se clasifican según el tipo de usuario que puede jugar en ella, la modalidad de con o sin autobid y 4 tipos de reglas excluyentes entre sí ([www.ganeselo.com](http://www.ganeselo.com)). Según el tipo de jugadores pueden ser para novato o experto:

1. Novato: Subasta para los usuarios que se están recién integrando. En este tipo de juego solo pueden jugar los usuarios que hayan ganado menos de 5 productos. Así se

dará mayores posibilidades a los nuevos usuarios para que obtengan más confianza y compren más bids para jugar.

2. Abierta: Puede jugar cualquier tipo de usuario.

Según modalidad de juego de Bids se clasifican en:

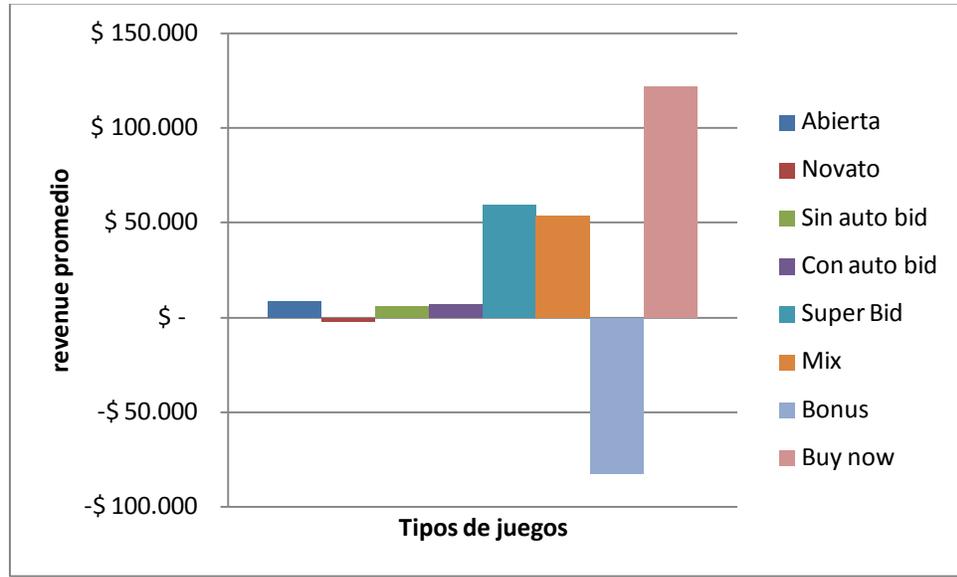
1. Con autobid: Permite dejar una cantidad de Bids que se jugarán de manera automática, poniendo un Bid aleatoriamente entre el segundo 1 y 8 si es que otro usuario se va llevar la subasta. Sirve para que un usuario participe en la subasta sin mantener un monitoreo continuo sobre la evolución de la misma.
2. Sin autobid: No permite jugar Bids de manera automática, luego los participantes deben estar pendientes en todo momento de la evolución de la subasta.

Según las reglas existen cuatro categorías:

1. Super Bid: Este tipo de subastas se juegan con Bids especiales llamados SuperBids. Estos no se pueden comprar, solo se ganan con distintas promociones que el sitio realiza. Sirven para atraer usuarios sobre todo desde redes sociales y que aprendan a jugar sin miedo a perder dinero.
2. Mix: En estas subastas se pueden jugar con ambos tipos de Bids (normales y SuperBids). Al igual que las subastas de SuperBids sirven para que los usuarios aprendan a jugar y ganen confianza.
3. Bonus: Consisten en subastas que tienen un precio de reserva, para que la subasta comience debe alcanzarlo. En caso de no lograrlo se devuelven los Bids puestos en la subasta más el 50% en SuperBids. Este tipo de subastas tiene como objetivo resguardar el costo del producto para la empresa.
4. Buy now: También conocida como “Subasta Garantizada”. Con este tipo de juego los participantes que no se adjudiquen la subasta pueden hacer uso del valor de sus Bids en pesos para comprar el producto al precio de retail publicado en el sitio. Así los usuarios compran Bids para jugar y buscar la oportunidad de obtener el descuento, sino compran al precio retail.

Los tipos de juegos van siendo variados y combinados con los distintos tipos de productos. Es así como una subasta puede ser para Novato/Abierta, Con/Sin Autobid y SuperBid/Mix/Bonus/Buy now. En el gráfico N°2 se puede observar el revenue promedio por tipo de juego (entre 16/09/2011-10/01/2012).

Gráfico 2: Revenue promedio por tipo de juego.



Fuente: Elaboración propia

En la planificación del surtido la firma necesita balancear simultáneamente múltiples objetivos: atraer usuarios para que visiten el sitio por primera vez, que se registren y finalmente que compren y jueguen bids

Para lograr lo primero se necesitan herramientas de publicidad para que la gente visite por primera vez el sitio y lo conozca. Para lograr los otros 2 objetivos se necesita un surtido atractivo que llame a la gente a querer jugar. Luego si ven algo que capta su atención, sumado a los imponentes descuentos, puede que en una re-visita se registren y posteriormente compren bids para jugar.

Basándose en las respuestas pasadas de los usuarios, se construirá un modelo econométrico que pueda describir su comportamiento de visita y juego en el sitio para posteriormente condicional a esto proponer un mecanismo simple de optimización que entregue una respuesta al problema de planificación de surtido óptimo para el sitio.

## 2. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN

Problemas de surtido han sido abordados en distintas industrias y con distintos propósitos. Para cadenas de supermercados se han propuesto modelos para mejorar el margen o maximizar ventas. El problema del supermercado es básicamente que la góndola tiene un espacio limitado y es ahí donde deben competir los distintos productos entre sí, observando efectos de complementariedad y sustitución (Bultez & Naert, 1987). Esto último es muy importante a la hora de definir un mix, en cualquier industria, ya que al introducir cierto tipo de productos en venta próximos a otros se pueden aumentar las ganancias o generar grandes pérdidas en ventas y marcas concentrando la atención de los clientes en solo un tipo de producto (Bultez, Naert, Gijsbrechts, & Vanden Abeele, 1989).

Otro ejemplo de problema de surtido es el que presenta la industria de la moda rápida o *fast-fashion*, donde los productos tienen un ciclo de vida muy corto y en las tiendas se ofrecerán productos nuevos continuamente. Esto hace que el control de inventario y los tiempos de respuesta sean fundamentales. Basándose en las predicciones de demanda se han propuesto modelos estocásticos para apoyar en los procesos de distribución de los productos a las tiendas controlando por disponibilidad de inventario y otras restricciones del problema (Caro & Gallien, 2010).

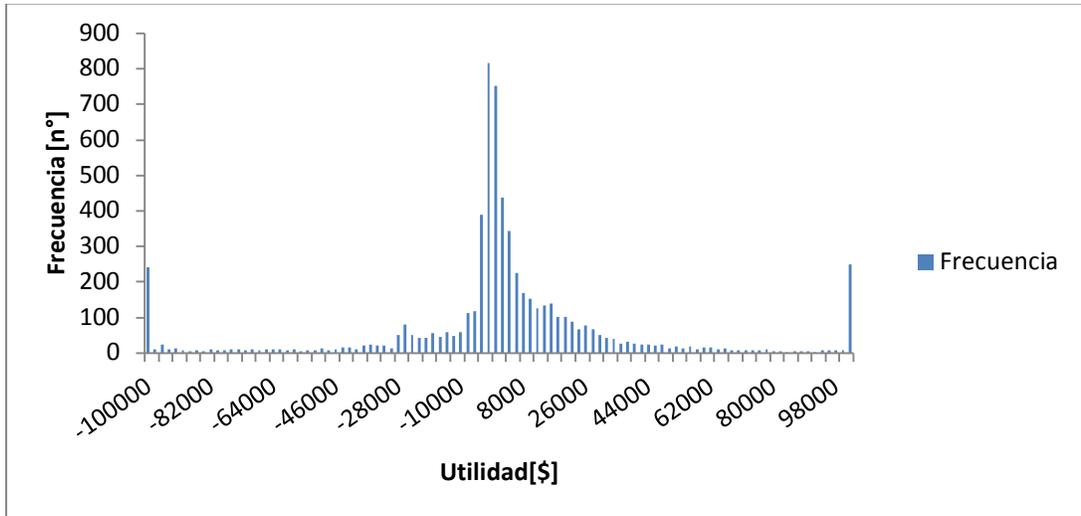
Más ligado al comercio electrónico, se encuentran trabajos en donde se estudia el efecto de reducir variedad, en el surtido ofrecido por una tienda en línea. Se muestra como una reducción en el surtido tiene efectos negativos en la retención de clientes en el largo plazo. Clientes que solían ser fieles a esta página mostraron una disminución tanto en cantidad como en frecuencia de compra (Borle, Boatwright, Kadane, Nunes, & Galit, 2005).

Debido a lo reciente de estos sitios, solo se han realizado estudios acerca de la duración de una subasta utilizando teoría de juegos. Es así como se postula que las subastas de *pennys* tienen un comportamiento impredecible debido a la gran cantidad de jugadores con estrategias distintas, con lo cual no se puede llegar a un equilibrio perfecto en sub-juegos y las aproximaciones que se hagan muchas veces pueden fallar (Toomas Hinnosaar<sup>†</sup>, 2010).

Para este tipo de plataformas una de las decisiones más importantes es qué subastas completan el mix en cada instante del tiempo. La demanda por cada subasta, medida como número de bids, depende de 3 factores principales: rentabilidad, temporalidad y atracción. Sitios en Chile que no han podido lidiar de la mejor manera con estos 3 elementos han terminado por desaparecer en el corto plazo. Es el caso de sitios tales como Glupper.com, Wapox.cl y click&bid.com, han tenido que cerrar debido a que no han logrado cautivar a los usuarios y finalmente sus surtidos no son rentables en el tiempo.

Como se puede observar en el gráfico N°3 no todos los tipos de subastas tienen rentabilidades positivas, lo que trae grandes pérdidas para la empresa. Por otro lado si se toma en cuenta que existe una correlación de un 67% entre el precio de retail del producto y la cantidad de Bids jugados en la subasta (Ver anexo N°1: Bids vs Precio del producto), se puede pensar que se podría completar la parrilla con productos más costosos para así obtener más Bids en las subastas. Esto podría generar grandes ganancias en el corto plazo pero podría tener una repercusión enorme en el futuro. El problema pasa por el posible efecto sustitución que se produciría entre estos productos. La rentabilidad en el corto plazo puede ser enorme al publicar, por ejemplo, solo Tablets, pero en el tiempo podría no ser sustentable.

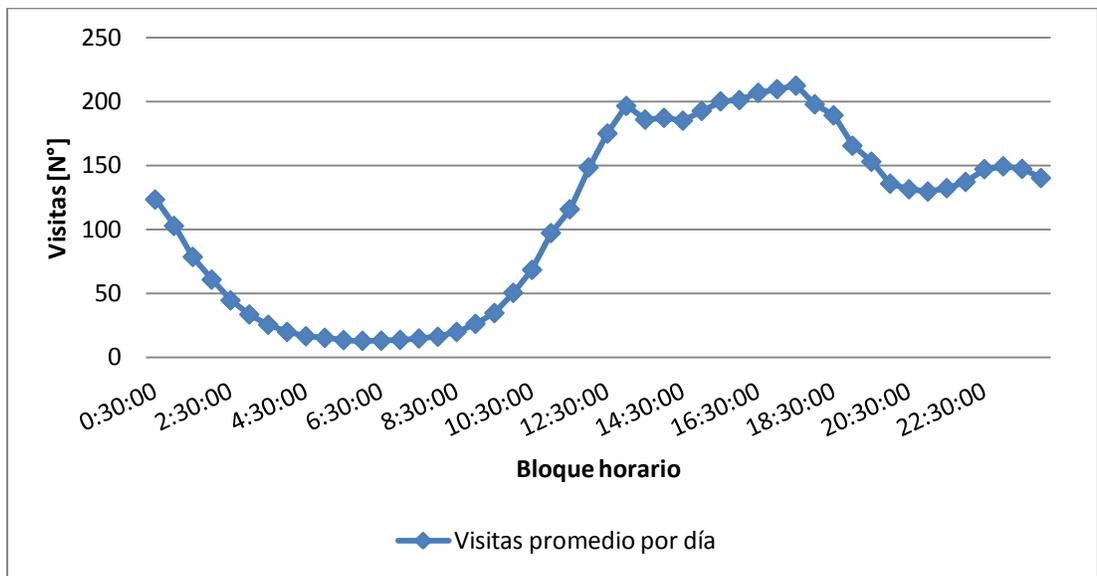
Gráfico 3: Distribución utilidades subastas ganeselo.com



Fuente: Elaboración propia con R

Con un 57% de correlación (Ver anexo N°2 “Correlación visitas vs ingresos”) entre el flujo de visitas y los ingresos por Bids pareciera a priori que la cantidad de visitas es determinante. Existe una estacionalidad muy marcada durante el día donde se pueden apreciar intervalos de alto, mediano y poco flujo de usuarios visitando el sitio (ver gráfico N°4). Luego la decisión de en qué momento del día realizar las publicaciones cobra importancia. Los productos más rentables deberían ser publicados en las horas de mayor tráfico ya que menor competencia en las subastas hace que estas terminen prematuramente y no se recauden mayores ingresos.

Gráfico 4: Distribución visitas promedio



Fuente: Elaboración propia

Los consumidores, sobre todo en el retail, adquieren una variedad de productos diferentes cuando realizan sus compras. Esto se observa en todo ámbito de la vida tanto cuando van al cine, compran discos de música o vestimenta. Existe una importante valoración por la variedad al elegir uno u otro lugar para contratar servicios o adquirir un producto (Kim, Allenby, & Rossi, 2002). Como se comentó anteriormente, la variedad es un factor importante en la definición del surtido, y una disminución de esta puede afectar la retención de largo plazo. Un sitio donde se subasten productos de una misma categoría y valor carece de variedad y sorpresa lo que hace que se vuelva poco atractivo en el tiempo y menos usuarios tengan interés en participar en este. Es importante tener múltiples subastas y de distintos valores ya que estas generan competencias internas diferentes, por ende para beneficio de los usuarios y de las propias empresas se debe contar con productos diversos de alto, medio y bajo costo (Ned Augenblick, 2011).

Aunque desde su lanzamiento el sitio ha generado ganancias, el hecho de que no esté automatizada la publicación de surtido, requiere un monitoreo constante para identificar la necesidad de actualizar el surtido. El 60% de las ganancias depende de la opinión del experto a cargo de publicar las subastas. Si bien su criterio lo ha formado en base a la experiencia en el puesto, no se hace ningún tipo de análisis cuantitativo posterior.

El proyecto propone enfrentar estos problemas de rentabilidad, temporalidad y atractivo en el surtido con una herramienta de optimización. Esta considera no solo la rentabilidad, sino también el atractivo de las subastas, balanceando las publicaciones de manera de satisfacer la demanda lo mejor posible. Al incorporar posteriormente información externa, también buscará darle variedad al surtido escogiendo productos distintos cada vez que decida la próxima publicación. Así se tendrá una constante renovación del sitio que pretende darle al usuario una experiencia nueva cada vez que ingrese.

La empresa patrocinadora Ganeselo.com será la encargada de proporcionar los datos históricos para ser analizados y encontrar las variables más relevantes que definen el éxito o fracaso en cada instante del tiempo.

### **3. OBJETIVOS**

#### **3.1 Objetivo General**

Diseñar una herramienta que permita planificar el mix óptimo de subastas para ser publicadas durante el día considerando indicadores de flujo en línea, y factores de rentabilidad, temporalidad y variedad.

#### **3.2 Objetivos Específicos**

- Identificar las variables relevantes que influyen en la rentabilidad del mix.
- Definir los criterios de variedad para las publicaciones.

- Desarrollar un prototipo del modelo final para la posterior automatización de las subastas. Evaluando su robustez en comparación con el modelo actual.
- Generar indicadores que midan el resultado del mix y desempeño del modelo.

#### **4. ALCANCES**

- Las decisiones en torno al producto se tomará a nivel de tipo de producto por costo. No se desagregará por uso. Por lo tanto no será a nivel de SKU específico.
- El modelo se calibrará con los pares (tipo producto, tipo de juego) de mínimo 10 publicaciones. El tipo de juego “Super Bid” queda fuera del análisis debido a su baja representatividad en el número total de subastas.
- La data para realizar el modelo contempla las subastas finalizadas entre el 16/09/11 y 10/01/12 debido a la accesibilidad de los datos.
- El modelo se calibrará con las reglas, valores y tipos de juegos vigentes a enero de 2012.
- La implementación de la herramienta y posterior automatización en la empresa quedan fuera del alcance de la tesis.

#### **5. MARCO CONCEPTUAL**

A continuación se presentan las bases conceptuales del modelo a realizar. En primer lugar las herramientas estadísticas usadas para realizar una estimación de demanda representada con un modelo de comportamiento, y la validación del mismo. Luego los conceptos básicos usados en el proceso de optimización, llevado a cabo a través de un modelo de decisión. La tercera etapa viene dada por un proceso de post-procesamiento, que definirá el producto a ser subastado a nivel de sku. Finalmente se describirá como estas etapas se asociarán para generar el set de combinaciones (producto, tipo de juego) de mayor utilidad que intentará cubrir la demanda del día.

##### **5.1 Estimación de la demanda**

El modelo de comportamiento busca describir la conducta de juego de los usuarios que visitan el sitio. Para ver cómo influyen las distintas variables y lograr realizar una predicción de la demanda que tendría una subasta, se utilizarán regresiones lineales y no lineales, dependiendo de cómo se ajustan mejor los datos. La demanda se medirá como el número de bids esperados para un tipo de subasta publicada en un momento del día. Se utilizará regresiones lineales y logarítmicas debido a su simplicidad analítica. Con los estimadores de

mínimos cuadrados ordinarios (MCO) obtenidos a través de las regresiones se llevará a cabo la predicción con datos promedio y variables dummies (ver sección 6).

## **5.2 Optimización**

Debido a la naturaleza del problema y ajustes de las variables se resolverá el problema de decisión como un problema de programación lineal (PPL). Al realizar la optimización, usando un algoritmo de programación lineal, se obtendrá la solución óptima de que subastas publicar y a qué hora. Todo esto sujeto a las reglas del negocio establecidas en las restricciones del problema. En la sección 6.2 se puede observar el PPL a resolver.

## **5.3 Post procesamiento**

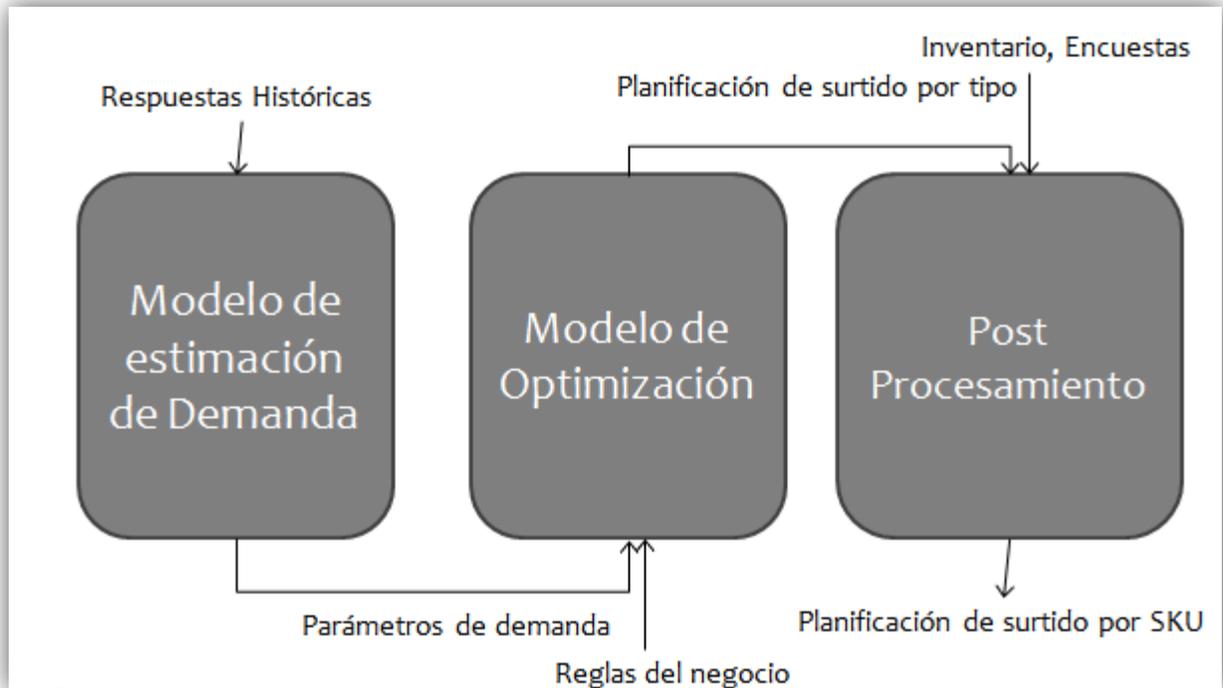
Una vez llevado a cabo el proceso de optimización, se obtendrá como resultado el mejor periodo para publicar un tipo de subasta. Estas subastas cumplen con las restricciones, y completarían el mix.

Definida la subasta, es decir, el par (producto, juego) se debe elegir el producto (SKU) específico dentro del rango. Usando encuestas a través de sus redes sociales (ej. facebook, twitter) se definirán los productos más atractivos para los usuarios por tipo (ver anexo N°13 para ejemplo de encuesta). Es así como se especificará la secuencia de productos que terminarán por definir, si su stock es positivo, el surtido. Estas encuestas se deberán llevar a cabo periódicamente para estudiar las preferencias de los usuarios. Es responsabilidad de la empresa preocuparse de este último proceso para ayudar a la rotación y variedad en el surtido.

## **5.4 Coordinación de las componentes**

La figura N°2 muestra un diagrama de flujos donde se grafica cómo se conjugan estos modelos.

Figura 2: Flujo del modelo



Fuente: Elaboración propia

La solución propuesta comienza con una estimación de demanda (medida en número de bids puestos en una subasta) llevada a cabo a través del modelo de comportamiento utilizando las respuestas pasadas de los participantes en las subastas (ver sección 5.2). Luego de estimar los parámetros para predecir la demanda futura, y realizar dichas predicciones, se realiza el proceso de optimización. Las reglas del negocio impuestas por la empresa definen el conjunto de soluciones posibles. Estas reglas definen las restricciones que debe cumplir el surtido óptimo. Estas intentan satisfacer aspectos importantes de corto y largo plazo, para los clientes como para la compañía (ver sección 6.2.2). Finalmente definidas las subastas del día utilizando encuestas y control de inventario se llevará a cabo el post-procesamiento, donde se decidirá el SKU específico (ver sección 6.3).

El proceso de estimación de demanda se deberá llevar a cabo por lo menos cada 3 meses para la actualización de los parámetros debido a ajustes de nuevos requerimientos de la empresa, sus clientes y/o nuevos productos estacionales que se quieran incorporar. La optimización al depender de los parámetros obtenidos en la estimación de demanda deberá ser llevada a cabo cada vez que se actualicen estos. El post procesamiento tendrá ciclos más cortos ya que las encuestas podrán captar gustos de los usuarios para definir los sku más populares por ejemplo semanalmente, ya que esto no requiere de mayor tiempo. Por otro lado el stock que se lleve de ciertos productos también puede influir en esto. Al tener tiempos de entrega de alrededor de 8-10 días se requerirán revisiones semanales del inventario.

## 6. METODOLOGIA

### 6.1 Modelo de comportamiento

#### 6.1.1 Descripción general

Cada subasta tiene 2 componentes, una es el tipo producto a subastarse y la otra es el tipo de juego o reglas. Los distintos tipos de juego y producto fueron descritos en profundidad en la sección 1. Tanto los tipos de producto como las reglas del juego tienen distintos roles dentro del mix. Con el resultado de la estimación se podrán definir la importancia de cada producto en el surtido, para construir valor al usuario, aumentar márgenes o ventas y elegir estrategias a utilizar (Dhara, Hochb, & Kumarc, 2001). En Ganeselo.com tienen sus propias definiciones de roles dentro del surtido, las cuales serán rechazadas o confirmadas luego. En la siguiente tabla se presentan estos roles por productos según Ganeselo.com.

Tabla 2: Roles en el mix

Tipo de producto	Rol dentro del surtido
<b>HOT Full</b>	Atraer visitas al sitio debido a su alto valor de retail y menor precio pagado final. Tiene un carácter aspiracional donde se asume que la mayoría de los jugadores no pueden comprarlo debido a su alto valor. Su alto costo hace que sea importante subastarlo a la hora de mayor potencial de visitas para así generar mayor utilidad.
<b>HOT Económico</b>	De menor valor y atractivo que los Full, sirven para bajar el costo de la parrilla manteniendo visitas altas y cuidando el prestigio del sitio.
<b>Medio</b>	Expanden la oferta. Con un menor valor de retail que los HOT pero menor competencia, da la posibilidad a los usuarios de ganar varios productos útiles. Más atractivo para principiantes que llevan poco tiempo jugando o tienen menos Bids.
<b>Promocional</b>	Productos de menor precio pero mayor frecuencia. Apuestan al número de ganadores. Así los usuarios se familiarizarán con el sitio para ganar confianza e ir por premios mayores. Su mayor frecuencia hace se cubra una mayor parte del día con subastas y el atractivo no solo se concentra en un producto a una cierta hora del día.

Fuente: Elaboración propia

Con el modelo de comportamiento se espera estudiar las respuestas pasadas de los usuarios para entender su conducta de juego frente a los distintos tipos de productos y juegos y así encontrar los factores más importantes. En la sección 2 se explicó la importancia de no solo enfocarse en la utilidad de las subastas por los productos en sí, además qué hora del día es más adecuada. Para realizar la estimación de demanda y estudio del comportamiento de los usuarios se realizó un modelo de predicción de Bids puestos en una subasta, el cual tiene relación con la rentabilidad que en el corto plazo tendrá una subasta publicada a cierta hora

del día. A continuación se describirá en detalle el modelo de predicción de Bids usado para la estimación de demanda.

### 6.1.2 Descripción de las variables

El modelo de comportamiento cuenta con 6 variables independientes. A continuación se realizará una breve descripción de que se intenta capturar al incluir cada una de ellas.

1. **Tipo de producto:** Como se explicó en el punto anterior los diferentes tipos de producto juegan distintos roles dentro del mix. Luego con esta variable se intenta capturar la importancia de cada uno de ellos dentro del surtido, y así no descuidar incluir o no el tipo de producto.
2. **Tipo de juego:** Los diferentes tipos de juego pueden ser más o menos atractivos para los usuarios. Como se dijo anteriormente debe existir una valoración por el juego para que un usuario prefiera realizar una compra en un sitio como este. Bajo este supuesto las diferentes reglas de juego impuestas en las subastas pueden llevarlos a preferir una u otra, haciendo que una subasta finalice con mayor o menor número de bids.
3. **Diferencia de visitas:** En la sección 2 se explicó la importancia del aspecto temporal. La variable diferencia de visitas busca describir el potencial de visitas que tiene el sitio, para un periodo de inicio y previo al comienzo del juego, para una subasta dada. Es así como la variable se calcula como la diferencia de las visitas promedio del periodo donde se inició la subasta y el periodo previo.
4. **Costo del producto:** Al igual que la variable anterior, existe una alta correlación positiva entre el costo del producto y el precio final de la subasta. Luego es importante medir la valoración y aporte para el surtido (en bids), al publicar un producto de mayor o menor costo.
5. **Costo del resto:** Esta variable se ocupa como medida del efecto sustitución que se podría ocasionar, al subastar productos de igual o diferente valor en el mismo periodo. Se busca entonces describir la posible pérdida o ganancia de bids, para un conjunto de subastas en juego en un mismo periodo.
6. **Precio anterior:** Esta variable describe la importancia que tiene el precio final de la última subasta publicada con el mismo tipo de producto y mismo tipo de juego, sobre la próxima. En la compañía se cree que tiene una correlación negativa, es decir, si una subasta del tipo de producto A y tipo de juego B se subastó a un alto precio, la próxima subasta con las mismas características de A y B se subastará a bajo precio, y viceversa.

### 6.1.3 Modelo de predicción de Bids

Este modelo busca estimar la cantidad de Bids  $b_{i,t}$ , puestos en el tipo de subasta  $s$  en el periodo  $t$ . El tipo de subasta se refiere al par ordenado (tipo de producto, tipo de juego) perteneciente a  $S$ , conjunto de subastas posibles. Por otro lado  $t$  es el periodo donde se

realizará la subasta perteneciente al conjunto de los T periodos de media hora del día. El modelo se presenta a continuación:

Donde:

- : Número de Bids estimados para la subasta s en el periodo t.
- : Variable dummie explicativa del tipo de producto i en subasta s.
- : Variable dummie explicativa del tipo de juego j en subasta s.
- : Diferencia de visitas promedio del periodo t con el periodo t-1.
- : Costo del tipo de subasta s.
- Costo de las k subastas distintas de s subastándose en t.
- : Variable dummie que toma el valor 1 si  $k \neq s$  y 0 si no.
- : Precio final de la última subasta s.

$\theta = \{ \quad \quad \quad \}$ : Parámetros a estimar

Esta predicción tiene relación con una medida de rentabilidad a corto plazo que tendrá una subasta en un instante dado.

Luego de explorar la data y realizar las pruebas empíricas (Ver resultados en sección 9.1) se determinó que los modelo de predicción se realizarán mediante regresiones logarítmicas (J. Wooldridge, 2006) ya que se ajusta mejor a los datos (Ver anexos N°3 a N°9 para comparar los distintos ajustes).

## 6.2 Modelo de decisión

### 6.2.1 Descripción General

El modelo de decisión tiene como objetivo encontrar la mejor solución que respete las reglas del negocio, así poder obtener las subastas que generen el mayor beneficio en términos de utilidad y variedad.

### 6.2.2 Función objetivo y restricciones.

La función objetivo pretende maximizar la utilidad. Sea  $x_{st}$  la variable de decisión que toma el valor 1 si se publica la subasta s (tipo de producto, tipo de juego) en t y 0 sino. Luego el óptimo se obtiene al encontrar el mejor periodo del día t para publicar una subasta s, sujeto a las reglas del negocio. A continuación se muestra la función objetivo de la ganancia del día:

En trabajos realizados para cadenas de supermercados, se observan problemas de optimización para definir surtidos pero estos se ajustan más que nada a restricciones como quiebre de stock y espacio en la góndola son factores muy importantes a la hora de decidir el

mix (A. Passalacqua, 2008). En este tipo de compañías no hay un espacio físico que limite la cantidad de productos a subastarse, con pequeños ajustes gráficos la cantidad de subastas en la interfaz puede aumentar fácilmente. Por otro lado no se utilizan grandes bodegas o inventarios ya que los tiempos de respuesta y envío del producto son más largos (entre 8 a 10 días desde la finalización de la subasta), por ende si se produce algún quiebre de stock se puede recurrir a otro proveedor online posiblemente pagando un poco más si la urgencia lo amerita. Las restricciones de este tipo de problema serán enfocadas a 3 ítems: variedad, temporalidad y presupuesto de la empresa. A continuación se muestran las restricciones:

- |       |                              |
|-------|------------------------------|
|       | (1) $\forall s \in S$        |
|       | (2) $\forall t \in T$        |
|       | (3)                          |
|       | (4) con N=Novato y E=Abierta |
| {0,1} | (5)                          |

Las 5 restricciones se explican a continuación en detalle:

1. **Cada tipo de subasta puede ser publicada a lo más una vez por día:** Las diferentes subastas tienen distintas rentabilidades que se generan al ponderar todos los factores y parámetros del modelo de comportamiento. Esta restricción apunta a diversificar los tipos de subasta que son publicadas durante el día para que los participantes puedan jugar por el tipo de producto y con las reglas de juego que más les acomode. La idea es que sea un sitio entretenido y lo menos monótono posible, para que así los usuarios no pierdan las ganas de participar en el tiempo. Al introducir subastas distintas ya sea cambiando el tipo de producto o reglas del juego se podrán encontrar subastas en el sitio con mayor o menor competencia y por ende mayor o menor probabilidades de ganar. Lo importante aquí es que el sitio no pierda novedad y se pueda cubrir la mayor cantidad de combinaciones posibles para tratar de satisfacer a todos los usuarios que vienen a la página ya sea por jugar y divertirse o buscando una oportunidad de compra con un alto descuento.
2. **Cada intervalo puede tener a lo más 1 publicación:** Esta restricción apunta a no postear subastas simultáneamente para no solo concentrarlas en los horarios más rentables. Existe público que entra a participar al sitio durante todo el día partiendo desde las 9:00-10:00hrs con las primeras subastas hasta las últimas de la noche que pueden terminar pasado las 00:00hrs del otro día. Los diferentes tipos de usuarios una vez que ya van entendiendo mejor el formato de este tipo de subastas, saben que hay horarios donde se concentra una mayor cantidad de jugadores, por ende sus posibilidades disminuyen o deben entrar con más bids para lograr competir por largo tiempo. Es así como pueden elegir jugar en el horario que más les acomode (dentro de los disponibles) para ver cómo desarrollar su estrategia. En el anexo N°10 se puede ver como se distribuyeron el total de bids puestos en subastas a lo largo del día. Por otra parte cuando un usuario se registra y empieza a visitar el sitio, si la mayor parte de las veces que entra no encuentra subastas para jugar se terminará aburriendo u olvidando del sitio para finalmente no volver.

3. **No sobrepasar el presupuesto (budget) diario:** Es importante tener en consideración un presupuesto para lanzar subastas durante el día. Esto debido a cuidar las finanzas de la compañía. Como se mostró en la sección 1, no todas las subastas sobrepasan el costo del producto y por ende se puede perder mucho dinero. Si bien es importante como promoción tener productos que se subasten a precio módico, al final del día sin números azules la empresa no puede subsistir. El modelo repartirá este presupuesto de manera de obtener la mayor utilidad posible respetando el resto de las restricciones también.
4. **Mínimo de subastas deben ser para estrictamente para novatos:** Se ha comprobado que el aprendizaje en este tipo de sitios es muy lento (**Augenblick, 2011**). Luego para facilitar la introducción de nuevos usuarios en este tipo de subastas se impone dentro de la empresa que mínimo un  $\alpha$  número de subastas por cada subasta abierta, que deben ser exclusivamente para novatos. En promedio el 32% de los bids puestos entre los meses de Octubre, Noviembre y Diciembre de 2011 fueron apostados por este tipo de usuarios por lo que se justifica tener este pequeño mercado más protegido (ver anexo N°11 para detalle). Además el promedio de ganadores novatos alcanzó el 39% durante estos 3 meses (ver anexo N°12 para detalle). Es así como un usuario nuevo podrá participar de subastas donde compita con una mayor paridad y no tener que enfrentar a usuarios que ya llevan mucho tiempo jugando en el sitio y han desarrollado estrategias que los llevan a ganar subastas con mayor facilidad. Generar confianza en el modelo de este tipo de subastas y aumentar posibilidades de utilidades positivas para los usuarios ayudaría a generar valor en el tiempo para lograr disminuir la tasa de fuga.
5. **Naturaleza de las variables:** Ya que la variable de decisión es que subasta publicar a qué hora del día entonces es una variable dicotómica que toma el valor 1 ó 0 según corresponda.

### **6.3 Decisiones post-optimales.**

En el anexo N°13 se pueden observar 3 encuestas realizadas en la página de facebook de ganeselo.com. Aquí se muestran las preferencias de los usuarios por distintos productos. Por ejemplo si se desarrolla una encuesta como la primera, los productos más votados pasarían a subastarse al momento del lanzamiento de una subasta con el tipo de producto correspondiente. En este caso, tomando siempre como referencia la primera, cuando se lance una subasta con un producto Hot full, la lista partiría por el teléfono que está en primer lugar, luego el tablet y así, otorgando más repeticiones durante la semana a los productos más votados. Esto último siempre y cuando se tenga un stock positivo de estos. Ante un exceso de stock puede modificarse la prioridad para publicar más de ese producto y bajar el inventario.

## **7. DESARROLLO METODOLOGICO**

### **7.1 Descripción general**

Para realizar la construcción de los modelos primero se realizó una documentación de la data proporcionada por la empresa. Luego se eliminaron los datos no relevantes para consolidar las bases. Los datos se llevaron al modelo de comportamiento, en sus distintas

formas funcionales para ver el mejor ajuste. Luego de determinar los mejores ajustes y estimar los parámetros, para hacer las predicciones de utilidad de las subastas a lo largo del día, se definieron los parámetros del modelo de optimización. Finalmente con la matriz de utilidad se llevó a cabo la optimización para definir el conjunto de subastas que completan el surtido.

## **7.2 Datos de las subastas**

La empresa patrocinadora Ganeselo.com proporcionó 2 bases de datos para poder realizar el proyecto. La primera corresponde a data de subastas finalizadas entre el 16/09/2011 a 10/01/2012. La fecha de inicio tiene que ver con el comienzo del registro de datos más completos que se comenzó a realizar en la empresa. La fecha final fue el día anterior a cuando se hizo el requerimiento al área de TI.

Algunas consideraciones de esta base son:

1. El registro de subastas mix(256), bonus(370) y con buy now(478) se tiene solo desde el 27/09/2011.
2. Las subastas con la opción de buy now solo se registraron cuando algún usuario utilizó esta opción.
3. Existen 21.878 subastas de prueba y 6.461 subastas del resto. Las subastas de prueba son aquellas en que el usuario participa con sus bids pero se le devuelven al final de la subasta gane o pierda. Se le regala un Bid si gana.

La segunda base registra datos de flujo de usuarios logueados y anónimos que visitaron el sitio durante los periodos de media hora durante el día. Los datos entregados por el área de TI para esta base comprenden desde el 15/09/2011 a 19/12/2012. Los registros se obtuvieron en tramos de media hora a partir de las 13:30hrs del 15/09/2011. Se incluye un total de 4.485 intervalos correspondientes a 2 meses y 4 días.

## **7.3 Limpieza y consolidación de la data**

Para poder obtener una mejor predicción de las subastas se realizó un filtro en donde solo los tipos de subastas con más de 10 publicaciones serian consideradas para los modelos. La idea es tener un número mínimo de datos tratando de no perder mucha información. Las subastas de tipo SuperBid fueron eliminadas luego de este proceso por su presencia limitada.

No se consideraron las subastas de prueba ya que solo sirven para entrenar a los usuarios nuevos y al no subastarse ningún tipo de producto tienen un comportamiento diferente.

Luego de la selección se obtuvo 6, 6, 8 y 12 combinaciones de juegos para productos Hot Full, Hot Económico, Medio y Promocional respectivamente. Estas combinaciones generan las 32 posibles pares ordenados (juego, producto) para subastas que pueden completar el mix. Luego de observar los resultados del modelo de comportamiento, se realizó un reordenamiento de las 32 subastas. Al no ser significativas las variables de tipo de uso y los

tipos de juego Bonus y Mix, los tipos de subasta quedaron reducidos a 21 (ver sección 9.1). Las 21 combinaciones se pueden observar en detalle anexo N°14.

Luego de obtener las subastas necesarias para el estudio se unieron ambas bases para poder asociar los flujos de usuarios a las subastas y tener la data consolidada para las posteriores regresiones correspondientes al modelo de comportamiento.

## 7.4 Modelo de comportamiento

El modelo de comportamiento busca predecir la demanda a través del número de Bids en una subasta. Este modelo se desarrolló a través de regresiones logarítmicas para buscar sus parámetros. Las regresiones fueron realizadas en el software “R”. Se recomienda que estas regresiones se deben volver a realizar cada 3 meses debido a los productos subastados son en su mayoría tecnológicos y en este tiempo se podrá contar con las nuevas versiones de estos.

En el modelo se hicieron una serie de combinaciones para ver el mejor ajuste entre los datos de forma normal y logarítmica para definir el mejor ajuste. Luego para elegir el mejor modelo se calcularon sus distintos ajustes  $R^2$  y error MAPE. El modelo con mejor ajuste  $R^2$  y menor error MAPE será el elegido, siendo este último el factor de mayor importancia.

El modelo de predicción de Bids cuenta con 6 variables independientes: diferencia visitas, costo, tipo de juego, tipo de producto, costo del resto de los productos y el precio del producto anterior del mismo tipo. Las variables no dicotómicas como la diferencia de visitas, costo del producto y del resto, y precio del producto anterior del mismo tipo se combinaron en varios modelos. Estos probaron las distintas formas funcionales de cada variable, lineal y logarítmica. El mejor resultado fue el modelo presentado en la sección 6.1.3. El modelo final presenta la siguiente forma:

Tabla 3: Ajustes de variables modelo de comportamiento

N°	Variable	Tipo	Mejor ajuste
1	Diferencia visitas	Continua	Lineal
2	Costo	Continua	Logarítmica
3	Costo Resto	Continua	Lineal
4	Tipo Producto	Dicotómica	Lineal
5	Tipo Juego	Dicotómica	Lineal
6	Precio anterior	Continua	Lineal

Fuente: Elaboración propia

La variable dependiente de número de Bids en la subasta será utilizada de manera logarítmica.

## 7.5 Modelo de decisión y parámetros

El modelo de decisión se llevó a cabo a través del planteamiento del problema de programación lineal (PPL) y fue posteriormente resuelto utilizando un prototipo diseñado en el software R (Ver sección 10 para resultados). Para generar la matriz de utilidad que considera las  $S=21$  subastas y  $T=31$  periodos de media hora (10:00am-1:00am del día siguiente), es decir 651 combinaciones, de los valores esperados obtenidos en el modelo de comportamiento más valores promedio de visitas y precio anterior por bloque de horario. Para el costo de los productos se utilizó el costo promedio del rango por tipo de producto. Así se asignarán \$325.000, \$150.000, \$65.000 y \$15.000 a los productos Hot full, Hot económico, Medio y Promocional respectivamente.

Para la restricción de presupuesto se decidió revisar los costos incurridos por la empresa en productos durante los días de data que se tienen. Debido a su alta dispersión (Ver anexo N°15) se utilizó la mediana que asciende a \$1.470.000, la cual difiere de la media en solo un 8%. Para la restricción de juegos para novatos se consideró la regla de la empresa, la cual dice que un tercio de los juegos deben ser cerrado para este tipo de usuarios.

Los valores de juego del sitio a la fecha (10/01/2012) son:

1. Costo del Bid: \$200.
2. Aumento del precio de la subasta por Bid: \$3.

Es así como la utilidad del tipo subasta  $i$  publicada en el periodo  $t$  se calcula como:

Donde:

- $UTILIDAD_{st}$ : Utilidad de subasta  $s$  publicada en tiempo  $t$ .
- $d_{st}$ : Bids puestos en subasta  $s$  publicada en tiempo  $t$ .
- $PB$ : Precio del Bid.
- $A$ : Aumento en el precio de la subasta por bid puesto.
- $C_i$ : Costo del producto publicado en la subasta  $s$  en tiempo  $t$

## 8. PROTOTIPO

### 8.1 Diseño del prototipo

El prototipo diseñado para conectar el modelo de decisión con el modelo de comportamiento asociado se llevo a cabo programando un algoritmo para el software R.

Una vez definidos los parámetros descritos en la sección anterior, comienza por correr las regresiones para generar los MCO. Además entrega una serie de reportes como ajuste  $R^2$  y  $R^2$  ajustado y error MAPE. Utilizando los MCO y parámetros calcula la matriz de utilidad de donde se encuentra las utilidades estimadas para cada tipo de subasta  $s$  al ser publicada en bloque  $t$ . Con la matriz de utilidad y matriz de restricciones (definida previamente) se resuelve el PPL para encontrar el óptimo respetando cada una de las restricciones. El prototipo finalmente entrega una lista del mix de subastas con su respectivo intervalo a ser

publicadas y la utilidad esperada del conjunto de subastas del día. El tiempo de respuesta del prototipo de de alrededor de 1 segundo.

## 8.2 Indicadores de desempeño

Si bien dentro de los alcances de la memoria queda fuera la implementación del prototipo y automatización de las publicaciones, por el tiempo requerido, se sugiere un control de la serie de indicadores con que cuenta el modelo para medir el desempeño de este.

Al recalibrar el modelo se debe tomar en cuenta si crece o disminuye el indicador  $R^2$  para ver si el modelo captura mayor o menor varianza de los datos nuevos. Se deberá medir el error MAPE empíricamente para comprobar el error porcentual medio, y así ver la calidad del ajuste pronóstico generado por el modelo de comportamiento. Al realizar este control se podrán evaluar las diferencias entre utilidades reales versus las pronosticadas comprobando la robustez del modelo ante futuros cambios en los inputs.

Con un sitio que está constantemente renovando sus productos, juegos y parámetros es muy importante tener el control constante de estos indicadores.

## 9. RESULTADOS MODELO DE COMPORTAMIENTO

El modelo de comportamiento entrega los parámetros necesarios para llevar a cabo la predicción de la demanda, medida en bids puestos en una subasta a cierta hora del día. Estos parámetros fueron analizados con el fin de determinar si son consecuentes con lo esperado y si su influencia es significativa. Esto último se determinará a través de su P-valor, donde serán descartadas las variables que, no sean significativas mínimo al 10%. A continuación se mostrarán los resultados de la estimación y su respectivo análisis.

### 9.1 Parámetros estimados por modelo de comportamiento

Se presentan los estimadores MCO en la tabla N°4. Se normalizaron las variables para poder comparar las magnitudes e influencias de los regresores y así poder establecer un ranking de mayor a menor influencia.

Tabla 4: Estimadores de mínimos cuadrados ordinarios

Ranking	Regresor	Valor (norm)	P-valor
1	Buynow	0,799	0
2	Promocional	-0,624	0
3	Medio	-0,599	0
4	Mix	-0,3173	0,293
5	Hotec	-0,302	0,004
6	LnCosto	0,2540	0

<b>7</b>	Novato	-0,113	0,007
<b>8</b>	Auto Bid	0,1014	0,092
<b>9</b>	Diferencia visitas	0,072	0
<b>10</b>	Bonus	-0,072	0,274
<b>11</b>	Precio anterior	0,051	0,012
<b>12</b>	Costo Resto	-0,0478	0,010
<b>13</b>	Hobby	0,0474	0,297

Fuente: Output R

Bajo la regla establecida anteriormente las variables de juego Mix y Bonus serán eliminadas al igual que la variable de uso Hobby u Hogar por no ser significativa al 10%.

Los MCO obtienen el signo esperado. El regresor asociado a novato (7) resta ya que estos son menos y por ende como la subasta está restringida para solo un tipo de usuario menos bids entrarían en la subasta. Una variable que involucra a todo tipo de jugadores es la del Auto bid (8). Al igual que mucha gente que participa en apuestas o juegos de azar, existe una parte del público que viene a entretenerse y desplegar su estrategia para ganar. Estas estrategias en su mayoría ocupan la opción del Auto bid, por ello se justifica su signo positivo entre las variables relevantes (Augenblick, 2011). Son miles los usuarios que entran al sitio buscando la ocasión de llevarse un producto de alto valor por el que no están dispuestos a pagar, o si bien están dispuestos buscan la posibilidad de llevárselo a un precio módico. Por ello la variable Costo del producto (6) tiene una influencia positiva. De no conseguir ganar la subasta el tener la opción de Buy now (1) les da la posibilidad de no perder sus bids y finalmente usarlos en parte de pago para comprar el producto al mismo precio de retail que pagarían. Pero si logra ganar la subasta su utilidad puede llegar a más de un 90% dependiendo cuantos bids haya jugado en esa subasta. Esto le da la gran importancia a esta variable (Buynow) dejándola en el N°1 del ranking de relevancia. Las variables de Costo y Buynow características vinculadas a la oportunidad de compra que ofrece el sitio.

El costo del resto (12) es negativo por ende se comprueba un efecto sustitución producido al subastarse 2 o más productos simultáneamente. El regresor asociado al precio de la subasta anterior (11) del mismo tipo obtiene signo positivo y es significativa. Esto último desmiente la creencia de la compañía donde se pensaba que cuando un producto se subastaba a un precio módico (poca competencia), el siguiente sería subastado a un precio mayor, ya que muchos usuarios participarían pensando que se llevarían la subasta al mismo precio que la anterior del mismo tipo.

El regresor asociado a la diferencia de visitas (14) aporta positivamente como era de esperarse. Una diferencia positiva mayor, quiere decir que el periodo donde se va a jugar el producto tendrá mayor potencial de usuarios logueados, por ende lo más probable es que haya más competencia en la subasta.

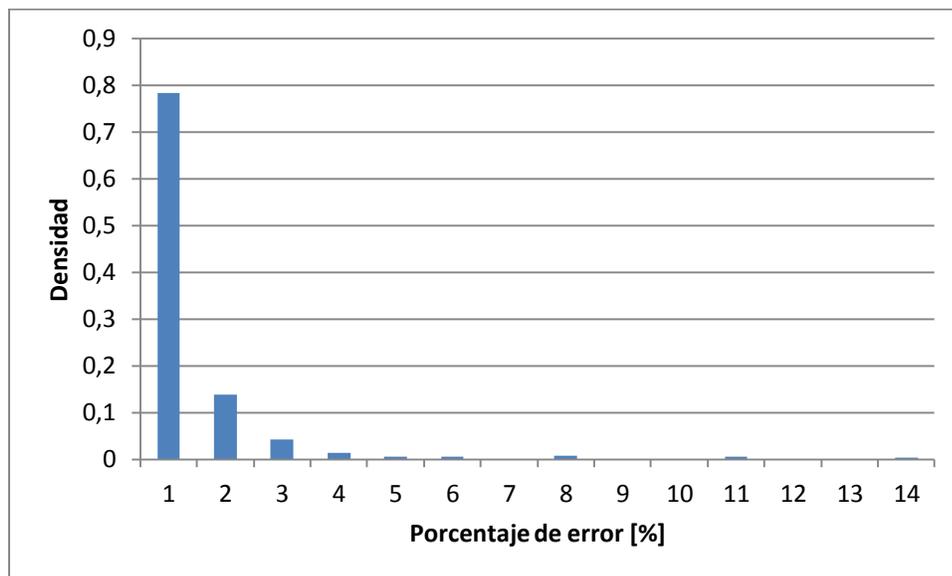
Finalmente se destaca la necesidad de tener distintos tipos de productos. Los usuarios necesitan aprender a jugar y muchas veces al ver la gran competencia que se produce por los productos de mayor costo, optan por el tipo de producto promocional (2) y/o Medio (3) ya que ayudan a generar confianza y le entregan al usuario una satisfacción al ganar. Se observa que los regresores asociados a los tipos de producto tienen signo negativo, ya que la escala

parte desde el producto Hotfull. Esto quiere decir que este tipo de producto son los que más aportan (positivamente) y más bids reciben, junto con los Hot económicos (5) y por ende se forma una escala negativa hacia los promocionales.

## 9.2 Ajuste del modelo de comportamiento

El modelo de comportamiento logra captar el 39% de la varianza, del logaritmo de los bids, medido a través de su  $R^2$ . Se calculó su error MAPE estimando los parámetros con el 80% de los datos para entrenamiento y el 20% restante para validación. El resultado fue de un error MAPE de 72%, lo cual es bastante alto. Esto último sin embargo está dominado por algunos valores pertenecientes a la minoría. El gráfico número 5 muestra el histograma de los errores porcentuales absolutos, usados para calcular el MAPE. Se observa que en el 78,24% de los casos los errores no sobrepasan el 1%, y el 97,41% se encuentra bajo el 5%. Revisando el 10% superior, se observa que los casos de error se distribuyen de la siguiente manera: 29%, 32%, 5% y 34%, para subastas con productos promocionales, medios, hot económicos y hot full, respectivamente. Todos casos de sobreajuste donde se les pronostica entre un 1,7% y un 13% más de bids.

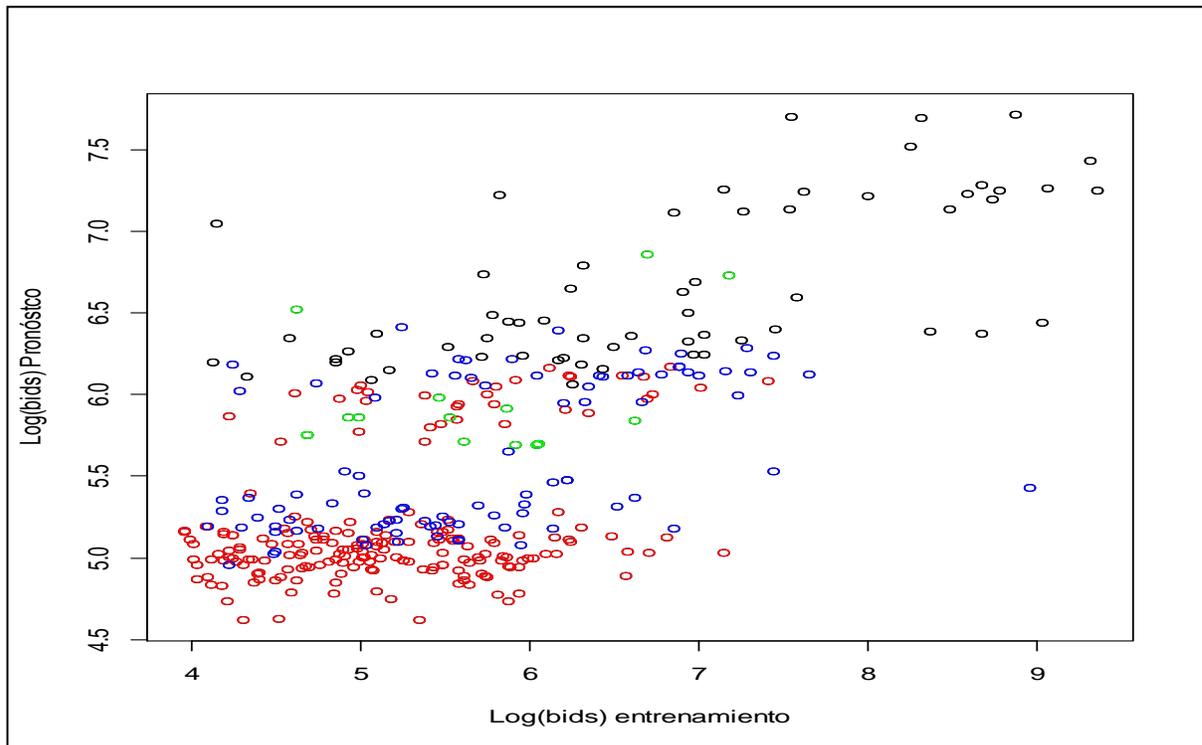
Gráfico 5: Histograma de errores porcentuales absolutos



Fuente: Elaboración propia

En el siguiente gráfico se muestra el ajuste del modelo (a escala logarítmica) de comportamiento comparando una muestra del pronóstico hecha por el modelo (eje de las abscisas) vs una muestra de los datos empíricos (eje de las ordenadas). Los puntos de colores representan los distintos tipos de productos, siendo los rojos, azules, verdes y negros, asignados a Promocionales, Medios, Hot económicos, y Hot Full respectivamente.

Gráfico 6: Ajuste modelo de comportamiento



Fuente: Output R

Se observa cierto nivel sobreestimación, donde las subastas con productos promocionales, medios y hot full siguen una tendencia similar y por otro lado los hot económico muestran otro comportamiento. Los las subastas productos promocional, medio y hot full tienen una sobreestimación mayor observándose mayor número de casos bajo la diagonal. Los productos hot económico, se muestran con un mejor ajuste siguiendo la tendencia de la diagonal. El modelo de comportamiento muestra mejores predicciones para los productos hot económicos, siendo el resto más impredecibles.

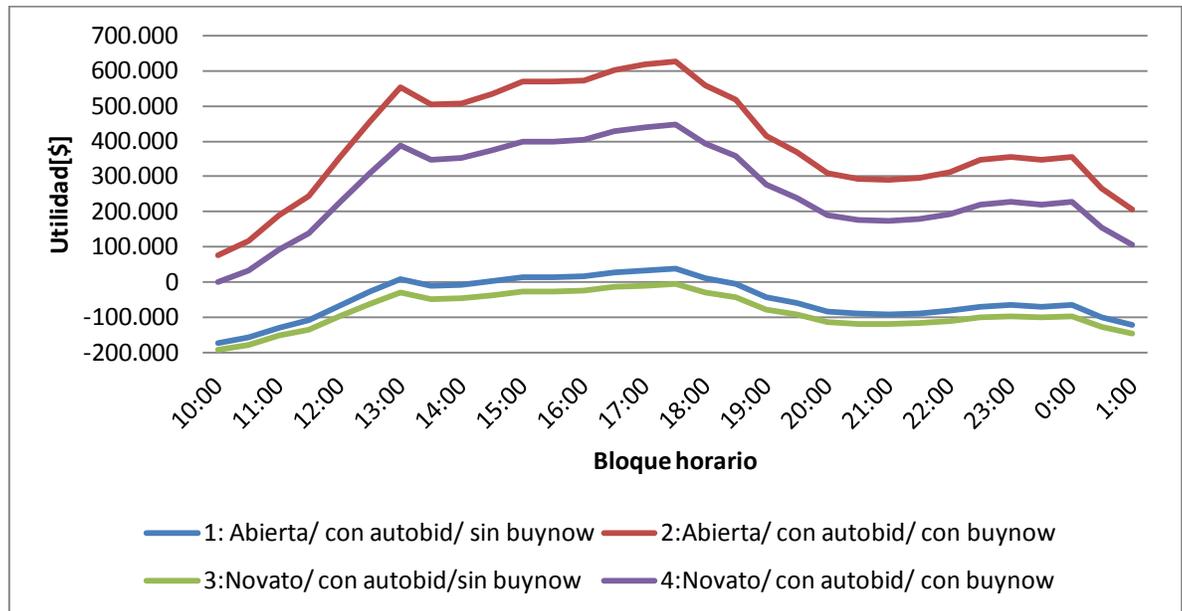
Existen algunos jugadores con una gran suma de bids, que ponen un bid por cada uno que pone otro participante (estrategia de “liderar” la subasta), otros que esperan ganar con muy pocos bids (esperando que no existan lideres) y finalmente algunos de estrategias mixtas (Mittal, 2010). La combinación de todos estos tipos de jugadores hace que la duración de la subasta muy variable.

### 9.3 Proyecciones del modelo

Las 21 tipos de subastas se comportan distintas entre sí y se proyectan con mayor o menor utilidad a lo largo del día. Es así como en los siguientes 4 gráficos se puede observar las influencias de los regresores mostrados en la sección 9.1, separados por tipo de producto.

En el gráfico N°7 se observan las subastas Hot Full y su proyección a lo largo del día. Por su alto costo son las subastas más arriesgadas donde se puede ganar o perder mucho dinero.

Gráfico 7: Proyección subastas Hot Full



Fuente: Elaboración propia con Output R

Aquí queda claro la importancia de que la subasta posea la opción del Buy now. Las 2 subastas que poseen esta opción son las que entregan mayores utilidades, las que no, solo sobrepasarán sus costos a ciertas horas. Por otro lado se observa la diferencia de ser para novatos o abierta, ya que como se dijo antes se esperan siempre menor número de bids cuando son cerradas a novatos. Finalmente se muestra la influencia de la temporalidad. Sin duda las subastas obtienen mayor número de bids en los horarios *peak* de visitas.

El resto de los tipos de producto tienen un comportamiento similar a lo largo del día. Para todas el factor más importante que marca un mayor o menor número esperado de bids sigue siendo la opción de Buy now. Para observar el resto de las proyecciones ver anexos 16 al 18.

## 10. RESULTADOS MODELO DE DECISION

El modelo de decisión busca el mejor mix de subastas para ser publicada durante el día. Esto a través de un modelo de optimización que busca los horarios más rentables, entre los 31 intervalos de media hora disponibles en el día, para publicar las mejores subastas, dentro de las 21 opciones de pares (tipo juego, tipo producto).

Una vez obtenidos los parámetros del modelo de comportamiento, se realizó la optimización para encontrar el surtido de mayor utilidad cumpliendo las reglas del negocio. El resultado fue el siguiente:

Tabla 5: Resultado modelo de decisión

Hora	Tipo de producto	Usuarios	Autobid	Buynow	Costo
11:30	Promocional	Abierto	No	No	\$ 15.000
12:30	Medio	Novato	Si	No	\$ 65.000
13:00	Promocional	Abierto	Si	Si	\$ 15.000
13:30	Medio	Novato	No	No	\$ 65.000
14:00	Medio	Abierto	Si	No	\$ 65.000
14:30	Promocional	Novato	Si	Si	\$ 15.000
15:00	Medio	Novato	Si	Si	\$ 65.000
15:30	Medio	Abierto	Si	Si	\$ 65.000
16:00	Hot Económico	Novato	Si	Si	\$ 150.000
16:30	Hot Económico	Abierto	Si	Si	\$ 150.000
17:00	Hot Full	Novato	Si	Si	\$ 325.000
17:30	Hot Full	Abierto	Si	Si	\$ 325.000
18:00	Promocional	Abierto	No	Si	\$ 15.000
18:30	Medio	Abierto	No	No	\$ 65.000
19:30	Promocional	Abierto	Si	No	\$ 15.000
23:30	Promocional	Novato	Si	No	\$ 15.000
0:00	Promocional	Novato	No	No	\$ 15.000
Utilidad: \$3.114.020				Total	\$ 1.445.000

Fuente: Output R

En la tabla número 5 se muestra como efectivamente los productos más costosos se van ubicando, sin repetir tipo de subasta ni intervalo horario, en las horas *peak* de visitas del día (Ver gráfico 4). El resto de los productos van completando los diferentes intervalos, para tener una parrilla con subastas diversas durante gran parte del día. Se observa también que se produce un vacío en los primeros 3 intervalos de la mañana y luego a partir de las 19:30 horas, para retomar en la noche a las 23:30. Lo primero se debe a que a partir de las 10:00am las visitas están en un bajo nivel por ende parece un espacio menos rentable. El vacío de la tarde-noche corresponde al bajón que se produce en las visitas en el horario “post-oficina”, para volver a subir al final de la noche.

Por otro lado el presupuesto no llega a su límite. Se publican 17 de los 21 tipos de subastas dejando fuera 2 con productos de tipo Hot full, y 2 de tipo Hot económico. Incluir cualquiera de estas 4 tipos de subastas excedería el presupuesto.

Las 17 subastas del mix cumplen se dividen en 9 juegos abiertos y 8 solo para novatos. Por lo cual la regla de un tercio de subastas para novatos se cumple holgadamente.

La utilidad estimada para este surtido fue de \$3.114.020. Este resultado es más de 30 veces mayor que los \$102.804 promedio de utilidad que se obtuvo en los meses donde se concentra el estudio (ver rentabilidades en gráfico N°3). La rentabilidad promedio también es superada aumentando de 18% (promedio) a 212%, según la estimación. Es importante resaltar que el aumento de rentabilidad se logra utilizando el 90% del costo promedio utilizado entre el 16 de septiembre de 2011 y 10 de enero de 2012. Como se tiene un error MAPE altísimo debido a que es muy impredecible el precio final de la subasta, la utilidad estimada por el modelo puede variar siendo mucho mayor o menor. En la sección N°11 se estudiará la sensibilidad del modelo ante posibles cambios en sus restricciones y parámetros.

## 11. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

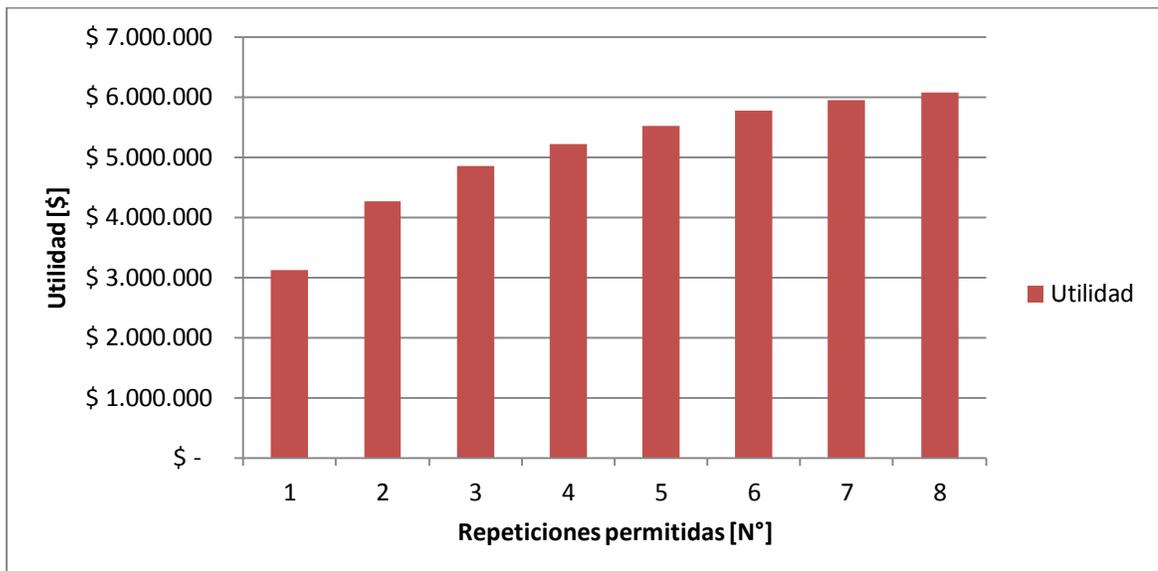
Se realizó el análisis de sensibilidad de las 4 restricciones del modelo para observar cómo afecta en la utilidad del surtido el agrandar o achicar el espectro de soluciones posibles. Así será analizada la relación utilidad versus variedad donde se explicarán las principales causas de potenciales beneficios o pérdidas que traen el aumento o descenso en los parámetros.

### 11.1 Análisis sobre las restricciones

#### 11.1.1 Restricción N°1: No repetir tipo de subasta

Como se ha demostrado existen subastas más rentables que otras. Relajando esta restricción el modelo tenderá a incluir estas una mayor cantidad de veces. En el gráfico número 8 se puede observar como varia la utilidad del mix al permitir repetir las subastas de 1 a 8 veces en un día.

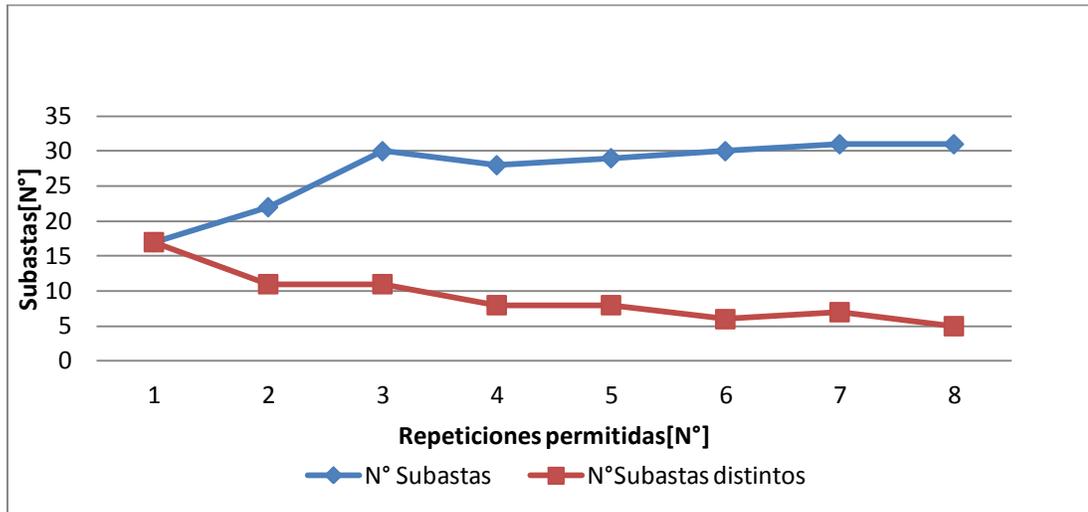
Gráfico 8: Utilidad según repeticiones



Fuente: Output R

Al utilizar las subastas más rentables se ve como la utilidad crece. Esto como se ha discutido, puede ser muy beneficioso en el corto plazo pero puede tener consecuencias en el largo plazo y vida del sitio. En el gráfico N°9 se muestra en azul cómo a medida que se permiten más repeticiones el número de subastas publicadas en el día crece. Pero por otro lado la variedad en el mix, indicada como número de subastas de distinto tipo decrece (línea roja).

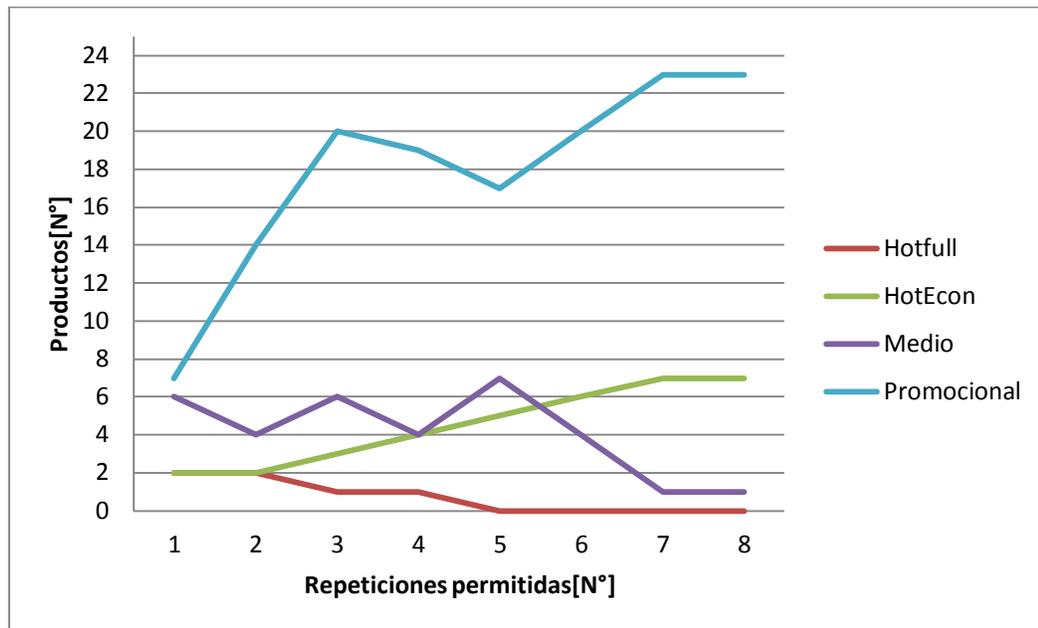
Gráfico 9: Variedad según repeticiones



Fuente: Elaboración propia con Output R

El problema de la variedad no está bien cuantificado, al no tener un número exacto de subastas distintas que tenga influencia con la rentabilidad del sitio en el largo plazo, será el criterio de la empresa quien decida donde está el punto de balance óptimo. Finalmente se muestra como varían los tipos de productos según repeticiones permitidas.

Gráfico 10: Tipos de producto por repeticiones permitidas



Fuente: Elaboración propia con Output R

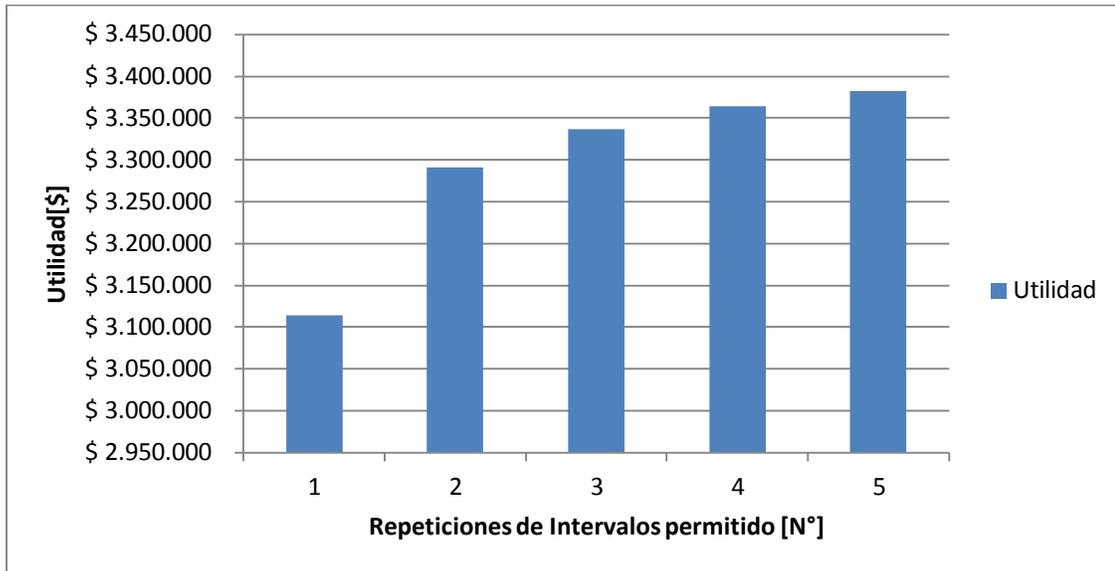
El gráfico 10 muestra el fuerte crecimiento que tienen las subastas de tipo promocionales al aumentar el número de repeticiones permitidas. Su menor costo y mayor rentabilidad hace que el modelo opte por ir colocando cada vez más de este tipo de productos, donde finalmente se opta cada vez más por ellos, en desmedro de los más costosos. Esto puede ser muy perjudicial ya que la directa relación entre el costo del producto y la demanda hace pensar que la gente viene al sitio por los productos más caros. De no encontrarlos puede que no vuelvan más afectando la rentabilidad futura del sitio.

### 11.1.2 Restricción N°2: Publicar a lo más una subasta por intervalo

Al relajar esta restricción la tendencia claramente va ser que el modelo entregue soluciones donde se publiquen cada vez más subastas en los horarios de mayor potencial de juego de bids. Las subastas son exactamente las mismas que entrega el modelo con todas las restricciones iniciales, con la diferencia que se van ubicando en cada vez más en horarios de la mañana (mayor potencial) concentrando las subastas en solo esta parte del día.

En el siguiente gráfico se aprecia un leve aumento en la utilidad a medida que se permiten más repeticiones, esto debido a que la variable temporal (diferencia de visitas), si bien es significativa, no es la que más pesa.

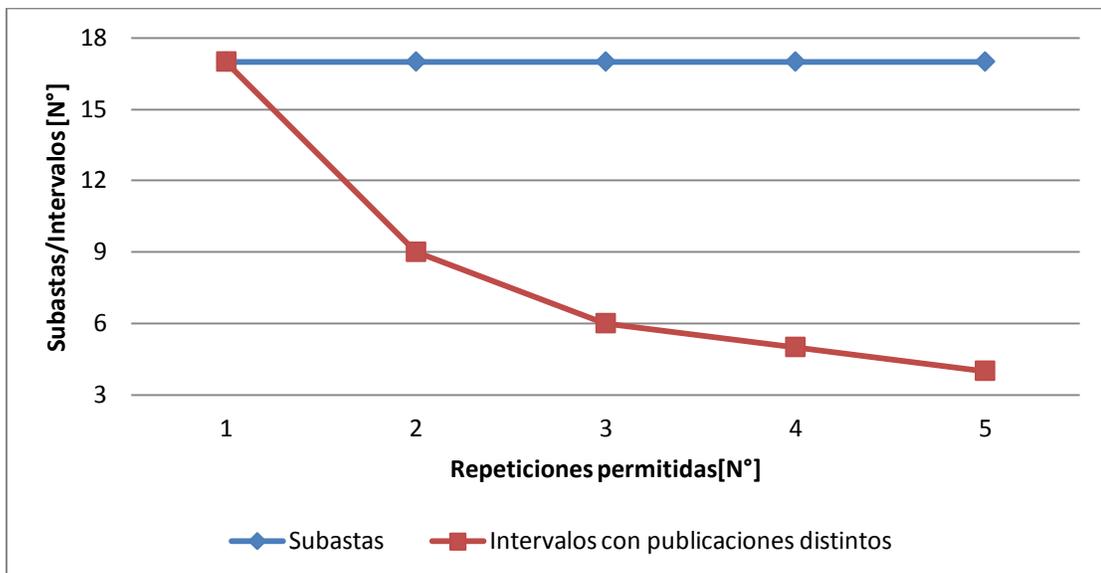
Gráfico 11: Utilidad por repeticiones de intervalo



Fuente: Elaboración propia con output de R

En el gráfico N°11 muestra el número de intervalos con publicaciones (línea roja) y el número de publicaciones (línea azul), por repeticiones de intervalo permitidas. Se aprecia cómo mientras el número de subastas permanece constante, el número de intervalos disminuye. Finalmente los lanzamientos se concentrarán en los horarios de mayores visitas (tarde) dejando prácticamente sin subastas la mañana y la noche.

Gráfico 12: Intervalos con publicaciones según repeticiones



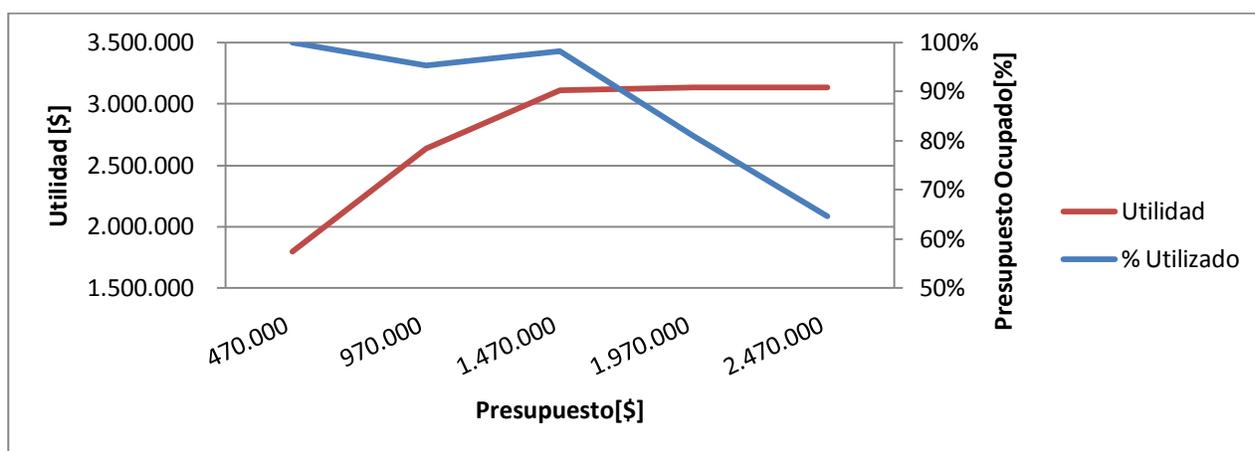
Fuente: Elaboración propia con output de R

### 11.1.3 Restricción N°3: No sobrepasar el presupuesto de la empresa

La empresa no usa un presupuesto fijo para el costo diario de los productos a subastar (ver variación de costos en anexo N°15), por lo que es el experto encargado de las publicaciones quien controla este dentro de ciertos niveles de gasto. Como parámetro de presupuesto para el modelo, como ya se explicó, se utilizó la mediana, es decir, \$1.470.000. Esta restricción se puede ajustar en el modelo dependiendo como cambian las tendencias diarias de visitas, lo que variaría la combinación de productos. Con estudios previos se puede ajustar para que en días donde hay mucha actividad se incentive a los participantes utilizando productos más caros. Por otro lado como medida de promoción, en días más bajos, para atraer más visitas también entra un producto Hot económico o medio durante el día.

El estudio de sensibilidad del presupuesto se realizó variando en montos fijos de \$500.000, por sobre y bajo la mediana de \$1.470.000. Se puede apreciar en el siguiente gráfico como la utilidad va creciendo a medida que se aumenta el presupuesto hasta llegar al óptimo con todas las restricciones iniciales de \$3.114.020 (línea roja).

Gráfico 13: Utilidad según presupuesto

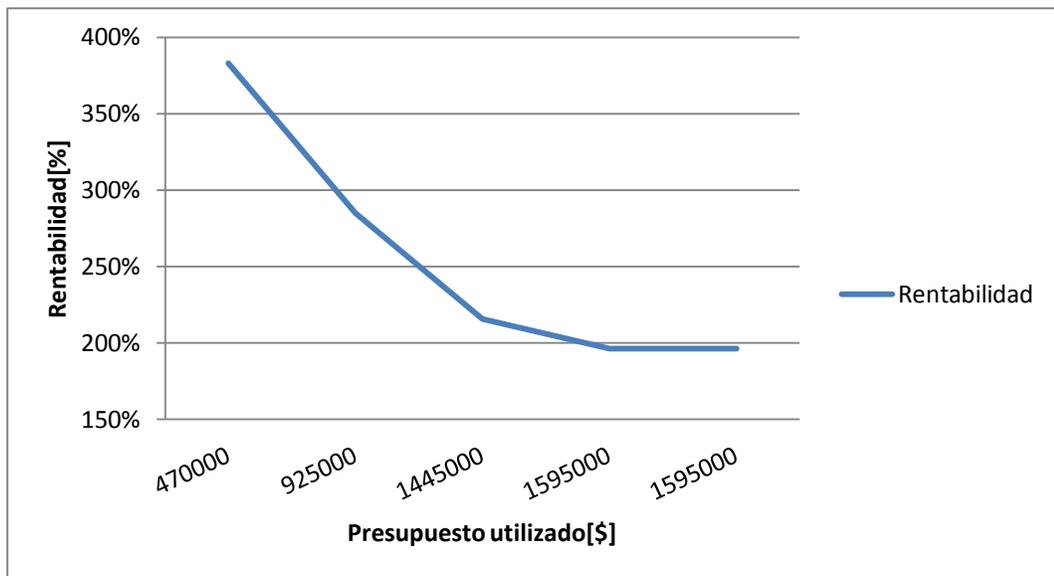


Fuente: Elaboración propia con output R

El porcentaje efectivo del presupuesto va disminuyendo a partir del óptimo. Esto ocurre a causa de que las posibles subastas que podrían entrar al aumentar el presupuesto, todas proyectan pérdidas, y al no poder repetir otro tipo de subasta, el óptimo se mantiene si no se publican.

En el gráfico N°14 se aprecian retornos decrecientes al aumentar el presupuesto, a causa de la publicación de subastas con productos cada vez menos rentables, ya que no pueden volver a entrar los de mayor retorno.

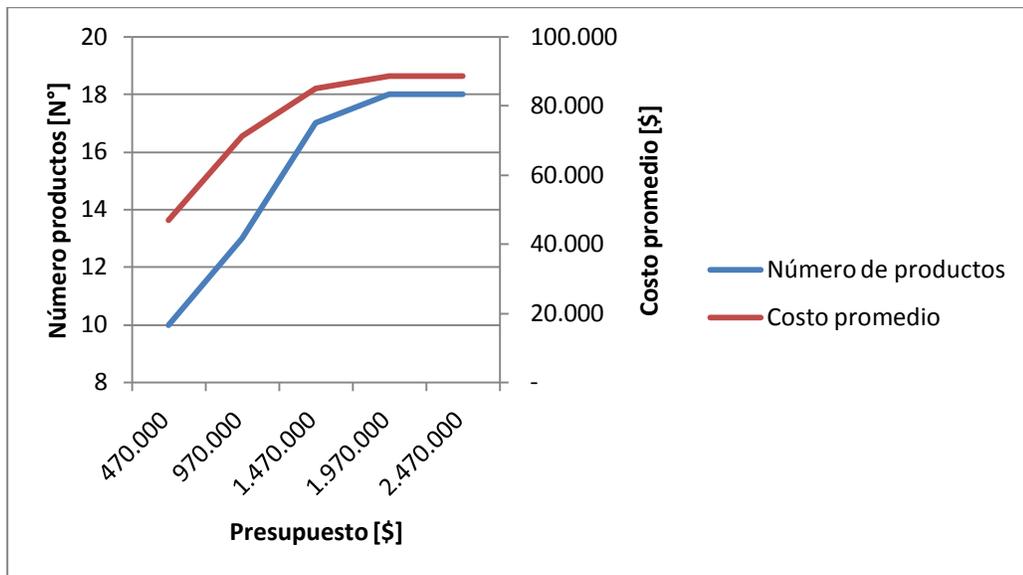
Gráfico 14: Rentabilidad según costos



Fuente: Elaboración propia con output R

Los productos publicados a medida que aumenta el presupuesto no tienen una gran varianza en número, pero si en cómo se conforma el mix.

Gráfico 15: Tipos de producto según presupuesto



Fuente: Elaboración propia con output R

En el gráfico anterior muestra como a medida que crece el presupuesto el mix se va conformando por mayor cantidad de productos y cada vez más costos, lo que aumenta la utilidad pero no quiere decir, como se demostró anteriormente, que esto sea más rentable.

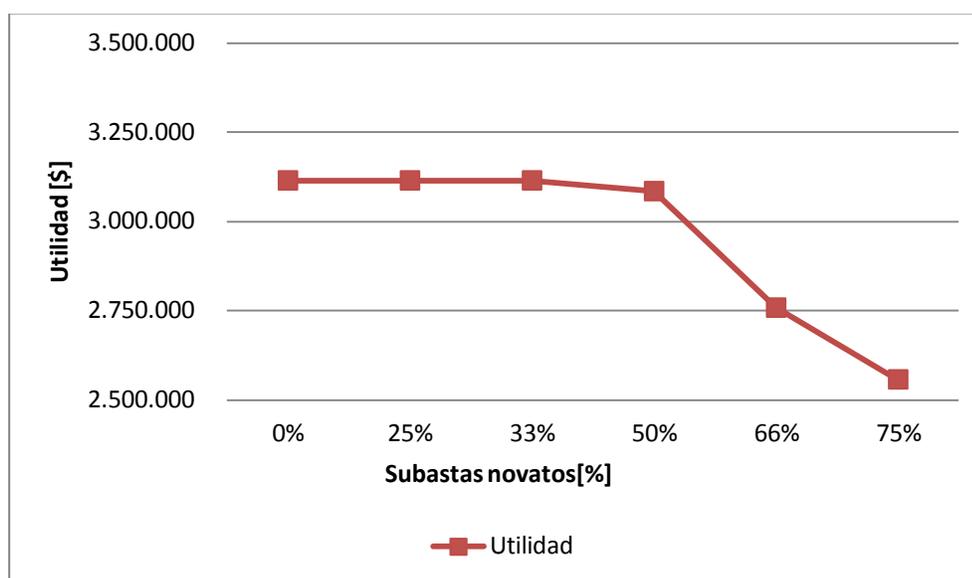
#### 11.1.4 Restricción N°4: Asegurar un mínimo de juegos para novatos

Esta restricción dice que por lo menos una parte de las subastas totales publicadas en el día deben ser para novatos, con el fin de entregarles un espacio donde puedan aprender del juego con menos competencia y mayor igualdad entre los participantes. Como restricción se utilizó un tercio como se explicó anteriormente.

Al ser subastas restringidas, este tipo de subastas tienen una menor competencia, luego la expectativa de bids quemados en ellas son menores.

En el siguiente gráfico se muestra la variación en términos de utilidad que ocurre partiendo por no incluir esta restricción (0% mínimo de subastas para novatos) y terminando imponiendo 2 de cada 3 subastas para novatos.

Gráfico 16: Utilidad según % subastas novatos

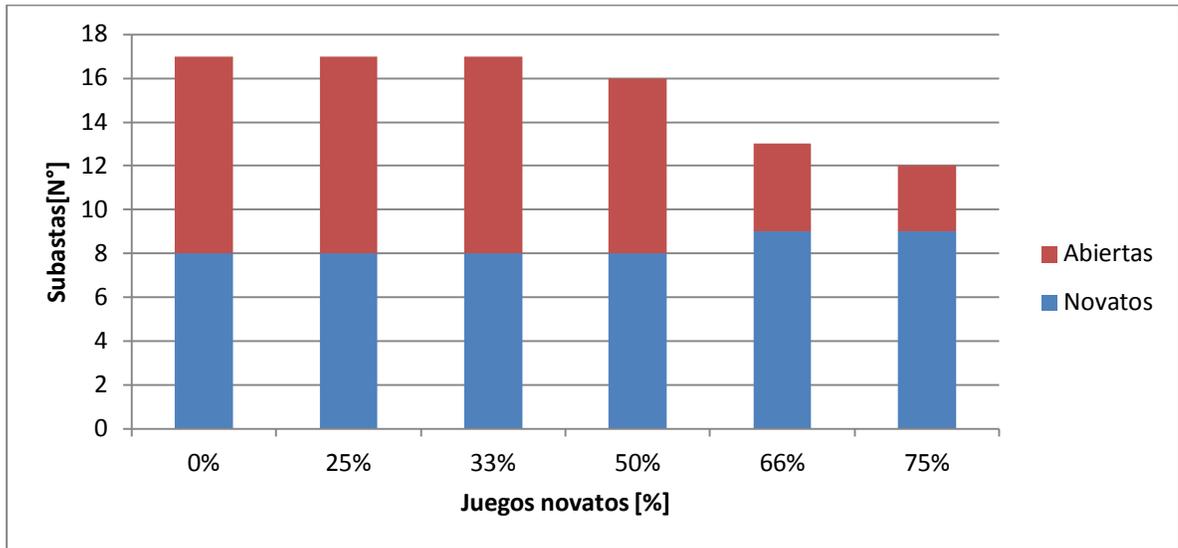


Fuente: Elaboración propia con Output R

Las subastas para novatos hacen que el juego sea más cerrado para los grandes apostadores, ya que solo puede participar este tipo de jugadores. Luego el hacer crecer este mercado “de protección” hace que las utilidades disminuyan.

El modelo opta por incluir la menor cantidad de subastas para novatos para lograr el mejor beneficio. Las subastas que incluyen mayores premios se liberan de esta restricción para obtener mayores retornos en el día. El siguiente gráfico muestra como se distribuyen la cantidad de subastas del mix a medida que se impone un juego cada vez más cerrado para novatos.

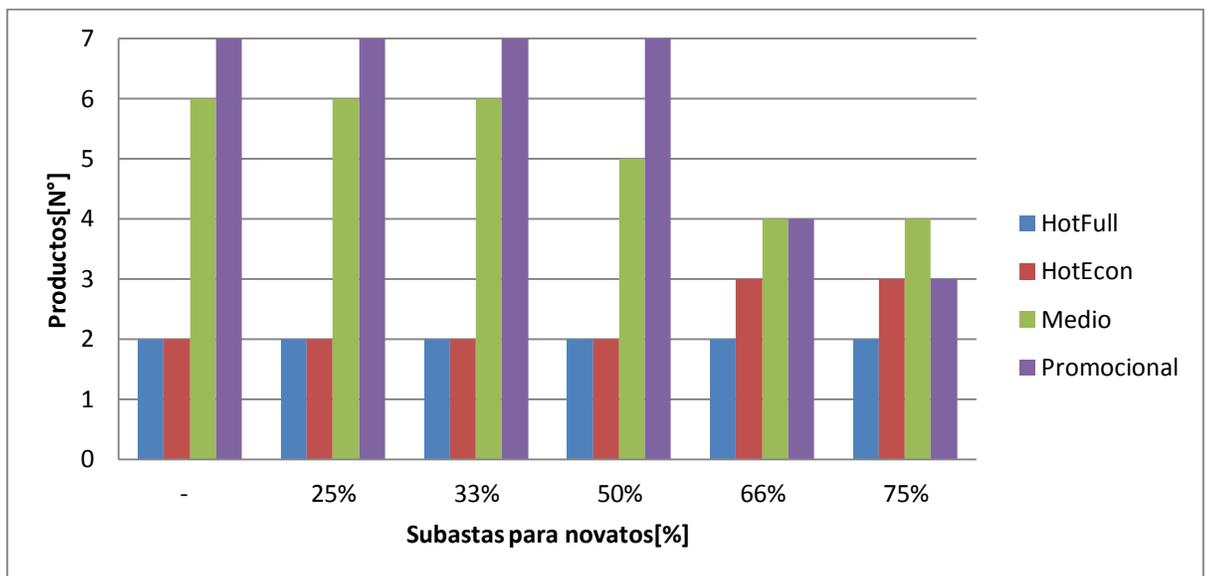
Gráfico 17: Distribución subastas por % de juegos novatos



Fuente: Elaboración propia con Output R

Solo en los casos donde se impone entregar más subastas para novatos estas sobrepasan a las abiertas.

Gráfico 18: Tipo de productos según % de juegos novatos



Fuente: Elaboración propia con Output R

Finalmente en el gráfico N°18 se muestra qué tipo de productos van completando el surtido a medida que se imponen mayor cantidad de juegos para novatos. Se observa que siempre se tiene de todo tipo de productos. A medida que se exige mayor presencia de subastas de novato, se quitarán del mix varias subastas abiertas, que dejarán bastante

disminuido el mix en número. Esto último perjudicaría en gran medida a todos los jugadores expertos, ya que tendrían que solo podrían participar en un número muy reducido de subastas.

## 11.2 ROBUSTEZ DEL MODELO

Para comprobar que tan robusto es el modelo se decidió realizar primero un análisis de sensibilidad variando los MCO un 20% sobre y bajo su valor estimado. Así comprobar cómo afecta en la utilidad una variación en los parámetros, y ver cual tiene mayor influencia.

Luego se realizó una muestra de 1000 casos donde se fueron variando simultáneamente todos los parámetros, con el fin de comparar la distribución de utilidades de la muestra con la de los meses de estudio. Es así como se medirá la dispersión de la utilidad al existir variaciones en los factores que afectan el resultado de la función objetivo.

### 11.2.1 Variación individual de los parámetros

Con el fin de observar la relevancia de cada parámetro en la utilidad del mix, se realizaron pruebas utilizando los MCO con un 20% más y menos. Se calculó la diferencia porcentual con respecto a la utilidad encontrada en el caso base (sin variaciones), para así ver que factor influye más ante posibles cambios futuros. En la tabla N°6 se muestran los resultados.

Tabla 6: Utilidad según variación de MCO

Variables	$\beta-\sigma$	$\Delta$	$\beta+\sigma$	$\Delta$
Costo	\$ 1.367.821	-56%	\$ 6.024.978	93%
Novato	\$ 3.163.118	2%	\$ 3.066.154	-2%
Autobid	\$ 3.099.913	0%	\$ 3.128.497	0%
Buynow	\$ 2.487.494	-20%	\$ 3.862.204	24%
Promo	\$ 3.241.941	4%	\$ 3.002.604	-4%
Medio	\$ 3.253.116	4%	\$ 2.992.750	-4%
Hotec	\$ 3.179.624	2%	\$ 3.052.532	-2%
Precio Anterior	\$ 3.063.172	-2%	\$ 3.165.867	2%
Delta visita	\$ 2.235.202	-28%	\$ 4.204.001	35%

Fuente: Elaboración propia con Output R.

El parámetro  $\beta$  representa el estimador, mientras que  $\sigma$  es el factor de aumento o disminución que se aplicará, equivalente al 20% del valor del  $\beta$  respectivo. El símbolo  $\Delta$  indica la variación con respecto a la utilidad base.

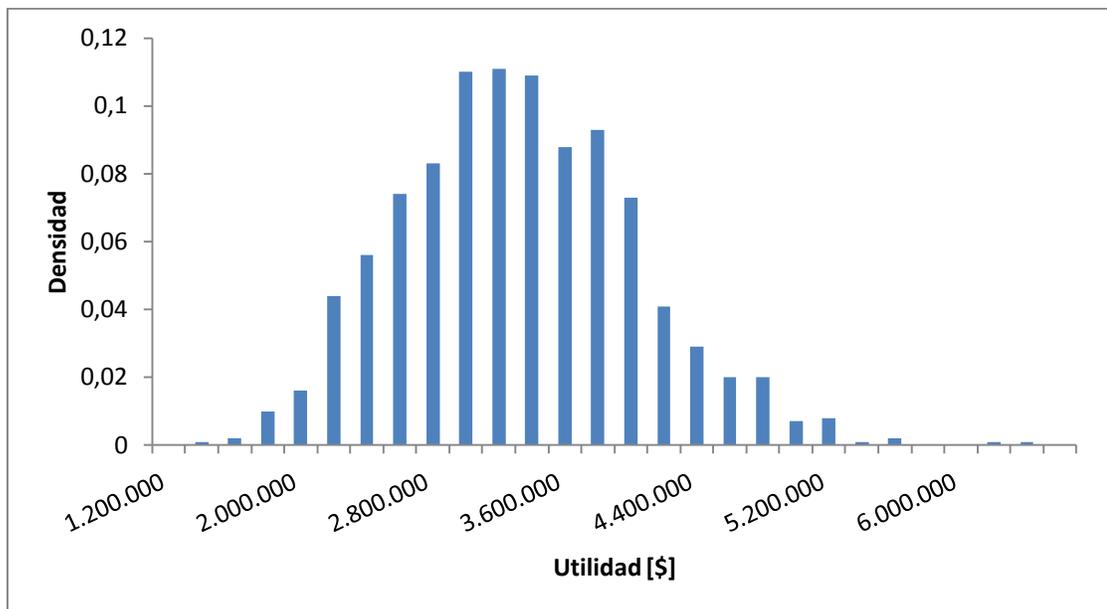
Destacan 3 factores por sobre el resto que podrían afectar en gran parte el resultado del modelo, ya sea para mejor o peor. El factor del costo del producto, la opción de Buynow y las visitas, obtienen las mayores variaciones. Con respecto al factor de costo, se observa como una mayor preferencia por productos más costosos podría traer beneficios por sobre el 90% estimado, pero por otro lado si la gente deja de entrar al sitio buscando estos productos y juega en cualquier tipo de subasta, las pérdidas podrían sobrepasar el 50%. Similar es el caso

de las subastas con la opción de Buynow. Una mayor preferencia de los usuarios por subastas con esta modalidad aumentaría las ganancias más de un 20%, pero si se acaba su favoritismo, existiría una variación casi de la misma magnitud pero en el lado de las pérdidas. Finalmente se observa el factor de la temporalidad a través de las visitas. Un aumento de usuarios compitiendo por las subastas incrementaría las utilidades en un 35%, pero la baja de estos la disminuye en casi 30%. Por ende el factor visitas no deja de ser menor.

### 11.2.2 Variación simultanea de los parámetros

Al realizar una variación en conjunto de los parámetros se puede observar que tan robusto es este comparado con el modelo actual utilizado en la empresa. En el grafico N°19 se muestra la distribución de la muestra, que comprende 1000 casos, tomados al variar simultáneamente todos los parámetros. Esta última variación en los parámetros se realizó cambiando cada uno de los 9 MCO, por uno nuevo. Los estimadores utilizados en la muestra se asumirán normalmente distribuidos de media igual al MCO respectivo y varianza igual al cuadrado del error estándar (ambos calculados en el modelo de comportamiento).

Gráfico 19: Distribución utilidad de la muestra



Fuente: Elaboración propia con Output R.

La distribución presenta una desviación estándar de \$721.136, la cual es un 14% menor al \$833.913 observada en los meses de estudio. Por otro lado la media de la muestra se encuentra en \$3.221.141, siendo un 3133% mayor a los \$102.804 promedio observados en la data proporcionada por la empresa.

## 12 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Para las páginas de subastas *pay-to-bid* existen 2 principales problemas: qué tipo de subasta lanzar y a qué hora del día. El hacer uso de herramientas de ingeniería, como las que se proponen en este trabajo, ayudan en gran parte al tomador de decisión a resolver estas 2 incógnitas de manera más informada.

La metodología presentada sirvió para llevar a cabo el proyecto en una plataforma de subastas rápidas, pero esto último no es excluyente a otras áreas. Empresas con publicidad en medios, retail y/o actividades dentro de la industria de la entretención podrían hacer uso de esta metodología para programar surtido diario.

En base a los objetivos principales del estudio realizado, las principales conclusiones son las siguientes:

- a) Al programar el mix diario es importante considerar el hecho de la oportunidad de compra del usuario, por ello se debe incorporar en la mayoría de las subastas la opción de Buynow. Juegos del tipo Bonus y Mix no son significativos para los usuarios y deberían ser eliminados.
- b) Aunque los productos más influyentes sean los de mayor costo, el resto de los productos demostraron ser significativos dentro del surtido, por ende no pueden quedar fuera. Para estos se espera una menor competencia, por ende ayudan a aumentar los ganadores y crear confianza en este tipo de subastas.
- c) El modelo de comportamiento explica el 38% de la varianza total de los datos, realizando mejores predicciones de utilidad para subastas que incluyen productos Hot económicos. Para el resto de los productos se muestra un leve sobreajuste.
- d) Las subastas son distribuidas durante el día, respetando los criterios de variedad y temporalidad, de manera de obtener la mayor rentabilidad. Sin embargo, el modelo de decisión es flexible para realizar modificaciones en los parámetros que restringen la solución óptima. Luego el tomador de decisión puede optar por realizar cambios, en conocimiento de los trade off entre variedad y rentabilidad presentados en este trabajo.
- e) El post proceso es importante para ir monitoreando las preferencias de los usuarios y así definir los sku más atractivos. Por otro lado si se llegase a manejar cierto nivel de inventario debe haber un control para evitar un posible quiebre o exceso de stock.
- f) El prototipo tiene un tiempo de resolución casi instantáneo, donde el resultado se entrega en menos de 2 segundos, lo que lo hace muy eficiente. Esto puede ayudar al tomador de decisión a estudiar distintas opciones en corto tiempo.
- g) El modelo propuesto demostró ser más robusto que el modelo actual, obteniendo menores desviaciones en sus resultados, ante posibles cambios en sus parámetros.
- h) La herramienta otorgada es simple y de fácil uso, por lo que no se necesita un profesional especializado para hacer uso de ella, una vez ajustada. Por ende la empresa evitaría el constante monitorio y lo que es más importante, la dependencia en un experto.

- i) Si bien el modelo permite planificar de manera rápida, el prototipo no es dinámico, por ende no podría ajustarse automáticamente a eventos inesperados durante el día.

En conclusión se recomienda a la empresa hacer uso de la herramienta propuesta, para planificar de manera más informada el surtido diario, considerando factores de rentabilidad, temporalidad y variedad. La futura implementación puede ser llevada, ya sea automatizando (mayor inversión) o de manera manual con una persona que publique la propuesta de mix del modelo (menor inversión). Previo a esto se debe recalibrar el modelo con los últimos 3 meses de data para ajustar los parámetros y estimadores a los posibles cambios en el comportamiento de juego de los clientes. A ya más de un año del lanzamiento de la página, con un público y jugadores más familiarizados con este tipo de plataformas, se cree que el modelo podría verse favorecido y tener un ajuste mejor.

En cuanto a las restricciones de variedad, se recomienda a la empresa mantener el número de subastas mínimas para novatos en un tercio y no repetir bloques de horario para lanzamientos, ya que se produciría una competencia interna. La fijación del presupuesto y decisión sobre número de repeticiones de tipo de subasta quedará a criterio de la empresa.

### **13 TRABAJOS FUTUROS**

Al ser este uno de los primeros trabajo realizados para planificación de surtido de subastas pay-to-bid, solo se tenía reseña de métodos para hacer estimación de demanda (cálculo de bids por subasta) usando teoría de juegos en páginas extranjeras. Con este primer avance se espera que se tome de inicio para estudios con mayores niveles de data, un mercado más consolidado y estudios a niveles más desagregados.

Bajo esta línea diseñar un modelo que pueda medir a la vez el atractivo que tienen las subastas a niveles de duplas (tipo subasta, sku específico). Se sugiere estudiar las conversiones de visitas anónimas a visitas registradas, y de visitas registradas a ventas de bids o bids utilizados en cierta subasta (bids disponibles vs utilizados). Observar que tipo de usuarios juegan en qué tipo de subastas, para luego realizar una segmentación también podría aportar a medir el nivel de atractivo que tienen ciertos surtidos para ciertos clientes. Realizando la segmentación también podría focalizarse la publicidad y dirigir ciertos mails a ciertos clusters. Luego de esto evaluar el impacto de esta medida, para confirmar si lo usuarios entraron al sitio a participar por las subastas promovidas.

Establecer una metodología detallada para realizar el post-proceso. Esto con encuestas programadas en las redes sociales, niveles de inventario establecidos (si los hay) y evaluando características de atractivo tanto de tipos de productos como de juegos. Estudiar si realmente influye el sku específico o el público viene a jugar por productos de algún valor. Definir las reglas de cómo van a ir publicándose los productos, para mantener el sitio con sorpresa y mantenerlo entretenido.

Por otro lado desarrollando un modelo de programación dinámica estocástica se podría calcular mejor el óptimo del mix en cada instante, observando las consecuencias futuras que tendría a lo largo del día la publicación de una subasta en un determinado momento. En

subastas tan dinámicas como estas la entrada en juego de una subasta antes o después de otra podría afectar el comportamiento de juego de sus participantes. Usando este tipo de modelo en cada iteración se podría incorporar el efecto sustitución, encontrado en el presente estudio, si ocurre que 2 o más subastas estarán en juego al mismo tiempo.

Por otro lado repartir de la mejor manera el presupuesto a lo largo del día, con una suerte de penalización por uso del recurso. Así se lograría que las publicaciones cubran la mayor parte del día, siendo estas puestas en juego cuando más convenga según la demanda del día. Un modelo de este tipo permitiría hacer correcciones durante el día, para enfrentar cambios en los inputs ocasionados por imprevistos. Así por ejemplo establecer reglas como subir o bajar el número de subastas ante un aumento o disminución de visitas.

Un modelo como este requeriría de un mayor tiempo de programación para poder automatizarlo. Esto puede que sea significativo en términos de recursos para una empresa que se está recién iniciando, por lo que tendría que ser muy bien evaluado tanto los recursos, como los beneficios en el largo plazo.

Evaluar la rentabilidad de las subastas para novatos. Haciendo un estudio del *life time value* de los usuarios que han ganado subastas para novatos, se podría determinar mejor la importancia de la presencia de estas subastas en el surtido. No solo por el hecho de que estos tengan un gran porcentaje de las ventas de bids, son usuarios fieles al sitio y permanecerán largo tiempo comprando bids y jugando. También podría esto ayudar a definir el presupuesto para acciones de marketing. Saber cuánto cuesta atraer a un usuario nuevo y cuál es su rentabilidad en el largo plazo, determinaría si está bien el presupuesto, o puede que se deba invertir mayor o menor cantidad de dinero.

## 14 BIBLIOGRAFÍA

1. Augenblick, N. (2011). *Consumer and Producer Behavior in the Market for Penny Auctions: A Theoretical and Empirical Analysis*.
2. Borle, S., Boatwright, P., Kadane, J. B., Nunes, J. C., & Galit, S. (2005). *The Effect of Product Assortment Changes on Customer Retention*. Marketing Science Fall 24:616-622.
3. Bultez, A., & Naert, P. (1987). *SH.A.R.P: Shelf Allocation for Retailer's Profit*. Marketing Science Vol. 7, No. 3.
4. Bultez, A., & Naert, P. (1987). *SH.A.R.P: Shelf Allocattion for Retailer's Porfit*.
5. Bultez, A., Naert, P., Gijbrecchts, E., & Vanden Abeele, P. (1989). *Asymmetric Cannibalism in Retail Assortments*. Journal of retailing, Vol 65 N°2.
6. Caro, F., & Gallien, J. (2010). *Inventory Management of a Fast-Fashion*. Oparations research, Vol 58, N°2.
7. Chaverra, M. (17 de 02 de 2012). *Diario La república, Colombia* .
8. Dhara, S. K., Hochb, S. J., & Kumarc, N. (2001). *Effective categorymanagement depends on the role of the category*. Journal of Retailing, Vol 77, edición 2.
9. Hinnosaar, T. (2010). *Penny Auctions are Unpredictable*.
10. Kim, J., Allenby, G. M., & Rossi, P. E. (2002). *Modeling Consumer Demand for Variety*. Marketing Science, Vol 21, N°3.

11. Mittal, S. (2010). *Equilibrium Analysis of Generalized Penny Auctions*.
12. Passalacqua, A. (2008). *Metodología de apoyo a la toma de decisiones en surtido, espacio y ubicación de productos en una cadena de supermercado*.
13. Wooldridge, J. (2006). *Introductory Econometrics*.
14. [www.ganeselo.com](http://www.ganeselo.com). (s.f.).

## 15 REFERENCIA DE TABLAS

Tabla 1: Clasificación de productos por costo y uso .....	7
Tabla 2: Roles en el mix .....	17
Tabla 3: Ajustes de variables modelo de comportamiento .....	23
Tabla 4: Estimadores de mínimos cuadrados ordinarios .....	25
Tabla 5: Resultado modelo de decisión.....	30
Tabla 6: Utilidad según variación de MCO .....	39

## 16 REFERENCIA DE FIGURAS

Figura 1: Ejemplo Penny Auctions.....	6
Figura 2: Flujo del modelo .....	16

## 17 REFERENCIA DE GRÁFICOS

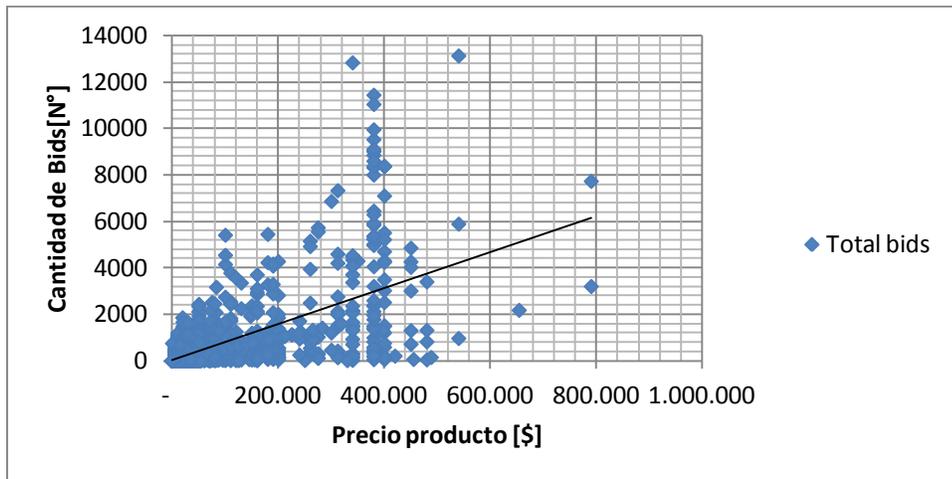
Gráfico 1: Revenue promedio por tipo de producto y uso. ....	8
Gráfico 2: Revenue promedio por tipo de juego. ....	10
Gráfico 3: Distribución utilidades subastas ganeselo.com .....	12
Gráfico 4: Distribución visitas promedio.....	12
Gráfico 5: Histograma de errores porcentuales absolutos .....	27
Gráfico 6: Ajuste modelo de comportamiento .....	28
Gráfico 7: Proyección subastas Hot Full .....	29
Gráfico 8: Utilidad según repeticiones .....	31
Gráfico 9: Variedad según repeticiones.....	32
Gráfico 10: Tipos de producto por repeticiones permitidas .....	33
Gráfico 11: Utilidad por repeticiones de intervalo .....	34
Gráfico 12: Intervalos con publicaciones según repeticiones .....	34
Gráfico 13: Utilidad según presupuesto .....	35
Gráfico 14: Rentabilidad según costos .....	35
Gráfico 15: Tipos de producto según presupuesto.....	36
Gráfico 16: Utilidad según % subastas novatos .....	37
Gráfico 17: Distribución subastas por % de juegos novatos.....	38
Gráfico 18: Tipo de productos según % de juegos novatos .....	38
Gráfico 19: Distribución utilidad de la muestra .....	40

## 18 ANEXOS

### 17.1 Anexo A: Justificación

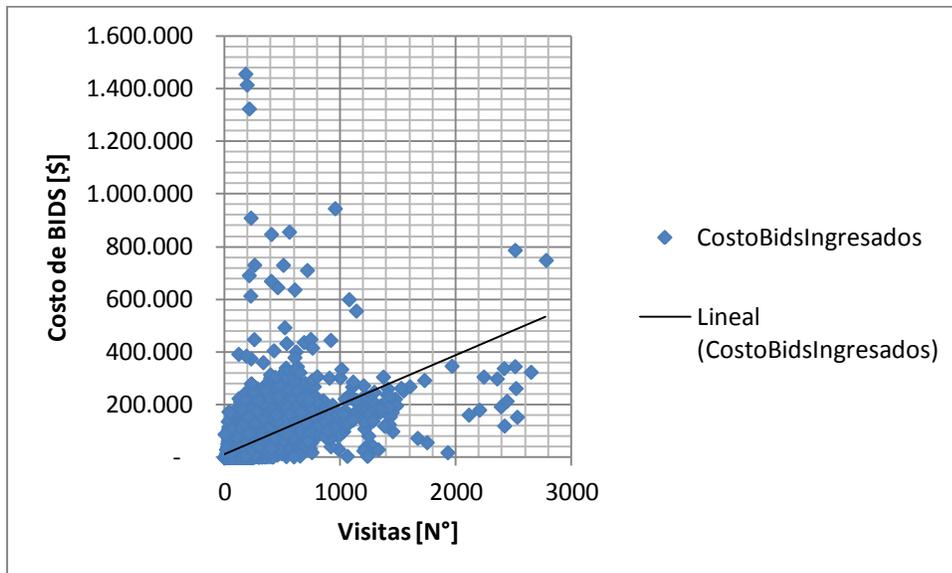
En el anexo A se muestran los gráficos donde se justifica la importancia y correlación positiva entre los bids ingresados y precio del producto en el anexo N°1, y ganancias (medidas en bids) y visitas únicas al sitio en el anexo N°2.

Anexo N°1: Correlación Bids ingresados vs precio del producto



Fuente: Elaboración propia

Anexo N°2: Correlación flujo visitas vs Bids ingresados

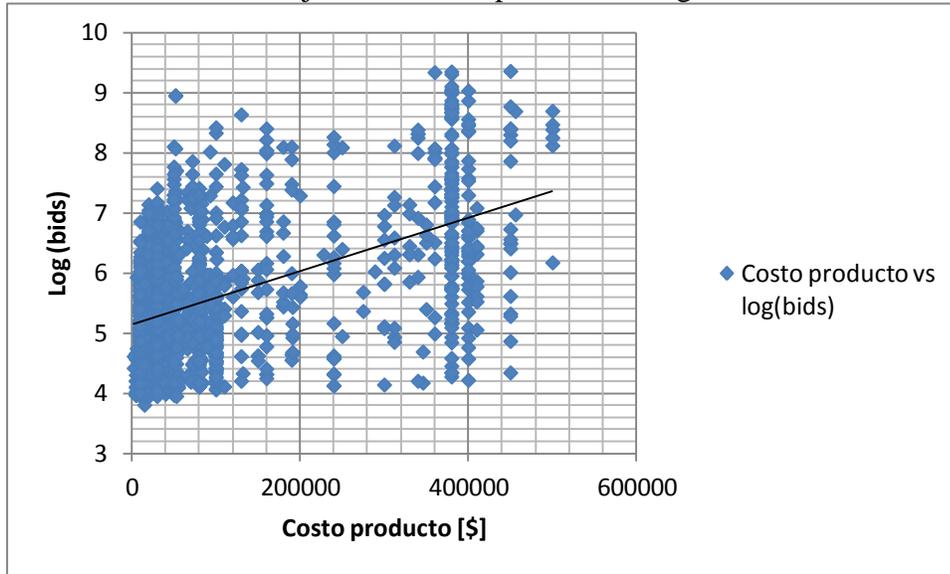


Fuente: Elaboración propia

## 17.2 Anexo B: Ajustes modelo de Bids

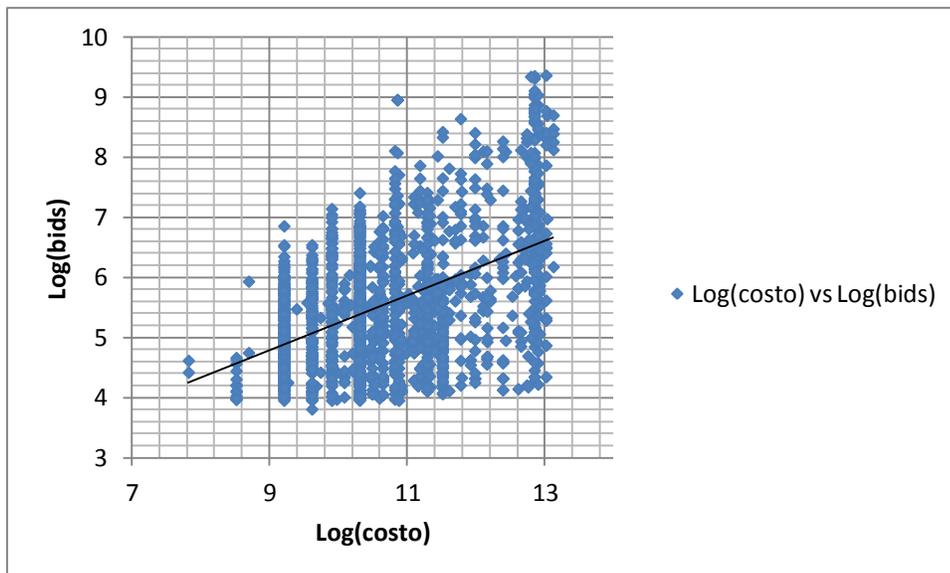
En el anexo B se muestran comparaciones en los ajustes log-normal y log-log de las distintas variables no dicotómicas del modelo de Bids. Finalmente se optó dentro de las log-normal por visitas, precio del resto y precio anterior. Por otro lado el modelo arrojó un mejor ajuste utilizando el log-log con la variable costo del producto.

Anexo N°3: Ajuste costo del producto vs log bids usados



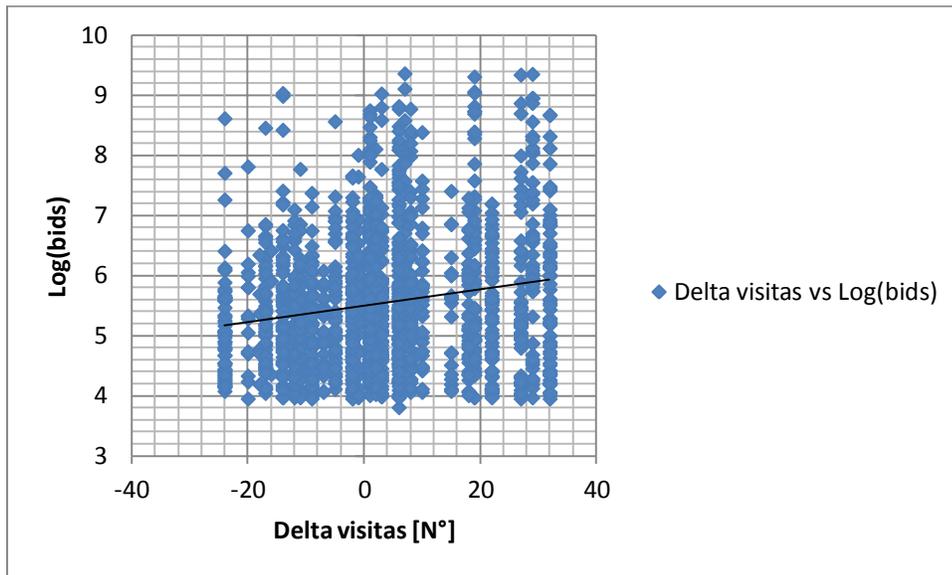
Fuente: Elaboración propia

Anexo N°4: Ajuste log costo del producto vs log bids usados



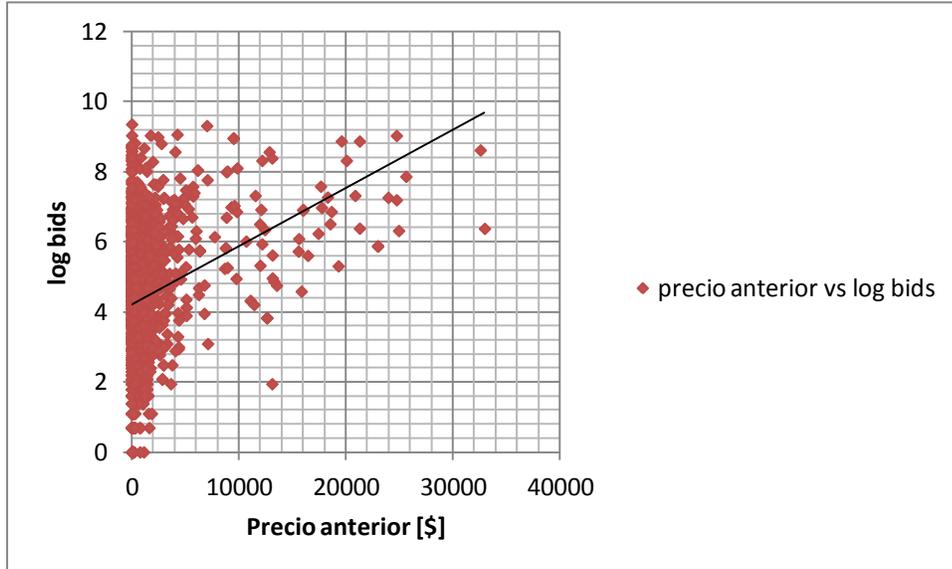
Fuente: Elaboración propia

### Anexo N°5: Ajuste visitas vs log bids usados



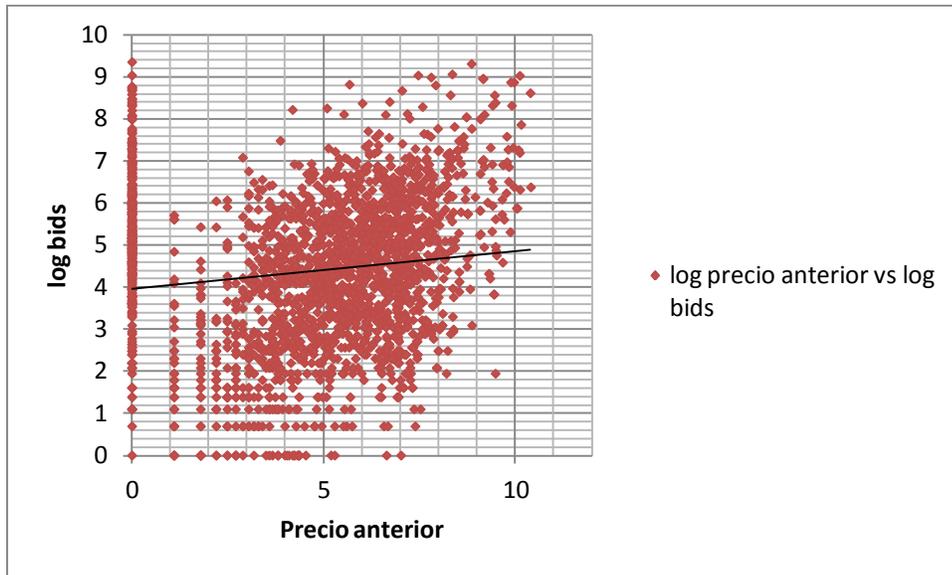
Fuente: Elaboración propia

### Anexo N°6: Ajuste precio anterior vs log bids usados



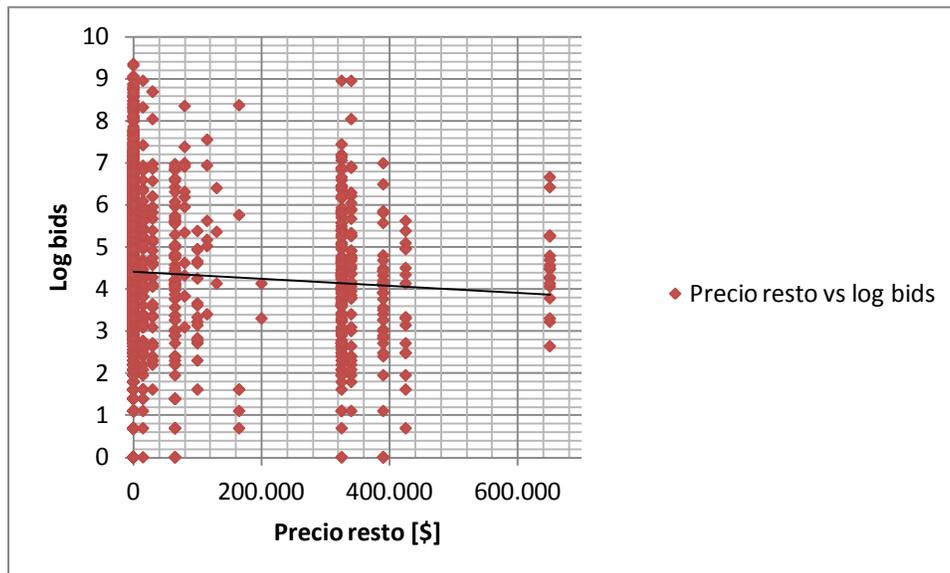
Fuente: Elaboración propia

Anexo N°7: Ajuste log costo del producto vs log bids usados



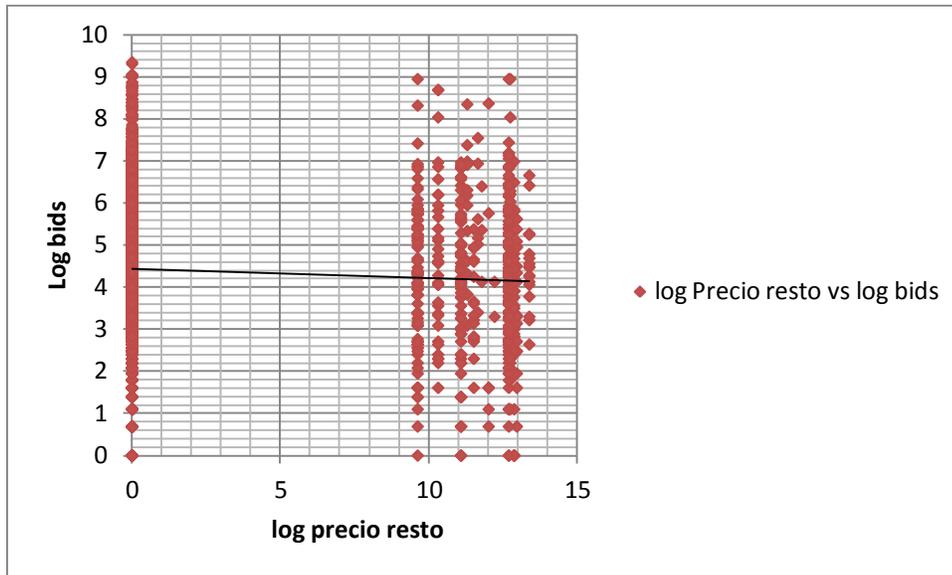
Fuente: Elaboración propia

Anexo N°8: Ajuste precio del resto vs log bids usados



Fuente: Elaboración propia

### Anexo N°9: Ajuste log precio del resto vs log bids usados

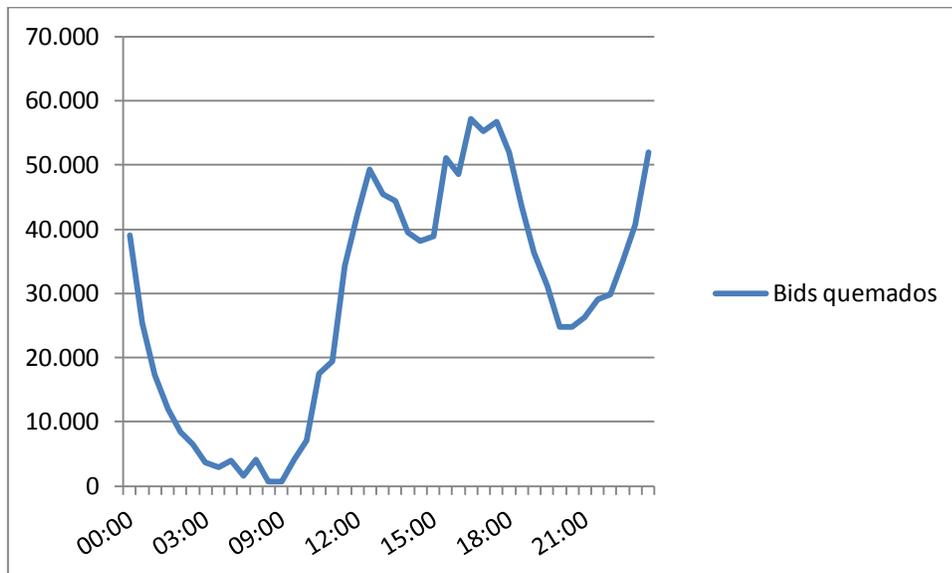


Fuente: Elaboración propia

### 17.3 Anexo C: Restricciones del modelo de decisión

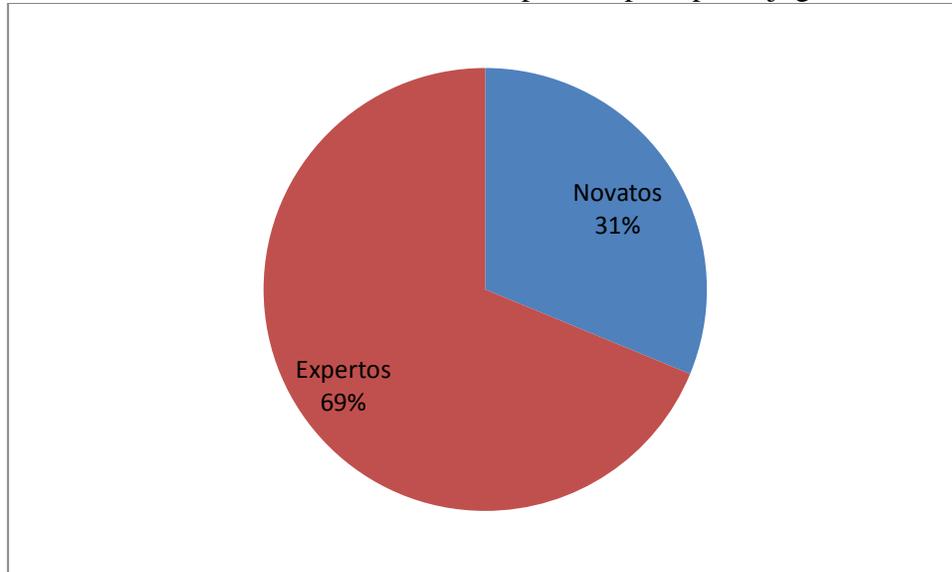
En el anexo C se muestran los gráficos para apoyar las restricciones del modelo de decisión.

### Anexo N°10: Bids puestos (quemados) por bloque horario del día



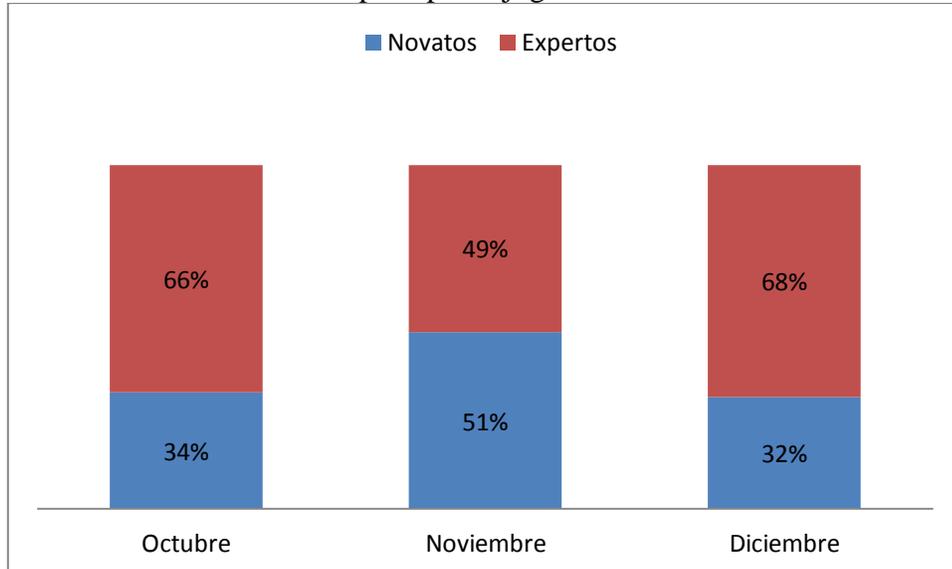
Fuente: Elaboración propia

Anexo N°11: % Bids puestos por tipo de jugador



Fuente: Elaboración propia

Anexo N°12: % Ganadores por tipo de jugador meses Octubre a Diciembre



Fuente: Elaboración propia

#### 17.4 Anexo D: Encuestas en redes sociales

En el anexo D se encuentra una imagen con una muestra de 3 encuestas realizadas en la página de facebook de ganeselo.com

## Anexo N°13: Encuestas a usuarios en facebook

Ya se fue la primera subasta por sólo \$15 clp ¿Qus subasta quieres llevarte tú?	¿Cuál es el Premio que más te Gusta?	Novatos, para esta noche podría ser:?
<input type="checkbox"/> iPhone 4s ...	<input type="checkbox"/> iPhone 4S ...	<input type="checkbox"/> Play Station 3 ...
<input type="checkbox"/> New iPad ...	<input type="checkbox"/> Galaxy S2 ...	<input type="checkbox"/> Xbox 360 ...
<input type="checkbox"/> Camara Samsung DoblePantalla ...	<input type="checkbox"/> iPad 3 "The New Ipad" ...	<input type="checkbox"/> Xbox ...
<input type="checkbox"/> Apple iPod Touch ...	<input type="checkbox"/> UN FERRARI ...	<input type="checkbox"/> Wii ...
<input type="checkbox"/> Una computadora touch ...	<input type="checkbox"/> Play Station 3 ...	<input type="checkbox"/> PSVita ...
<input type="checkbox"/> Computadora con internet ...	<input type="checkbox"/> iPod Touch ...	<input type="checkbox"/> xbox 360 ...
<input type="checkbox"/> Kindle Fire ...	<input type="checkbox"/> Xbox 360 ...	<input type="checkbox"/> PLAY 2 ...
<input type="checkbox"/> Sony LED 40" ...	<input type="checkbox"/> PSP Vita ...	<input type="checkbox"/> iPhone ...
<input type="checkbox"/> Rebo ...	<input type="checkbox"/> Auto ...	<input type="checkbox"/> Nintendo DSi ...
<input type="checkbox"/> Final Cut Pro ...	<input type="checkbox"/> Mac ...	<input type="checkbox"/> 100.000 Jumbo (Solo chile) ...
<input type="checkbox"/> USD\$200 Giftcard Falabella ...	<input type="text" value="✦ Agrega una respuesta..."/>	<input type="text" value="✦ Agrega una respuesta..."/>

Fuente: Página de facebook de ganeselo.com

### 17.5 Anexo E: Tipos de subastas

El anexo E muestra las 21 tipos de subastas a las cuales se llegaron luego de la limpieza de datos.

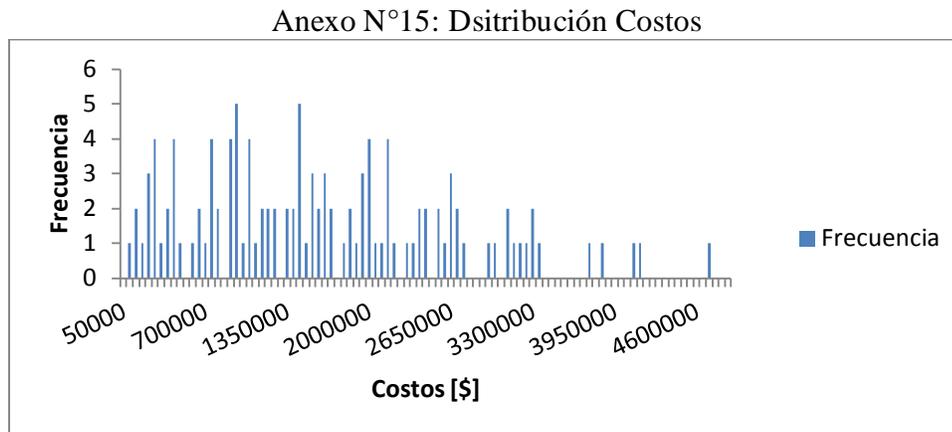
Anexo N°14: tipos de subastas

N°	Tipo prod	Para	Autobid	Buynow
1	Hot full	Abierto	si	no
2	Hot full	Abierto	si	si
3	Hot full	Novato	si	no
4	Hot full	Novato	si	si
5	Hot Ec.	Abierto	si	no
6	Hot Ec.	Abierto	si	si
7	Hot Ec.	Novato	si	no
8	Hot Ec.	Novato	si	si
9	Medio	Abierto	si	no
10	Medio	Abierto	si	si
11	Medio	Novato	si	no
12	Medio	Novato	si	si
13	Medio	Abierto	no	no
14	Medio	Novato	no	no
15	Promocional	Abierto	si	no
16	Promocional	Abierto	si	si
17	Promocional	Novato	si	no
18	Promocional	Novato	si	si
19	Promocional	Abierto	no	no
20	Promocional	Abierto	no	si
21	Promocional	Novato	no	no

Fuente: Elaboración propia

### 17.6 Anexo F: Dispersión costos parrilla

En el anexo N°15 se muestra la dispersión de los costos que se llevaron a cabo para financiar la parrilla en los días de estudio. La mediana en \$1.470.000 la cual no se aleja mucho de la media ubicada en \$1.604.201. No se tenía un presupuesto fijo y por esto se llegó a gastar desde \$65.000 a \$4.700.000 aproximadamente.

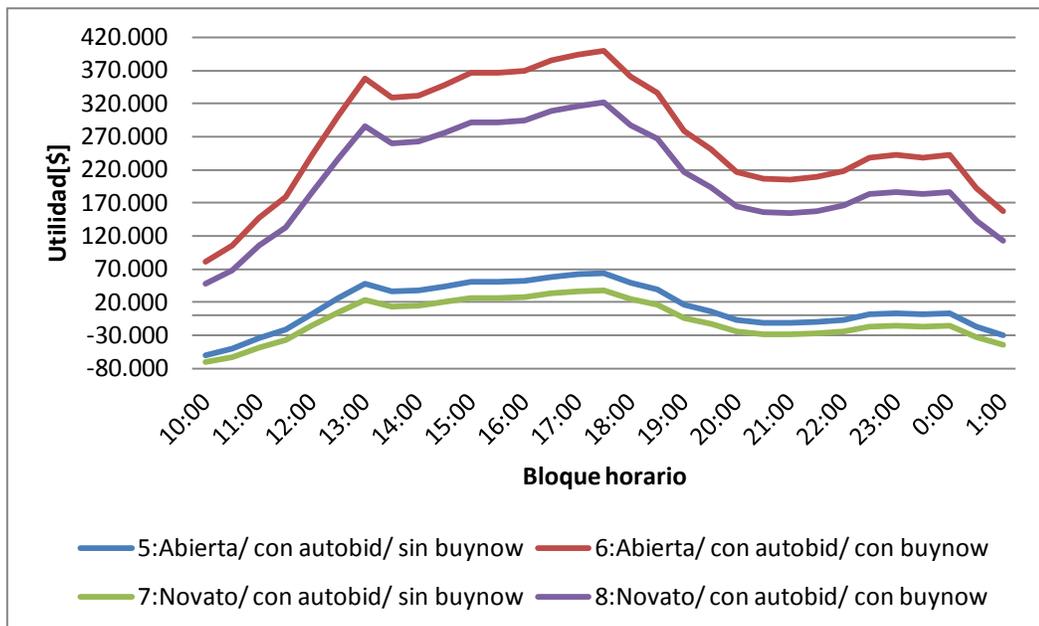


Fuente: Elaboración propia con R

### 17.7 Anexo G: Proyecciones de utilidad de las subastas

En el anexo N°16 se muestran las subastas Hot económico. Al tener un costo menor que las Hot full, sus proyecciones se mueven en un espacio con menos dispersión.

Anexo 16: Proyección subastas Hot económico

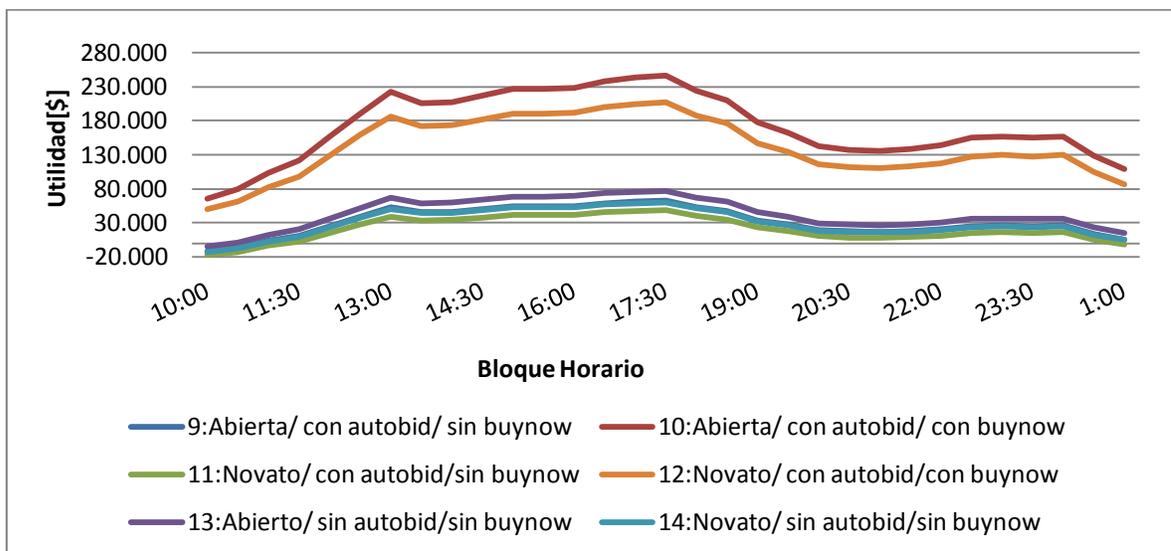


Fuente: Elaboración propia con output R

Las subastas que incluyen productos Hot económicos presentan un comportamiento similar, donde la opción de buy now suma y novato resta. Este último considera por supuesto el peso de cada MCO, es así como el costo es un factor muy influyente y teniendo productos de menor costo se esperarían menores ganancias o pérdidas.

En el anexo N°17 se observan las subastas de productos medios. En su mayoría son subastas que no logran alcanzar su costo y entregan pérdidas.

#### Anexo 17: Proyección subastas Medio

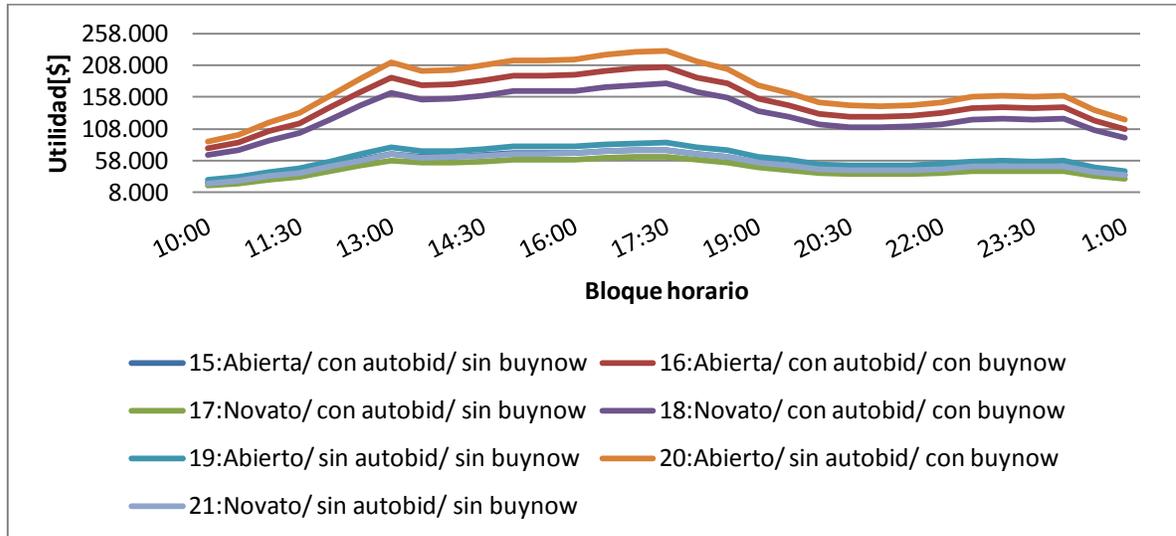


Fuente: Elaboración propia con output R

Solo las subastas 10 y 12 que presentan la mayoría de los componentes importantes del juego, auto bid y buy now, generan ganancias en ciertos bloques del día.

Finalmente en el gráfico N°18 se observan las proyecciones para las 7 subastas de productos tipo Promocional.

Anexo 18: Proyecciones subastas Promocional



Fuente: Elaboración propia con output R

Al ser estas subastas las de menor costo los factores que más pesan siguen siendo el de tener buy now y auto bid. El tipo de subasta 20 aparece siendo la excepción y generando pequeñas utilidades a pesar de no contar con la opción del auto bid. Por otro lado el resto de las subastas promocionales si bien generan pérdidas, estas no son mayores y no sería muy costosos usarlas como herramienta de publicidad o apoyo.