

UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS

DEPARTAMENTO DE INGENIERIA INDUSTRIAL

CREACIÓN DE UN SISTEMA DE ASISTENCIA DE VENTAS DE CUPONES PARA
UNA EMPRESA DE OFERTAS DIARIAS

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PATRICIA ANDREA ROJAS CERDA

PROFESOR GUÍA:

MARCEL GOIC FIGUEROA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:

LUIS ABURTO LAFOURCADE

RICARDO MONTOYA MOREIRA

SANTIAGO DE CHILE

Agosto 2011

CREACIÓN DE UN SISTEMA DE ASISTENCIA DE VENTAS DE CUPONES PARA UNA EMPRESA DE OFERTAS DIARIAS

Actualmente en Chile se está desarrollando un nuevo sistema de negocios basado en la venta de cupones de descuento cuyo éxito radica en que las tres partes transaccionales ganan. Por un lado está la empresa de descuentos que se queda con una comisión de la venta, está el comercio que captará nuevos clientes y están los consumidores que obtendrán un producto o un servicio mas barato. De forma tal que la empresa que ofrece el servicio capte nuevos clientes. Como la dinámica es publicar descuentos todos los días, es muy importante fijar el precio correcto que permita maximizar utilidades. Los tomadores de decisión en este caso vendedores, se guían por la intuición, experiencia y los requisitos del comercio, por lo que nace la necesidad de una herramienta que dé soporte a estas decisiones ya que la mayoría de las veces se pierden posibles ventas al momento de agotarse los cupones.

El principal objetivo de este trabajo, es la creación de un sistema que de soporte a los vendedores para fijar el precio óptimo que maximice la utilidad de los comercios, de esta forma se busca entender cuáles son las variables que afectan en la venta de un cupón. Para lograr lo anterior se define una metodología que consta de dos etapas, la primera consiste en la estimación de demanda mediante el análisis de distintos modelos de regresión log-log con lo que se obtiene como se interrelacionan los factores que afectan en la venta de un cupón. En la segunda etapa se desarrollan un modelo matemático lineal que busca maximizar los ingresos y la venta de cupones de la oferta.

La metodología se validó con datos reales de la categoría de restaurantes con información desde agosto de 2010 a Mayo 2011 con los que se pudo determinar el mejor modelo regresivo es el que incluye variables de precio, categorías de restaurant y las variables que estimulan la compra. Este modelo de estimación de demanda presentó un error MAPE de 19%. El modelo de optimización que maximiza el ingreso determinó precios que permiten estimar pérdidas de un 18% en el ingreso y en un 36% la cantidad de cupones, mientras que el modelo que maximiza ventas de cupones estima pérdidas de un 10% en el ingreso y un 24% en la venta de cupones.

Como conclusión del trabajo realizado se puede decir que se obtuvo información significativa sobre los incentivos que llevan a un cliente a adquirir un cupón y que no se logró obtener un modelo robusto que capture todo el valor agregado que tiene una oferta diaria para maximizar venta de cupones o utilidades. Como trabajo futuro se propone realizar un estudio a través de un modelo de Tobit para capturar los efectos de cuando se vendió el 100% del producto.

AGRADECIMIENTOS

Con el fin de este trabajo se acaba una parte muy importante de mi vida y no quiero dejar ausente a todas las personas que me han acompañado para llegar hasta aquí.

En primer lugar quiero agradecer a mis papás que siempre han estado ahí para apoyarme, para enseñarme valores y mostrarme diferentes los diferentes caminos que existen para poder ser una persona feliz.

Quiero agradecer a la Cony, que más que mi hermana, es mi mejor amiga, que con su risa infinita ha sabido entregarle chispa y alegría a cada momento de mi vida.

A mis amigos, sin ellos mi experiencia universitaria no hubiese sido lo mismo, siempre han estado ahí para acompañarme en las buenas, en las malas. Han sabido darme coraje, ánimos y empuje para lograr ser una mejor ingeniera.

Finalmente, quiero agradecer a mis profesores por la infinita paciencia, dedicación y profesionalismo que me entregaron para hacer un buen trabajo de memoria.

Índice General

1. Introducción	1
1.1. Negocio de los Cupones	1
1.1.1. Caso Chileno	2
1.2. Justificación del Proyecto.....	3
1.3. Objetivos	4
1.3.1. Objetivo General.....	4
1.3.2. Objetivos Específicos	4
1.4. Alcances.....	4
1.5. Resultados Esperados	4
2. Marco Teórico.....	5
2.1. Estrategia de Precio	5
2.1.1. Comprensión de Precios:	5
2.1.2. Fijación del Precios:.....	5
2.1.3. Adaptación de Precio:.....	8
2.1.4. Estrategias de modificación de precios	9
2.2. Predicción de variable y cuando la variable dependiente es $\log(y)$	9
3. Metodología	11
3.1. Estimación de Demanda	11
3.1.1. Análisis de Respuesta usando la Información del Cliente.	11
3.1.2. Análisis de Respuesta Usando Datos Históricos	12
3.2. Modelo de Optimización.....	15
3.2.1. Parámetros y Restricciones.....	15
3.2.2. Variables de decisión.....	16
3.2.3. Funciones Objetivos.	16
3.2.4. Resolución.....	16
3.3. Evaluación de Resultados.....	17
4. Resultados.....	18
4.1. Estimación de Demanda.	18
4.1.1. Análisis de Respuesta Usando Información del Cliente.	18

4.1.2.	Análisis de Respuesta Usando Data Histórica.	19
4.2.	Modelo de Optimización.....	39
4.2.1.	Parámetros	39
4.2.2.	Variables de decisión:.....	40
4.1.2.	Función Objetivo:.....	40
4.2.3.	Restricciones	40
4.2.4.	Evaluación de Resultados y selección del modelo Final	43
4.2.5.	Análisis de Sensibilidad	49
5.	Conclusiones	50
6.	Trabajos Futuros.....	52
7.	Recomendaciones	53
8.	Bibliografía.....	53
9.	Anexos.....	55
9.1.	Anexos A :Pre diseño de plataforma	55
9.2.	Anexo B: Análisis de Variables	56
9.3.	Anexo C: Casos de Uso	62
9.4.	Anexo D: Distribución de Datos	65
9.5.	Anexo E: Base de Datos	67
9.6.	Anexo F: Modelos	69
9.7.	Anexo G:	73

Índice de Figuras

Figura 1: Modelo WIN WIN WIN.....	2
Figura 2: Limpieza de Datos.....	23
Figura 3: Filtro de Ingreso y Restricción de Utilidad	43

Índice de Tablas

Tabla 1 Ejemplo de Encuesta.....	11
Tabla 2: Datos Obtenidos en los meses de Abril y Mayo	18
Tabla 3: Porcentaje de Error por categoría	18
Tabla 4: Resumen base de datos entregada por la empresa.....	19
Tabla 5: Análisis de Rubro de Productos	20
Tabla 6: Resumen Categorías Restaurant	21
Tabla 7: Clasificación de Variables	24
Tabla 8: Nombre variables Categoría y Comunas.....	24
Tabla 9: Estadísticos de Modelos destacados	26
Tabla 10: Modelos de Regresión Lineal	28
Tabla 11: Estadísticos Modelos destacados	29
Tabla 12: Modelos de Regresión Lineal obtenidos de muestras aleatorias	31
Tabla 13: Modelos con menos MAPE	34
Tabla 14: Betas de los modelos estudiados	35
Tabla 15: Analisis de Modelos destacados	36
Tabla 16: Betas de Modelos destacados	37
Tabla 17: Resumen modelos escogidos	38
Tabla 18: Parámetros Ingresados por Ventas	39
Tabla 19: Parámetros ingresados por el comercio	39
Tabla 20: Variables de decisión	40
Tabla 21: Función Objetivo.....	40
Tabla 22: Restricciones	40
Tabla 23: Datos para probar modelo de Optimización	44
Tabla 24: Porcentaje de Error	46

Índice de Gráficos

Gráfico 1: Relación Cupones vendidos versus precio en todas las categorías	21
Gráfico 2: Relación Cupones vendidos versus precio en restaurantes	22
Gráfico 3: R2 ajustado v/s MAPE calibración	25
Gráfico 4: R2 Ajustado v/s MAPE Validación	26
Gráfico 5: R2 ajustado v/s MAPE Validación.....	29
Gráfico 6: R2 ajustado v/s MAPE calibración	33
Gráfico 7: R2 Ajustado v/s MAPE Validación	33
Gráfico 8: R2 ajustado v/s MAPE validación	36
Gráfico 9: Cupones v/s Decuentos	46

Gráfico 10: Cupones v/s Ingresos	47
Gráfico 11: Cupones v/s Precios	48
Gráfico 12: Análisis de sensibilidad.....	49
Gráfico 13: Relación entre Cupones vendidos y su respectivo precio.....	56
Gráfico 14: Relación entre Cupones vendidos y su respectivo % de descuento.....	56
Gráfico 15: Relación entre Cupones vendidos y su respectivo monto ahorrado	57
Gráfico 16: Relación entre Cupones vendidos y el Día de la Semana Publicado	57
Gráfico 17: Relación entre Cupones promedio vendidos y la Comuna	58
Gráfico 18: Relación entre cupones vendidos y la fecha	58
Gráfico 19: Monto Facturado Respecto a la Categoría de Restaurant.....	59
Gráfico 20: Relación entre Cupones promedio Vendidos y la categoría de Restaurant	59
Gráfico 21: Tendencia de Restaurantes Clásicos Agosto 2010-Marzo 2011	60
Gráfico 22: Tendencia de Restaurantes de Comida Rápida Agosto 2010-Marzo 2011	60
Gráfico 23: Tendencia de Restaurantes tipo Pub Agosto 2010- Marzo 2011.....	61
Gráfico 24: Tendencia de Restaurantes Tipo Sushi Agosto 2010- Marzo 2011	61

1. Introducción

1.1. Negocio de los Cupones

El concepto de cupón nace en 1894, cuando la farmacia ASA comienza a regalar boletos para obtener una botella de Coca-Cola, con la compra de ciertos productos. Luego al año siguiente empiezan a ofrecerse otro tipo de productos hasta llegar a la actualidad con una total masificación. Hoy en día los cupones de descuento son parte de la vida diaria de un 70% de los norteamericanos [5] .

Los cupones de descuento, se pueden definir como una herramienta de marketing que usan los comercios, en donde los consumidores pueden optar a porcentajes o montos de descuentos en el precio original, a través del uso de un material impreso. Las empresas, en general, pueden tener diferentes fines para ocupar este sistema, entre estos están introducir un nuevo producto al mercado, reducir stock, fidelizar a los consumidores, aumentar ventas etc.

Las ofertas diarias o también conocidas como “daily deals”, nacen a principios del 2008 en la ciudad de Chicago, Estados Unidos. Este sistema se compone básicamente de una plataforma web que publica todos los días descuentos diferentes que duran solo 24 horas, con un porcentaje muy alto de rebaja, el objetivo es que cuando existe un número mínimo de clientes que compraron la promoción esta se activa y puede ser usada, en caso contrario no existe el cargo en las tarjetas. De esta forma al aumentar la cantidad de usuarios, los comercios no sufrirán tanto las consecuencias de vender a un precio muy bajo.

Cabe destacar que este sistema ha generado millones de dólares en ganancias, además se puede definir como un negocio “win, win, win” en donde sus 3 participantes ganan. A continuación se definen y grafican los participantes en la figura1.

Comercios: Al usar el sistema, tienen la posibilidad de aumentar sus ventas y la vez atraer nuevos usuarios a su local.

Clientes: Los usuarios tienen la posibilidad de acceder a nuevos productos y servicios a un precio muy conveniente por el que están dispuestos a pagar.

Empresa: Los administradores de la plataforma, se llevan un cierto porcentaje del valor del cupón que venden, por publicar la oferta y hacer llegar nuevos usuarios al local.

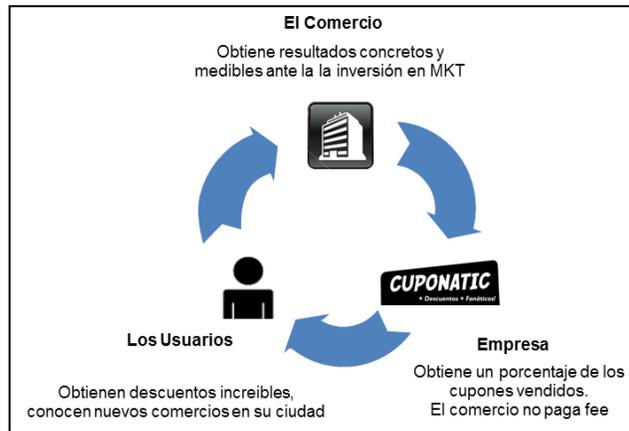


Figura 1: Modelo WIN WIN WIN

Fuente: Foto proporcionada por la empresa Cuponatic

El caso emblemático de las ofertas diarias es la empresa Groupon. Esta empresa nace en el 2008 cuando Andrew Mason, un licenciado en música, decidió montar una plataforma web que ofreciera descuentos en la ciudad de Chicago. Con la ayuda de diferentes inversionistas la empresa pudo expandirse a ciudades como Boston, New York y Toronto.

Groupon, durante su funcionamiento ha sido la segunda empresa que mas valorización ha logrado, actualmente se encuentra en 500 ciudades de 43 países y está valorada por más de 25 mil millones de dólares. Es necesario destacar que durante el último tiempo ha recibido ofertas de compra de grandes compañías las que han sido rechazadas por sus fundadores.

1.1.1. Caso Chileno

En Chile el sistema de ofertas diarias llegó en mayo de 2010, con la empresa “Clan Descuento”. Esta empresa nació de un grupo de emprendedores chilenos que habían probado suerte en otros proyectos web, pero que no tuvieron suficiente éxito. El 22 de junio de 2010, Clan Descuento fue adquirido por la multinacional Groupon, por un monto de un millón de dólares, de esta forma su expansión por el mercado chileno se hace mucho más fácil.

Durante el 2008 un grupo de jóvenes chilenos crearon la empresa “Zheta Pricing” cuya misión es proveer de soluciones integradas de Revenue Management a distintos comercios. En sus dos primeros años crearon diferentes proyectos siendo su más emblemático “El Cine Desde Luca” que ofrece ofertas para ir al cine a la gente que se planifica.

Cuando aparece el ingreso de los deals en Chile, Zheta Pricing vio la oportunidad de introducir Revenue Management a este nuevo concepto de negocio. Y es aquí donde nace Cuponatic, una empresa que además de ofrecer cupones de descuento como lo hacen todas a las otras, se encarga de ofrecer una asesoría a los comercios para potenciar su capacidad ociosa, atraer nuevos clientes, a la vez teniendo un claro control sobre su disponibilidad para evitar la sobre venta.

Con el afán de implementar Revenue Management en los comercios que se publican en la plataforma de Cuponatic, la lógica que se sigue para implementar vender los cupones es que cada día se publica uno o más descuentos y cada uno de estos descuentos se puede dividir en segmentos. La idea es que cada segmento tiene cierta cantidad de cupones con distintos beneficios, por lo tanto, el cliente según su disposición a pagar comprará el cupón que más le convenga.

1.2. Justificación del Proyecto

Cuponatic, para diferenciarse de la competencia ha introducido Revenue Management a su sistema de ofertas diarias. De esta forma la empresa puede obtener mayor excedente de los clientes, ya que estos estarán dispuestos a pagar más por mayor beneficio en sus cupones de descuento. Estos beneficios van desde tener mayor libertad en el horario para canjear los cupones o aumentar el consumo en el local por el menor precio.

Las empresas que se quieren publicar en la página pueden usar este sistema con 2 fines posibles. El primero es aumentar sus ingresos, por lo cual no estarían dispuestos a invertir dinero y solo a bajar un poco sus precios para que aumente la cantidad de clientes a sus restaurant. Por otra parte están los que utilizan el sistema como una estrategia de promoción, es decir, atraerán a mucha gente a conocer el restaurant gracias a la gran oferta, aumentando considerablemente las probabilidades de que estos clientes vuelvan pagando el precio completo, por lo tanto, es necesario tener un sistema que permita calcular de cierta forma la ganancia que estos obtendrían al utilizar el sistema.

Actualmente, la generación de cupones con sus respectivos precios son diseñados de forma manual por el equipo de ventas, la forma más usada es el estudio de lo que consume en promedio una persona en el local y luego a eso se le aplica un porcentaje de descuento atractivo para realizar la oferta, además de esto se agregan restricciones a los cupones para que solo se puedan usar en los días de menor demanda, de esta manera se potencia el local. Paralelo a esto además de crear un buen producto es necesario saber la demanda que tendrá una promoción dada para obtener de mejor cálculo de los beneficios para poder vender el servicio a los comercios.

De lo anterior se puede entender que no existe un soporte calificado al equipo de ventas, que los ayude a evitar problemas como la sobrevaloración del producto, que en consecuencia traen baja respuesta esperada del público, así como también poner precios muy bajos que dejen mucho dinero sobre la mesa. Es por esto que los vendedores necesitan de un buen sistema que los ayude a designar el set óptimo de precios, cantidades de cupones para cada segmento, restringido a la función objetivo de cada cliente, a sus condiciones iniciales y a la vez los ayude a negociar las comisiones con el comercio.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Generación de un modelo de asistencia que permita a los usuarios crear una maqueta de 2 cupones con sus respectivos precios mediante el uso de la estimación de demanda para focalizar los productos ofrecidos a los distintos segmentos.

1.3.2. Objetivos Específicos

1. Analizar el comportamiento de compra agregada de los clientes de la empresa para generar un modelo de respuesta frente a las diferentes categorías y el atractivo de un cupón.

2. Generar un modelo de optimización que maximice el objetivo de cada comercio en función de sus restricciones reales.

3. Aplicar el modelo a los comercios, entregando un vector de precios y uno de cantidad de cupones.

4. Entregar a los usuarios una estimación de los beneficios que obtendrían al usar esta estrategia de ventas.

1.4. Alcances

El alcance de este trabajo se basa en ser una herramienta de apoyo en la toma de decisiones, la que no necesariamente entregará los datos con los que se cierra el contrato específicamente.

Para desarrollar este modelo se utilizará información histórica proporcionada por la empresa, la que se considera como fuente válida para continuar la investigación, mientras que por otra parte será necesario recaudar información del cliente para ajustar el modelo a sus parámetros. Los datos proporcionados por la empresa para trabajar van desde el 8 de Agosto de 2010 hasta el 31 de Mayo de 2011. Por otra parte, los datos de Abril y Mayo poseen mayor información ya que se tuvo la oportunidad de levantarlos en terreno, por lo tanto, serán ocupados para validar el modelo. También hay que dejar claro que solo se trabajará con los datos de las ventas de filial Chilena obviando la información de países como Colombia y Perú.

Dentro de los límites del modelo, están en primer lugar los resultados a obtener, que son el vector de precios, de cantidad de cupones para cada segmento además de las utilidades esperadas con los diferentes input. La herramienta que se entregará finalmente solo será un prototipo capaz de resolver todos los problemas planteados, pero no contemplará su implementación web. Por otra parte, si se realizará el diseño de cómo se deberá representar esta aplicación en la web considerando todo lo que sea necesario para el cómodo uso de los usuarios.

1.5. Resultados Esperados

1. Definición de las variables necesarias para la realización un buen pronóstico de demanda.

2. Generación de un modelo de demanda.

3. Modelo que recomiende set de precios y cantidad de cupones para un descuento diario de la categoría estudiada, garantizando que no exista sobreventa ni ventas bajo el margen para los comercios

4. Evaluación de la capacidad de pronóstico.

5. Evaluación del beneficio marginal de la optimización.
6. Sistema de indicadores que permita ver los beneficios esperados.

2. Marco Teórico

2.1. Estrategia de Precio[4]

2.1.1. Comprensión de Precios:

Actualmente la fijación de precios de los productos o servicios van a depender del tipo de empresas con que se esté tratando, en las pequeñas suelen ser hecho por el jefe, mientras que en las más grandes son los gerentes de línea o diversos equipos que se encargan de dar apoyo en esta tarea.

La mayoría de las organizaciones se queja que esta es una tarea difícil de implementar sobre todo por la necesidad de coordinación con el mercado. Para poder diseñar una efectiva estrategia de precios lo esencial es conocer el comportamiento del consumidor frente a estos.

Psicología del consumidor y fijación de precios: Cada vez es más claro que los consumidores procesan toda la información referente precio, incluso su decisión de compra está basada en el precio que ellos consideran real y no en el que fija la empresa. Un hecho relevante es saber cómo los consumidores llegan a la idea de precio real, por lo que a continuación se presentan 3 teorías relevantes que influyen en la percepción de un precio:

- *Precios de referencia:* Es una técnica utilizada por los consumidores al momento de comprar un producto, ya que como no recuerdan el precio exacto del producto utilizan otros similares para crear una idea de lo que están consumiendo.

- *Inferencias Precio-Calidad:* Es un referente que usan los consumidores para evaluar la calidad del producto, generalmente los productos más caros están asociados a una mejor calidad. Un precio alto puede representar también un alto estatus.

- *Terminación de Precios:* Es una estrategia que busca ver como los clientes perciben el precio según su composición numérica. Por ejemplo, los precios terminados en 9 representan valores menores o aquellos terminados en 0 o 5 son más fáciles de recordar.

2.1.2. Fijación del Precios:

Las empresas continuamente deben fijar nuevos precios para distintitos casos como nuevos productos, cuando estos se van a comercializar de diferente forma o cuando se entregan a través de una oferta. A continuación se desarrolla a través de etapas los distintos pasos que generalmente sigue una empresa al momento de para fijar precios.

Fase1, Selección de los objetivos del Precio: El primer paso para fijar un precio es tener claro el objetivo que se quiere alcanzar, los principales ejemplos se detallan a continuación.

- *Supervivencia*: Ocurre cuando la demanda es inestable o hay una competencia feroz, y se basa principalmente en tener una estrategia de precios que cubra los costos variables y partes de los fijos, este objetivo no es sustentable en el largo plazo.

- *Maximización de Utilidades*: Se basa en fijar un precio que permita aumentar utilidades actuales. Se calcula demanda y costos asociados a las distintas alternativas de precios y luego se selecciona la que genere mayor beneficio, una de las complicaciones que conlleva esta técnica es que se desplazan o sacrifican ganancias de largo plazo.

- *Maximización de la Participación de Mercado*: Esta estrategia se basa en reducir al máximo los precios, suponiendo que los consumidores son sensibles a estos, para lograr una penetración de mercado, de esta forma el aumento del volumen permite disminuir los costos unitarios..

Fase 2, Estimación de la Demanda: Es necesario tener claro al momento de fijar un precio que relación va a tener este con la demanda y qué efectos puede traer al aumentar o disminuir el precio.

- *Sensibilidad al Precio*: La curva de demanda muestra los distintos volúmenes de compra de los consumidores frente a distintos cambios de precio. Una empresa necesita comprender la sensibilidad al precio de los clientes tanto reales como potencias y así como también la relación que hay entre el precio y las características del producto.

- *Métodos para Calcular Demanda*: Dentro de los métodos que ocupan las empresas para calcular su propia curva de demanda están:

1. **Análisis de estadísticos**: Estudios de datos históricos, como precios, cantidades y se buscan relaciones entre ellos. Luego se trata de construir un modelo apropiado que haga coincidir los datos con las técnicas estadísticas.

2. **Experimento de precio**: Se basa en someter a los consumidores a distintos precios y se evalúa la forma en que responden.

3. **Encuestas**: Se busca saber cuántas unidades más comprarían los consumidores frente a distintos precios.

- *Elasticidad Precio de la Demanda*: EL objetivo de este punto es buscar cómo reacciona la demanda frente a los cambios de precios, hay casos en que los consumidores no reaccionaran notoriamente cuando ocurran estos cambios, los que se conocen como consumidores inelásticos, y hay casos en que si reaccionan frente a los cambios y se conocen como consumidores elásticos.

Fase3, Estimación de Costos: La demanda determina el límite superior que se puede cobrar por un producto, mientras que los costos determinan el límite inferior. A continuación se presentan diferentes conceptos que influyen en la estimación de costos.

- *Tipos de Costo y niveles de Producción*: Los costos de una empresa se pueden dividir en dos, fijos y variables, además se deben considerar conceptos como el óptimo de producción, ya que cuando una empresa aumenta mucho su capacidad productiva puede haber un punto en que los costos comiencen a aumentar.

- *Producción acumulada*: Cuando una empresa comienza a producir, esta a través del tiempo va adquiriendo experiencia la que la hace reducir sus costos, por otra parte, la disminución del costo promedio se conoce como curva de experiencia o aprendizaje.

- *Costeo Basado en Actividades*: Se basa en asignar el costo real asociado a cada cliente, tanto indirectos como de oficina de esta forma se puede cobrar solo los costos que se emplean en cada uno de estos. La clave es asignar el costo correcto a cada actividad.

- *Costo Objetivo*: Esta técnica consiste en utilizar la investigación de mercado para ver las funciones que se esperan de un nuevo producto y al precio que se venderá según sus características de esta forma se calcula el precio, margen y se fija un costo objetivo que se desea alcanzar.

Fase 4, Análisis de Costos, Precios y Ofertas de la Competencia: Al lanzar un nuevo producto al mercado, la empresa debe tener claro que está ofreciendo la competencia, de esta forma podrá descontar o agregar en el precio la diferencia de beneficios.

Fase 5, Selección de estrategia de fijación de Precio: Luego de conocer la demanda de los clientes, los costos y precios de la competencia, se deben fijar los precios, a continuación se describirán 6 técnicas.

- *Fijación de precios mediante márgenes*: Consiste en agregar un cierto margen al costo total del producto.

- *Fijación de precio para obtener rendimiento de la inversión*: Consiste en calcular el precio que proporcione la tasa de rendimiento sobre la inversión deseada.

- *Fijación del precio basada en el valor percibido*: Técnica basa en cobrar a los clientes el valor percibido que les genera el producto, para potenciar este valor, se ocupan elementos publicitarios así como también se ocupan se potencia la fuerza de ventas.

- *Fijación de precio basada en el valor*: Consiste en conseguir clientes leales cobrando un precio relativamente bajo por una oferta de gran calidad. Por otra parte, esta técnica también consiste en rediseñar las operaciones de la empresa para convertirla en un fabricante de costos bajos sin sacrificar calidad.

- *Fijación de precios basados en la competencia*: Consiste en fijar precios en referencia a los de sus competidores.

- *Fijación de Precio Mediante Subastas*: Con el aumento del internet las subastas han ido en constante aumento. Las tres principales se resumen a continuación:

- *Subasta Inglesa*: El vendedor subasta un artículo y los compradores van subiendo sus pujas hasta llegar al valor final.

- *Subasta Holandesa*: El vendedor anuncia un precio muy alto y va reduciéndolo hasta que alguien acepte pagarlo.

- *Subasta a sobre cerrado o licitación cerrada*: Los aspirantes a proveedores entregan su propuesta sin conocer las de sus competidores de esta forma fijan un precio mayor a sus costos, pero no muy alto por miedo no obtener el proyecto.

Fase 6, Selección del precio Final: Para fijar el precio final la empresa debe considerar diferentes impactos que puede provocar en otras áreas de la empresa:

- *Impacto de otras actividades de Marketing*: El precio final debe tener en cuenta la calidad del producto y la publicidad.

- *Políticas de precio de la empresa*: El precio final debe ser coherente con la estrategia de precios de la empresa.

2.1.3. Adaptación de Precio:

Las empresas no suelen fijar un único precio, sino que más bien elaboran una estructura de precios en función de las variaciones de demanda y la estructura de costo. A continuación se detallan distintas estrategias de adaptación de precio.

- Precio Geográfico: La empresa debe decidir qué precios ofrece a los diferentes clientes en lugares y países

- Descuentos e incentivos a la compra: La mayoría de las empresas modifican sus precios a través de descuentos y otros incentivos, para compensar a los clientes por pronto pago, grandes volúmenes de compra y compras fuera de temporada. Estos ajustes deben realizarse cuidadosamente para no tener pérdidas negativas.

La fijación de precios de descuento se ha convertido en modo operandi de muchas empresas, la cual finalmente termina por socavar la percepción de valor de las ofertas de mercado.

- Precios de Promoción: Las empresas tienen varias técnicas de fijación de precios para estimular la compra:

1. Reducción del precio de productos líderes.
2. Precios especiales en fechas señaladas.
3. Descuentos en efectivo.
4. Financiamiento a tasa de interés baja en vez de reducir precio.
5. Financiamiento a largo plazo se utiliza aumentando el número de pagos para reducir la cuota mensual con el fin de atraer más clientes.
6. Garantías y contratos de servicio.
7. Descuento psicológico consiste en poner un precio lista muy alto para ofrecerlo a un precio mucho más bajo. El problema de esto es que el precio ofertado es el precio real.

- Diferenciación de Precios: Se usa cuando una empresa quiere vender un producto o servicio a 2 o más precios diferentes que no reflejan una diferencia proporcional en los costos. En un primer nivel el vendedor cobra a cada cliente en función de su demanda, luego el vendedor cobra menos a los compradores que adquieren mayor volumen y finalmente se asigna distinto precio a los distintos tipo de compradores como en los siguientes casos:

- Precio por segmento de consumidores: El vendedor le cobra un precio diferente a cada segmento consumidor.

- Precio por versiones o tipo de producto: El vendedor cobra un precio distinto por producto independiente de la relación que haya con sus costos.

- Precio por imagen: Corresponde a cobrar distinto por un mismo producto cuando tiene envases diferentes.

- Precio por canal: El precio varía de acuerdo al lugar donde se pone en venta el producto.

- Precio por ubicación: Se cobra un precio distinto por un mismo producto dependiendo de dónde se ubique el consumidor, por ejemplo, un concierto.

- Precio por tiempo: Puede cambiar el precio de producto o servicio dependiendo de anticipación con que sea adquirido el producto.

En general, para que la discriminación de precios funcione son indispensables determinadas condiciones. En primer lugar el mercado debe ser segmentable y estos segmentos deben presentar intensidades de demanda diferente. En segundo lugar, el

segmento con menor ingreso no debe ser capaz de revender el producto a un segmento más caro. Finalmente, el costo de segmentar el mercado no debe superar las utilidades resultantes.

2.1.4. Estrategias de modificación de precios

A continuación se explican diferentes casos en que las empresas necesitan incrementar o reducir sus precios:

- Reducción de Precios: Esta estrategia se puede deber a diversos hechos como tener un exceso de capacidad que requiera una actividad adicional y no se pueda generar aumentando los esfuerzos en venta o mejorando el producto.
- Incremento en los precios: Se puede deber a 2 principales motivos, el primero es un aumento en los costos y el segundo a un exceso de demanda

2.2. Predicción de variable y cuando la variable dependiente es log(y)

En muchas aplicaciones empíricas es común usar transformaciones logarítmicas de la variable dependiente. A continuación se explica cómo predecir la variable original para no perder información al momento de hacer los cambios. Para realizar las predicciones es útil definir $\ln y = \ln(y)$, por lo que el modelo quedaría de la siguiente forma:

$$\ln y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + u$$

En algunos casos las variables X_j pueden ser transformaciones de otras, por ejemplo, $X_1 = \ln(\text{sales})$. Dado los estimadores de MCO, se puede predecir $\ln y$ para cualquier valor de las variables independientes.

$$\widehat{\ln y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \dots + \hat{\beta}_k X_k + u$$

Para obtener el valor de y consistiría básicamente en tomar $\hat{y} = \exp(\widehat{\ln y})$, pero este procedimiento es incorrecto, ya que subestima el valor esperado de y . Por lo tanto, se puede comprobar que:

$$E(y|x) = \exp\left(\frac{\hat{\sigma}^2}{2}\right) * \exp(\widehat{\ln y})$$

En donde x denota a las variables independientes y $\hat{\sigma}^2$ es la varianza de los errores. Si los errores se distribuyen como una Normal (0,1) entonces el valor esperado de $\exp(u)$ es $\exp\left(\frac{\hat{\sigma}^2}{2}\right)$. Entonces con un simple ajuste es suficiente para predecir correctamente y :

$$\hat{y} = \exp\left(\frac{\hat{\sigma}^2}{2}\right) * \exp(\widehat{\ln y})$$

La función anterior se puede expresar de una forma más sencilla de la siguiente manera:

$$\hat{y} = \alpha_0 * \exp(\widehat{\ln y})$$

Este termino α_0 es el valor esperado de $\exp(u)$, que debe ser mayor que uno y permite encontrar los valores estimados. Por otra parte este término es bastante sencillo de calcular ya que se obtiene de la regresión de los valores observados y sobre los valores estimados $\exp(\widehat{\ln y})$ [7]

2.3. Métodos de Resolución

Como se ha estudiado para problemas que tienen la necesidad de encontrar un punto óptimo y que son de alta complejidad matemática existen diferentes escenarios para encontrar una solución adecuada, a continuación se estudiarán 3[2]:

2.3.1. Métodos Exactos

Dado los problemas de alta complejidad, solo las instancias con pocas variables pueden ser resueltas con métodos exactos. Generalmente se suele resolver una relajación del problema cuando este es muy complejo.

2.3.2. Heurística

Las Heurísticas son procedimientos simples que realizan una exploración limitada del espacio de búsqueda y dan soluciones de calidad aceptables, las que no necesariamente son óptimas, en tiempos de cálculo moderado.

Una ventaja de la heurística sobre los métodos exactos, es que son menos sofisticadas algorítmicamente por lo que es más fácil programarlas y a la vez más fáciles de comprender.

2.3.3. Meta Heurística

La meta heurística es una técnica encargada de explorar eficientemente un espacio de soluciones para encontrar la más cercana a la óptima, usando parámetros entregados por los usuarios. Son procedimientos genéricos y obtienen mejores resultados que las heurísticas clásicas, pero toma mucho más tiempo resolverlas.

3. Metodología

Esta memoria, se compone de 2 partes principales. La primera es el estudio y comprensión de la demanda por cupones que la empresa posee y segunda es la aplicación los resultados obtenidos en un modelo de optimización para encontrar los vectores de cupones y precios para los segmentos del descuento.

3.1. Estimación de Demanda

En esta primera etapa del proceso, se busca estudiar el comportamiento de los clientes frente a los distintos descuentos ofrecidos. Esta etapa es fundamental en el proceso de investigación ya que es la base que permitirá dar un respaldo predictivo al modelo de optimización. Como no se cuenta con historial de compras a nivel individual se estudiará el comportamiento agregado de la demanda.

Para modelar la demanda se ha decidido dejar como variable dependiente la cantidad de cupones vendidos, ya que se puede observar luego de cada descuento publicado, además se puede ver como varia cuando se cambia alguna de las características de la promoción. Por lo tanto, estas mismas características que definen la promoción serán tomadas como las variables independientes.

A lo largo de esta sección se definirá más en extenso las distintas variables independientes que caracterizan el descuento. Además se probaran distintos modelos para definir cuáles son las más significativas.

3.1.1. Análisis de Respuesta usando la Información del Cliente.

El primer método que se utilizará para estimar la curva de demanda es a través del conocimiento que tiene el cliente sobre su local. Se realizará un procedimiento de entrevistar a 10 clientes en donde se llenará la siguiente tabla con su información:

Tabla 1 Ejemplo de Encuesta

Nombre Local:
Dirección:
Cantidad de mesas:
Tipo de Restaurant:
Ticket Promedio:
Tiempo Promedio en el Local:
Demanda u Ocupación del Local por Jornada:

Fuente: Elaboración Propia

Luego se realizará una encuesta sobre la cantidad de cupones que ellos esperarían vender con el descuento a publicar, con esta información se podrá saber que tan acertado es el conocimiento que tienen sobre la demanda de su local y si se puede usar como información valida dentro del modelo.

Finalmente, se presentará una tabla resumen de los 10 locales entrevistados mostrando datos estadísticos la probabilidad de acierto, falla y un resumen de lo que esperan vender.

3.1.2. Análisis de Respuesta Usando Datos Históricos

Para analizar los datos de las ventas de Cuponatic se deben realizar una serie de pasos que permitan trabajar con los datos correctos.

3.1.2.1. Obtención de datos:

La empresa Cuponatic recién partió en Agosto del 2010, es por esto que la información disponible para trabajar es bastante reducida. Esta información se encuentra condensada en 4 tablas que entregan distintos aspectos de cada promoción ofrecida en el mercado. Las tablas son orden de compra, descuento, segmento y empresa, pero para poder trabajar es necesario consolidar la información, es decir, juntar toda la información en una sola matriz donde la primera columna sea el número de cupones vendidos y el resto de las columnas muestre las características de esa promoción.

3.1.2.2. Selección de Categoría:

Para obtener un modelo que genere valor y que sea predictivo es necesario dejar claro que no se puede trabajar con todas las categorías de negocios juntas debido a que son muy distintas, unas con otras, por lo que se seleccionará la que más datos posea y la más representativa. Para seleccionar esta categoría se buscará la que más veces ha salido al mercado y la que ha representado la mayor cantidad de ventas.

3.1.2.3. Limpieza de datos:

En esta etapa se pretenden eliminar todos los datos que puedan generar ruido al momento de generar el modelo de demanda. Entre los datos que se pretende limpiar están los outliers (por ejemplo, cupones que vendieron muy poco y no son representativos de una promoción típica) y las promociones que tienen toda la información pero que no fueron lanzadas al mercado (número de cupones vendidos igual a 0).

3.1.2.4. Creación de variables explicativas y transformación de variables continuas a base logarítmica:

Luego, con los datos limpios se crean las variables independientes que describen la cantidad de cupones vendidos. Por otra parte las variables continuas se transforman a base logarítmica debido a que no se distribuyen normalmente. Durante este periodo se puede ver que existen variables que son de vital importancia a la hora de vender un cupón, estas son precio y categoría de restaurant, por lo que se ocuparán en todos los modelos a estudiar.

3.1.2.5. Modelos de Respuesta propuestos:

Para poder llegar al modelo final se procederá a realizar una serie de pasos que combinan la información para ajustar y validar el modelo así como también las variables a usar.

Para realizar estos modelos de respuesta propuestos lo primero que se hará es seleccionar un set de variables (obtenidas en el punto anterior) que se ingresarán a todos los modelos. El objetivo de introducir estas variables es que entregan información importante para el criterio de la empresa en cuanto a la venta de cupones.

A continuación se presentan los dos tipos de modelos con sus respectivos procedimientos y alcances que se estudiarán para encontrar la mejor curva de respuesta.

Modelo Lineal

Lo primero que se realizará será generar 1000 muestras aleatorias para capturar el 80% de los datos totales para usarlos en la calibración del modelo y el 20% restante para validarlo. Luego, dentro de cada muestra se realizará el total de regresiones posibles siguiendo los pasos que se presentan a continuación:

1. El primer paso es encontrar el número de combinaciones totales que hay al usar todas las variables, pero como se dijo anteriormente existe un subconjunto de variable que siempre está en todos los modelos, por lo tanto, el grupo de combinaciones posibles se reduce. La forma de obtener este número es la siguiente:

$$N = \text{número total de combinaciones} = \binom{C}{C} + \binom{C}{C-1} + \dots + \binom{C}{0}$$

En donde C es el número de variables a usar, el objetivo de esto es tener claro cuántas iteraciones hará el programa MATLAB con el fin de obtener todos los posibles modelos.

2. Se generarán todas las combinaciones encontradas anteriormente para tener claro cuales columnas entrarán a la regresión.

3. Luego se realizará la regresión entre la variable dependiente y las independientes que corresponden a la combinación que serán un total de N.

4. Se crearán indicadores como R^2 , R^2 ajustado, MAPE de la variable $\exp(\widehat{\ln y})$ para probar la confiabilidad de los modelos. En el caso del MAPE habrá un valor para los datos de calibración y otro para los de validación.

5. Como se explicó en el marco teórico es necesario aplicar una nueva regresión a las variables logarítmicas estimadas para obtener un valor esperado más acertado. Para realizar esto es necesario tener el vector de los datos estimados $\exp(\widehat{\ln y})$ y los valores observados y , luego se realiza la regresión sin término constante con lo que se obtendrá el nuevo coeficiente α_0 y de esta forma se podrá estimar \hat{y} . Este procedimiento se repite para todas las regresiones

6. Generación de estadísticos para la nueva variable obtenida.

Luego de realizar el procedimiento anterior para la muestra aleatoria de datos se obtendrá el modelo que tenga el menor MAPE usando los datos de validación de las regresiones totales por cada muestra, también se obtendrá el MAPE promedio, error estándar de los MAPE, de las 512 regresiones y r^2 y r^2 ajustado del modelo escogido.

A modo de ejemplo, se estudiará cómo se comportan los modelos cuyos datos para calibrar fueron los primeros 8 meses de historia y los datos para validar fueron los 2 últimos meses, a este caso se le llamará a lo largo del informe “Ejemplo Lineal”.

Luego de obtener los modelos de la parte anterior ya sea por medio de muestras o del “Ejemplo Lineal” se representará en una tabla los modelos más representativos, sus respectivos r^2 y error MAPE. Se escogerá el modelo que tenga menor error y mayor ajuste en las regresiones (r^2 ajustado y ponderado).

Modelo No Lineal

El principal objetivo de realizar este proceso se debe a que durante todo el proceso de estimación los productos a predecir son diferentes, es muy difícil comparar unos con otros y el único factor en común es su categoría. Es por esto que el hecho de introducir la información del cliente al modelo permitirá reducir el espacio factible donde se moverá la curva de demanda.

Este modelo pretende hacer un pronóstico de ventas de cupones con la data histórica y la calibración que pueda darle el cliente o vendedor según su estimación. El proceso de este modelo se basará en usar la información de los usuarios para acotar el rango factible donde se puede mover la curva, de esta manera solo se obtendrán resultados adecuados para cada producto.

La fórmula a ocupar será la siguiente:

$$N^{\circ} \text{ de Cupones} = \min + \left(\frac{e^{-y}}{1 + e^{-y}} \right) (\max - \min)$$

Donde y representa una función lineal de los parámetros que describen cada cupón, mientras que \max y \min , son los puntos en los que se cree que se moverá la demanda. Por otra parte, se debe tener cuidado con la representación de los parámetros obtenidos ya que no implican una relación lineal con la cantidad de cupones vendidos. Es necesario destacar que hay puntos en que cuando se evalúen los datos la exponencial diverge por lo que se restringirán y se les pondrá un límite para calibrar.

Los pasos para construir este modelo son similares a los realizados en la regresión lineal, pero su diferencia radica en que se ocupará una función "nlinfit" del programa Matlab para realizar regresión no lineal. Esta función recibe como parámetros el vector de la variable dependiente, la matriz de las variables independientes, el modelo sobre el cual se quiere hacer la regresión y un conjunto de parámetros betas iniciales. Finalmente la función entrega los betas estimados que ajustan mejor los datos.

Para calibrar el modelo se usará como mínimo y máximo el rango histórico de datos. Por otra parte para la búsqueda del modelo se realizará el mismo procedimiento que se hizo en la búsqueda del modelo lineal. Se espera que al momento de llegar a un estado estacionario en donde los comercios ya hayan usado el servicio estos puedan entregar información adicional para calibrar el modelo apelando a su juicio de expertos.

3.2. Modelo de Optimización.

Como se explicó en un comienzo el objetivo de este sistema es poder aplicar el sistema de revenue management, (dar el producto correcto a los clientes correctos) en los productos que ofrece para poder segmentar la demanda y así obtener el mayor excedente de los consumidores que sea posible. Es por esto que la segunda parte de esta investigación se basa en modelar el sistema actual de ventas ocupando la curva de respuesta encontrado en la sección anterior para maximizar la utilidad.

Actualmente en Cuponatic se publican diferentes descuentos todos los días, y cuando la oferta lo permite este descuento se puede dividir en 2 segmento, donde cada uno de estos trata de llegar a una parte distinta del mercado ofreciendo a diferentes precios el mismo producto con beneficios adicionales, por ejemplo, días de cobro y pequeños regalo al momento de consumo.

3.2.1. Parámetros y Restricciones

Para poder construir este modelo se va a necesitar de la información de los comercios y las restricciones impuestas por la empresa para modelar la realidad.

Se debe destacar que en la realidad la información que se levanta de un comercio, se generan en conjunto con el equipo de ventas debido al poco manejo de variables que poseen los dueños de los comercios. Entonces, las prácticas y restricciones actuales que luego serán modeladas son las siguientes:

- Todos los locales que deseen promocionarse deben ser capaces de cubrir un número mínimo de cupones sin colapsar sus instalaciones.
- La empresa garantiza a sus clientes siempre descuentos mayores al 50%
- La empresa exige un rango de 3 meses para validar el total de cupones vendidos.
- El porcentaje de descuento 1 es menor que el porcentaje de descuento 2.
- Solo se puede cobrar un cupón por mesa. Esta práctica de usa para evitar el abuso en el uso de cupones.
- Se exige un porcentaje de comisión por cupón vendido más IVA.

Por otra parte, se necesita de la siguiente información de los comercios:

- El número de mesas disponibles en el local en los diferentes días y diferentes jornadas.
- El producto que se quiere ofrecer ya sea “Menú” o un “Paga Consume. La diferencia radica en que el primer producto ya está prediseñado por el comercio mientras que en el segundo el cliente puede decidir qué cosas consume por el precio transado.
- El valor del producto que quiere ofrecer.
- El costo del producto que se quiere ofrecer.
- Categoría de Restaurant
- Elección de la cantidad de segmentos que desea publicar, puede ser 1 o 2

Por otra parte, hay otros parámetros que también deberán ser incluidos, pero estos se deducirán del modelo de regresión escogido.

3.2.2. Variables de decisión.

Las variables de decisión consideradas en el modelo son los porcentajes de descuentos que se ofrecerán a los distintos segmentos y la cantidad de cupones máximos a ofrecer.

$$\begin{aligned}\alpha_i &= \text{Porcentaje de descuento en el cupón del segmento } i \\ i &= 1, 2 \quad \alpha_i \in [0,1] \\ C_i &= \text{Cantidad máxima de cupones a vender en el segmento } i \\ i &= 1, 2\end{aligned}$$

Por otra parte hay variables que fueron descartadas dentro del modelo como el número de activación de la promoción debido a que este número es de baja importancia al momento de negociar con los comercios.

3.2.3. Funciones Objetivos.

Como ya se explicó anteriormente, los usuarios que utilicen esta plataforma pueden tener 2 funciones objetivo principalmente.

- Herramienta de marketing: Estará sujeta a la cantidad de dinero que esté dispuesto a invertir el cliente.

$$F(\vec{\alpha}) = \sum_{i=1}^2 Q_i(\vec{a})$$

- Aumentar Ingresos: Estará sujeta a la capacidad ociosa del cliente.

$$F(\vec{\alpha}) = \sum_{i=1}^2 Q_i(\vec{a}) ((1 - \alpha_i) * P - CV)$$

En donde $\vec{\alpha}$ es el vector de porcentajes de descuento (α_1, α_2)

3.2.4. Resolución.

El problema de optimización que se debe resolver, puede ser abordado de diferentes formas, afortunadamente las variables de decisión son pocas y los puntos factibles de resolución son relativamente acotados, además a medida que se van agregando restricciones estas disminuyen aún más.

En primera instancia la forma de resolver el problema será a través de una heurística sencilla para cada función objetivo en el programa Excel (Aquí se buscarán las primeras fallas del modelo para mejorar su automatización fina). Los pasos que esta seguirá son los siguientes:

1. *Selección de capacidad:* En este primer paso se segmentará la disponibilidad del restaurant y se escogerá aquel que posea mayor capacidad ociosa. Con esta información se obtendrá la disponibilidad máxima de cupones a vender.

2. *Generación de matrices de puntos factibles:* Se creará una matriz para el descuento uno y otra para el descuento 2, en donde la primera fila de la matriz representa el descuento del cupón a estudiar y la primera columna representa el descuento del otro cupón. Entonces cada celda represente el número de cupones que se venderán cuando se encuentre esa combinación de descuentos entre ambos segmentos.

3. *Filtro de matrices:* A cada matriz generada en el punto anterior se someterá a 3 filtros principales. El primero es por capacidad ya que no pueden haber puntos factibles que vendan más de lo que está dispuesto a ofertar el local. En segundo lugar el descuento del cupón 2 siempre debe ser mayor al del cupón del segmento 1. Finalmente se eliminarán todos aquellos puntos en que la diferencia entre ambos descuentos sea menor a la dada por el comercio.

4. *Filtro de utilidad:* Con todos los puntos factibles entregados de las matrices anteriores se generará la matriz de margen de comercio, así se eliminarán todos los puntos que generen descuentos que den un margen negativo al comercio.

5. *Combinaciones que maximicen las funciones objetivo:* Se buscarán los descuentos para el segmento uno y dos que maximicen las ventas de cupones o maximicen el ingreso al comercio.

6. *Publicación de Resultado:* Finalmente se presentará una tabla resumen con precios finales, utilidades e ingresos.

3.3. Evaluación de Resultados

Luego de realizar el modelo de optimización se procederá a probar cómo se comporta con los modelos escogidos finalmente para obtener el definitivo. Las promociones para estudiar el desempeño son las pertenecientes a los meses de abril y mayo porque se conoce más a fondo toda la información necesaria para el modelo.

Acá se pretende estudiar cómo funcionan los modelos de acuerdo a cada función objetivo, cuales son los precios, cantidades y utilidades que los distintos modelos proponen para finalmente escoger el definitivo al cual se le realizará un análisis de sensibilidad para ver cómo se comporta frente a la variación de comisiones.

4. Resultados

Como ya se explicó en la metodología este trabajo posee 2 principales componentes cuyos resultados se detallan a continuación.

4.1. Estimación de Demanda.

4.1.1. Análisis de Respuesta Usando Información del Cliente.

Durante 2 los meses de Abril y Mayo de 2011 se procedió a recaudar información para calibrar el modelo. Paralelo a esto se entrevistaron a distintos restaurantes para conocer cómo era la estimación de sus futuras ventas. A continuación se muestra un resumen de los datos obtenidos en la siguiente tabla.

Tabla 2: Datos Obtenidos en los meses de Abril y Mayo

Fecha	Nombre	Categoría	N° de Cupones Vendidos	N° de Cupones Esperados	Porcentaje de error
02-jun	Pita-Co	Clásico	1000	1000	0%
26-may	Mio-Sushi	Sushi	968	1500	55%
24-may	CRO Lounge	Pub	120	1000	733%
24-may	CRO Lounge	Pub	140	1000	614%
18-may	Subway	C. Rápida	4260	1900	55%
13-may	Fuente Suiza	C. Rápida	2591	3000	16%
11-may	Aioli	Pub	238	800	236%
04-may	Pita House	Clásico	235	500	113%
12-abr	Tapas y Copas	Clásico	231	250	8%
07-abr	Mio-Sushi	Sushi	2600	2600	0%
					183%

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 3: Porcentaje de Error por categoría

Categoría	Porcentaje de Error por Categoría
Pub	396%
Clásico	40%
Sushi	49%
C. Rápida	36%
Total	130%

Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo a los datos observados se deben destacar diferentes aspectos. En primer lugar los restaurantes que acertaron a la cantidad de cupones estimados, se debió a que ellos pusieron como límite esa cantidad de cupones a vender, por lo tanto, hay una parte de la demanda que no fue capturada. En segundo lugar el restaurant que acertó con un error del 8%, que es considerado bajo, se debió a que fue la segunda publicación del local con un producto bastante parecido al anterior. Finalmente, se debe mencionar que la categoría en que sus propietarios menos conocen como se

comportará la demanda es la de Pub, que se debe específicamente al mayor el valor de los productos y el mercado aún con el descuento no está dispuesto a pagar el valor ofrecidos.

4.1.2. Análisis de Respuesta Usando Data Histórica.

El análisis de data histórica con que se dispuso a trabajar fue la información contemplada entre el 8 de Agosto de 2010 y el 31 de Marzo de 2011. Para lograr llegar a variables confiables y que realmente estimen la demanda de un cupón se procedió a realizar una serie de filtros. A continuación se relata de manera detallada paso a paso como se llegó al modelo de pronóstico:

4.1.1.1. Obtención de datos y Consolidación de datos

Los datos con los que trabaja en la empresa se encuentran almacenados según la configuración que se puede ver en el anexo¹ y las tablas que la componen son las siguientes:

Tabla 4: Resumen base de datos entregada por la empresa

Clientes	Cliente Crédito	Cupón	Orden Compra	Empresa	Descuento	Segmento
<ul style="list-style-type: none"> • id cliente • Nombre Cliente • Genero • Fecha de Nacimiento • Teléfono • Mail • Password • id ciudad • Created at 	<ul style="list-style-type: none"> • id Cliente • Créditos • id Cliente • Descripción • Estado • ref id orden de compra • Fecha Activación • Crated at 	<ul style="list-style-type: none"> • Id Cupón • Id Orden Compra • Código • Estado • Fecha Validación • Created at 	<ul style="list-style-type: none"> • Id Orden Compra • Id Empresa • Id Cliente • Id Segmento • Regalo • Nombre envío • Mail Envío • Estado • Monto • Created At 	<ul style="list-style-type: none"> • Id Empresa • Rut • Nombre • Descripción • Dirección • Mail • Teléfono • Password 	<ul style="list-style-type: none"> • Id Descuento • Id Empresa • T de Contrato • Genero • Id Ciudad • Id Comuna • Nombre • Descripción • Restricción • Valor Original • Mínimo • Máximo • Fecha Inicio • Fecha Termino • Side Deal 	<ul style="list-style-type: none"> • Id Segmento • Id Descuento • Tipo • Valor Segmento • Valor Cupón • Comisión • Restricciones • Máximo • Máximo por Persona • Valido hasta.

Fuente: Elaboración Propia

Con la información anterior, se creó la tabla de “Venta_Segmento” que busca consolidar en una sola matriz toda la información de una promoción con sus respectivos campos que explican información transaccional, características y número de cupones vendidos, esto quiere decir que habrá una nueva tabla en donde cada fila será un segmento y las columnas distintos componentes que lo describen. A continuación se presentan los distintos componentes de cada columna de la nueva tabla y con esta información se pretende describir a cabalidad cada segmento.

¹ Ver anexo 5

Id Descuento: Representa el código del descuento y solo existe una Id.

Id Segmento: Representa el código del segmento. Varios segmentos pueden estar asociados a un descuento.

Id Empresa: Es el código de la empresa. Una empresa tiene asociado varios descuentos.

N° de Cupones: Es la suma de todos los cupones vendidos en el segmento.

N° de Cupones Sin Crédito: Es la suma de cupones comprados sin promoción.

Restaurant: Dummy que explica si la empresa es un restaurant o no.

Precio Lista: Es el precio al que se ofrece el producto del segmento normalmente.

Precio Cupón: Es el precio del segmento.

Monto Facturado: Es la suma de los cupones por el precio del segmento.

Monto Ahorro: Es la diferencia entre el precio lista y el precio del cupón

Porcentaje de Descuento: Representa el porcentaje de descuento del segmento y va generalmente entre un 50% y un 90%.

Fecha Inicio: Fecha en la que comienza el descuento.

Fecha Termina: Fecha en la que termina el descuento.

Horas: Cantidad de horas que estuvo publicado el descuento.

Día Mes: Día del mes en que se publicó el descuento.

Día semana: Día de la semana en que se publicó el descuento.

Comuna: Ubicación de la empresa donde se valida el descuento.

Máximo Segmento: Cantidad de cupos disponibles para el segmento.

Categoría Restaurant: Clasifica a la los restaurantes en Sushi, Comida Rápida, Clásico, Pub.

Segmento Completo: Dummy que explica si el segmento agotó su disponibilidad o no.

Side Deal: Dummy que explica si el descuento fue publicado de front o en un costado de la página.

Paga Consume: Dummy que explica si el segmento ofrece un menú en específico o si el cliente tiene la posibilidad de elegir su pedido.

Horario de Cobro: Explica en que horarios de la semana se puede validar el cupón.

Precio segmento B: Este campo representa el precio del segmento del otro segmento perteneciente al mismo descuento, para estudiar la relación que hay entre ambos.

4.1.2.1. Selección de Categoría

Para seleccionar la categoría se hizo un trabajo de estadísticos descriptivos de la tabla consolidada para ver cuál era la más relevante y cual se adecuaba más a los objetivos del estudio:

Tabla 5: Análisis de Rubro de Productos

Rubro	N° Cupones	N° de empresas	Monto	N° descuentos	N° Segmentos
1 Restaurant	14264	43	\$66.654.117	56	106
2 Belleza	9767	57	\$196.596.224	87	145
3 Producto	5737	57	\$90.880.694	76	140
4 Panorama	3029	23	\$33.572.032	30	44
Total	32797	180	\$387.703.067	249	435

Fuente: Elaboración Propia

De la tabla anterior se observan los cuatro principales rubros en que se pueden clasificar los cupones ofrecidos por la empresa. Para realizar el trabajo de memoria se optó por el rubro de restaurantes, ya que a pesar de no ser el de mayores ventas, es la que más cupones ha vendido y los servicios que entrega son mucho más homogéneos ya que se puede dividir en solo cuatro sub-categorías. Los casos de belleza y productos se descartaron debido a que los servicios que se ofrecen son muy dispersos y por lo tanto es muy difícil clasificarlos. Por otra parte, la cantidad de cupones que se venden dependen mucho más del producto ofrecido en vez del valor de cupón. Finalmente el rubro panorama no se consideró debido a la baja importancia en todos los ámbitos.

A continuación se muestra una tabla resumen de restaurantes y las sub-categorías:

Tabla 6: Resumen Categorías Restaurant

Rubro	N° Cupones	N° de empresas	Monto	N° Segmentos	N° Descuentos
1 Sushi	2528	4	\$13.190.446	12	6
2 Comida Rápida	6410	8	\$15.643.721	23	11
3 Pub	2598	16	\$16.439.540	45	22
4 Clásico	2728	15	\$21.380.410	26	17
Total	14264	43	\$66.654.117	106	56

Fuente: Elaboración Propia

Además, se puede ver a continuación dos gráficos, uno sobre la distribución de venta de cupones v/s precio de todas las categorías y otro que solo posee restaurantes, claramente los ejes se ven más acotados y la dispersión de puntos es menor.

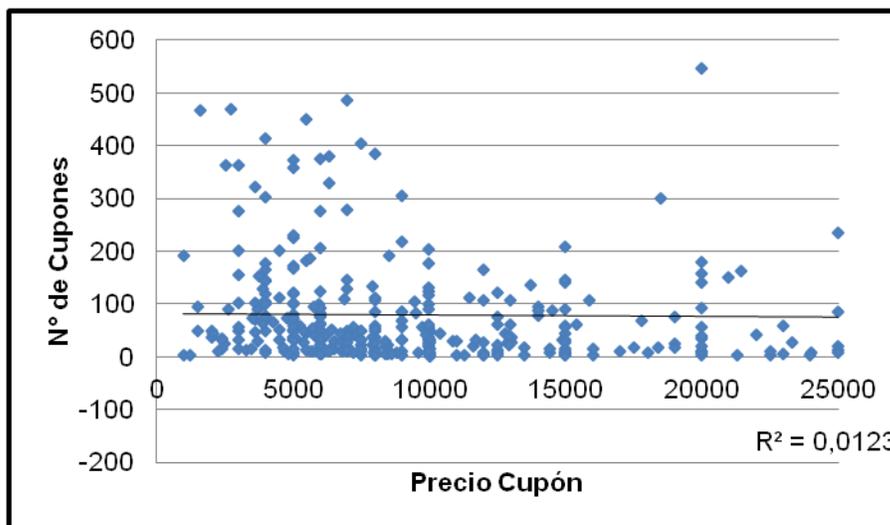


Gráfico 1: Relación Cupones vendidos versus precio en todas las categorías
Fuente: Elaboración Propia

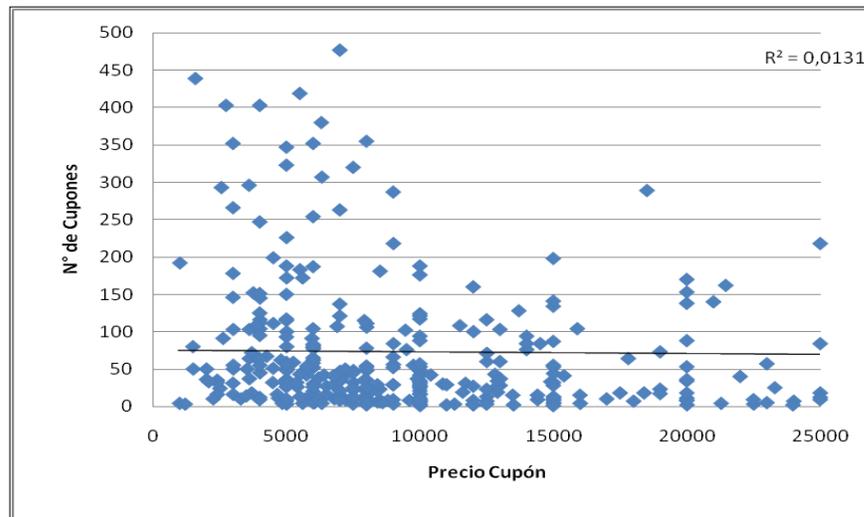


Gráfico 2: Relación Cupones vendidos versus precio en restaurantes
Fuente: Elaboración Propia

4.1.2.2. Limpieza de Datos

Luego de consolidar los datos en una sola tabla, se partió con un total de 845 segmentos de los que finalmente quedaron 435 luego de eliminar aquellos que no habían salido a la venta. Después se procedió a filtrar los datos por categoría de Restaurant y la cantidad de segmentos a trabajar fueron 106. Finalmente se realizó el último paso de limpieza que fue eliminar 18 outliers, los motivos de la eliminación de estos se presenta a continuación:

- 3 Son debidos a la promoción de Barra Móvil, que cabe en la categoría de Pub, pero el precio es muy elevado.
- 3 Se deben a una promoción de Contingencia que solo estuvo publicada 11 horas.
- 5 Se deben a que el valor del cupón era muy caro para lo que se ofrecía.
- 2 Se deben a las malas características del local, específicamente horario de atención y ubicación
- 5 Se deben a que otro segmento del mismo descuento fue mucho más atractivo.

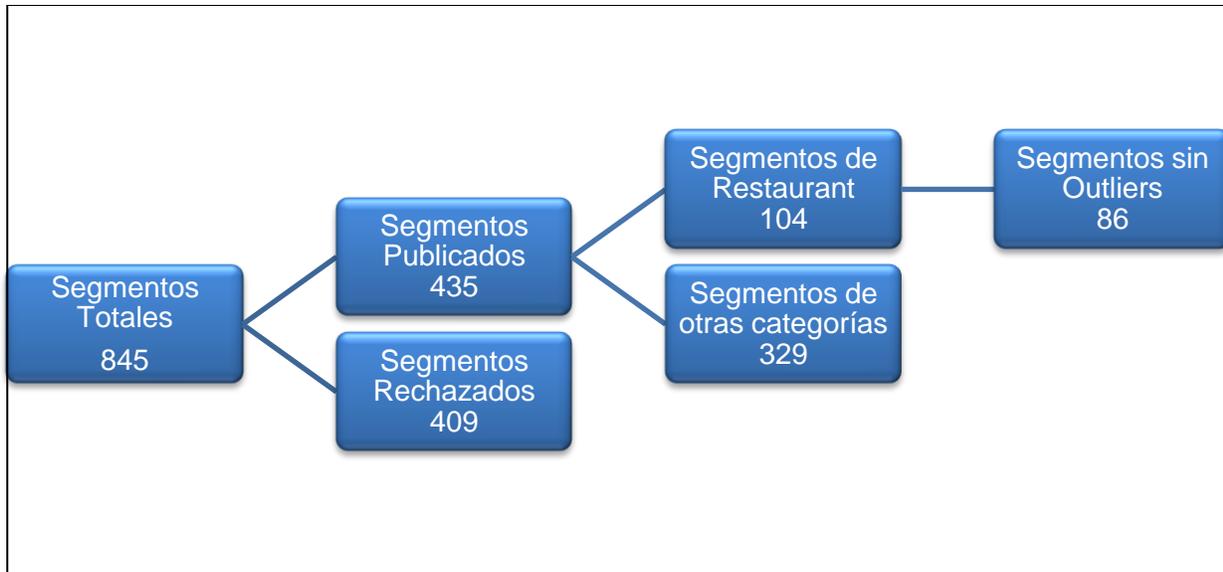


Figura 2: Limpieza de Datos
Fuente: Elaboración Propia

Luego de contar con la base de datos limpia se procede a agregar al final la información recolectada durante los meses de Abril y Mayo. Estos datos no poseen outliers y son los que se presentaron al principio de la sección.

4.1.2.3. Creación de Variables Explicativa y Transformación a de Variables Continuas a base logarítmica.

Con el fin de buscar mejores argumentos que definan la demanda un cupón se procedió a crear una serie de variables que pudieran explicar los diferentes fenómenos. Dentro de las nuevas variables están Categoría, Día, Comuna, Periodo de Cobro son dummy que buscan representar la ocurrencia o no ocurrencia de ciertos eventos.

Por otra parte, se decidió que para efectos de este trabajo usar modelos logarítmicos debido a la naturaleza positiva de las variables².

A continuación se presenta una tabla resumen que clasifica las diferentes variables, ya explicadas en los puntos anteriores, además se muestran las nuevas variables dummy y las variables a las que se les aplicó la función logaritmo natural.

²Ver anexo 5

Tabla 7: Clasificación de Variables

Dependientes	Precio	Categoría	Publicación	Comuna	Características
Cupones	Precio Cupón	Cat. 1	Semana	Com. 1	Crédito
Ln(Cupones)	Monto Ahorro	Cat. 2	Fin de Semana	Com. 2	Horas
	Ln(Precio Cupón)	Cat. 3	Lunes	Com.3	Segmento Completo
	Ln (Monto ahorro)	Cat. 4		Com. 4	Paga Consume
	Porcentaje de descuento			Com. 5	
	Ln (Precio seg. B)				

Fuente: Elaboración Propia

Las siguientes tablas muestran que la información que representa cada variable ya sea para categoría de restaurant o la comuna donde se ubica el comercio.

Tabla 8: Nombre variables Categoría y Comunas

Categoría	Comuna
Categoría 1 Sushi	Comuna 1 Las Condes
Categoría 2 Comida Rápida	Comuna 2 Providencia
Categoría 3 Pub	Comuna 3 Vitacura
Categoría 4 Clásico	Comuna 4 Santiago
	Comuna 5 Lo Barnechea

Fuente: Elaboración Propia

4.1.2.4. Modelos de Respuesta Propuestos:

Para realizar los modelos lo primero que se decide es el número de variables, en total hay 17, pero de esas 5 irán en todos los modelos. Las variables fijas son:

$$X_1 = \ln(\text{precio cupón})$$

$$X_2 = \ln(\text{precio cupón segmento 2})$$

$$X_3 = \text{Categoría Sushi}$$

$$X_4 = \text{Categoría Comida Rapida}$$

$$X_5 = \text{Categoría Pub}$$

Entonces como se explicó en la metodología con la combinación de estas 12 variables se pueden generar 512 combinaciones para realizar las regresiones. Paralelo a esto se realizan las distintas muestras de datos aleatorios para darle más confiabilidad al modelo escogido.

Modelo Lineal

Para escoger un modelo lineal, lo primero que se propone es la realización de las 512 regresiones con la combinación de todas las variables para escoger el mejor modelo. A modo de ejemplo la primera muestra que se tomó para calibrar y validar el modelo fue la siguiente:

Datos para calibración: 8 de agosto hasta el 31 de marzo.

Datos para validación: 1 de abril hasta el 1 de Junio.

Esta información se introdujo código programado en Matlab³ y se obtuvo la información para cada regresión, es decir, betas de las variables ocupadas, r², r² ajustado, Mape para datos calibrados y validados. El resumen de las regresiones o modelos más importantes de este ejemplo de datos se pueden observar a continuación:

- 1) El siguiente grafico muestra los 512 puntos de cada regresión, en que se compara el r² ajustado con el MAPE de calibración:

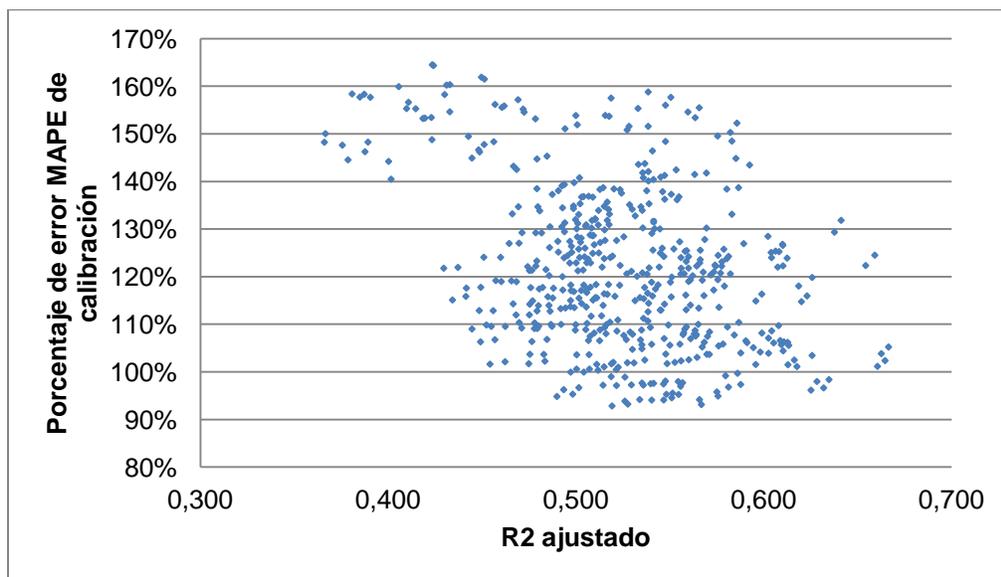


Gráfico 3: R2 ajustado v/s MAPE calibración

Fuente: Elaboración Propia

- 2) El siguiente gráfico es similar al anterior, pero el porcentaje de error MAPE es con los datos de validación:

³ Ver Anexo 7

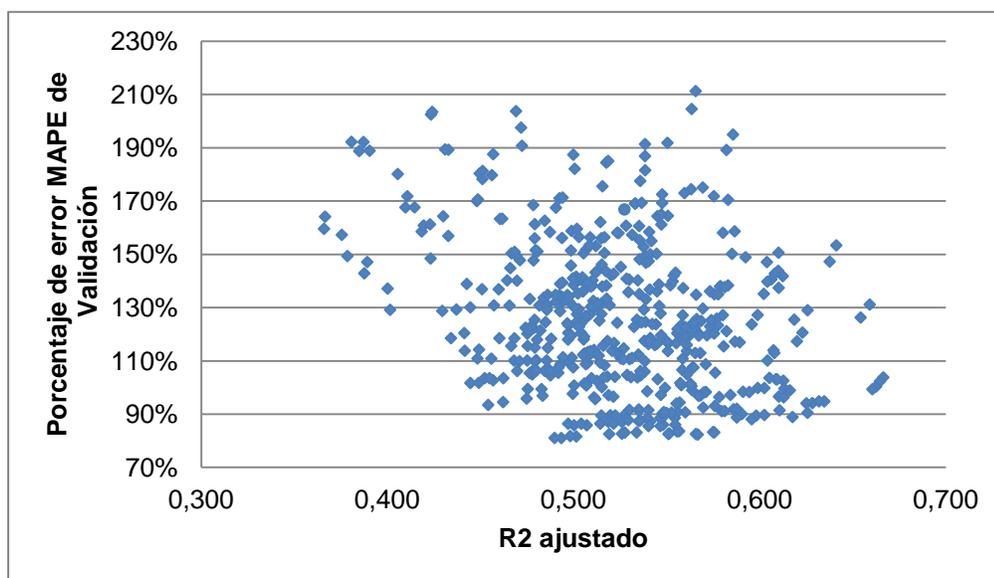


Gráfico 4: R2 Ajustado v/s MAPE Validación
Fuente: Elaboración Propia

Si se comparan los gráficos anteriores se puede apreciar que la distribución de los puntos es bastante similar, en general para escoger los modelos, la atención se concentrará en aquellos puntos de la esquina inferior derecha, que son aquellos con menor error en la predicción y mayor R2 ajustado.

- 3) La siguiente tabla muestra las regresiones más interesantes de este ejemplo, la primera columna representa el número de la regresión que va de 1 a 512, luego se representan los valores de r2, r2 ajustado, MAPE y luego se representan estos mismos, pero con el factor de ajuste explicado en el marco teórico. Finalmente, se muestra el MAPE de los modelos pero con los datos de validación.

Tabla 9: Estadísticos de Modelos destacados

Id reg.	R2	R2 ajustado	Mape	R2 alpha	R2 alpha ajustado	Mape alpha	Mape Validación
512	0,509	0,387	58%	0,700	0,625	96%	94%
511	0,489	0,396	60%	0,713	0,661	101%	99%
499	0,483	0,406	60%	0,666	0,616	103%	99%
480	0,471	0,348	60%	0,610	0,519	93%	83%
443	0,479	0,402	60%	0,710	0,667	105%	104%
438	0,497	0,398	57%	0,629	0,556	97%	83%
408	0,464	0,358	59%	0,577	0,494	96%	81%
162	0,445	0,335	62%	0,639	0,568	116%	113%

Fuente: Elaboración Propia

- 4) A continuación se muestran los modelos anteriores con sus respectivos Betas:
- a) **Regresión 512:** Este modelo es el que presenta mayor R² de todas las regresiones, esto se puede deber a que es el modelo que ocupa todas las variables, por otra parte presenta ciertas inconsistencias entre los betas ya que la elasticidad del precio es positiva y la del monto de ahorro es negativa, lo que va en contra de la intuición. Esto se puede deber a que la correlación entre ambas variables es 0,6 que es relativamente alto.
 - b) **Regresión 511:** Este modelo es el que presenta mejor R² con el factor de ajuste $\alpha = 0$ aplicado.
 - c) **Regresión 499:** Este modelo es el que presenta mayor R² ajustado, y se puede ver claramente ya que posee un número menor de variables adicionales para explicar el modelo que el ejemplo anterior. Sin embargo, este modelo sigue manteniendo las elasticidades de forma inconsistente.
 - d) **Regresión 480:** Este modelo es el que posee menor MAPE con los datos de calibración y luego de agregado el factor de ajuste.
 - e) **Regresión 443:** Este modelo es el que posee un mayor R² ajustado luego de aplicar el factor de ajuste y se puede ver al igual que el modelo anterior que las variables que representan la ubicación del local no son consideradas.
 - f) **Regresión 438:** Este modelo es el que presenta menor mape con los datos de calibración antes de aplicar el factor de ajuste explicado en el marco teórico.
 - g) **Regresión 408:** Este modelo es el que posee el menor MAPE con los datos de validación. Además posee elasticidades consistentes y no ocupa la variable monto de ahorro.
 - h) **Regresión 162:** Este modelo es aquel que presenta las elasticidades de forma más intuitiva según lo que se espera.

Tabla 10: Modelos de Regresión Lineal

Reg.	512	511	499	480	443	438	408	162
alpha	1,48	1,54	1,51	1,39	1,53	1,47	1,46	0,16
C	-0,65	-0,89	-0,2	-1,03	-1,84	-1,37	-0,53	6,45
Ln(Pi)	3,58	3,21	3,23	3,79	3,63	3,96	-1,52	-0,6
Ln(Pj)	0,31	0,31	0,3	0,47	0,33	0,32	0,46	0,29
Cat1	-0,44	-0,46	-0,45	0,34	-0,39	0,38	-0,29	-0,46
Cat2	0,03	0,07	0,02	-0,17	0,05	0,05	-0,16	-0,26
Cat3	-0,72	-0,66	-0,68	-0,79	-0,7	-0,68	-0,76	-0,53
Ln(MA)	-4,42	-3,97	-4,01	-4,86	-4,39	-4,78		
%desc	0,18	0,16	0,16	0,19	0,18	0,19	0,2	
Lunes	-0,34	-0,41	-0,44	-0,24				-0,65
Cred.	0,67	0,65	0,64		0,64	0,56		0,74
PC	0,44	0,53	0,52	0,15	0,51	0,41	0,14	0,58
SC	-0,19	-0,17	0,23	-0,2	-0,19			-0,23
Sem.	0,03	0,13		0,02		0,09	0,02	0,18
24hrs.	0,22	0,22		0,05	0,25		-0,11	
Com1	-0,23			-0,73		-0,24	-0,66	-0,04
Com2	-0,46			-0,95		-0,45	-0,87	-0,16
Com3	-0,14			-0,6		-0,12	-0,52	-0,01
Com4	-0,01			-0,74		-0,05	-0,6	-0,42

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, se decidió escoger el modelo 408 ya que posee menor MAPE de validación evitando el concepto de sobre ajuste, además los interceptos van con la intuición y las elasticidades también.

Muestras para Modelo Lineal

Como la sección anterior era solo a modo de ejemplo ahora se procede a mostrar los resultados de forma global, es decir, las 512 regresiones para cada una de las 1000 muestras aleatorias. En primer lugar se juntará la información de calibración y validación del ejemplo anterior para aumentar la cantidad de datos, y con esta data total se realiza la muestra de datos aleatorios. A continuación, se puede ver el grafico que relaciona el menor Mape de validación de cada muestra con su respectivo R2 ajustado, de esta forma se puede localizar aquella zona donde se debería encontrar el modelo a escoger:

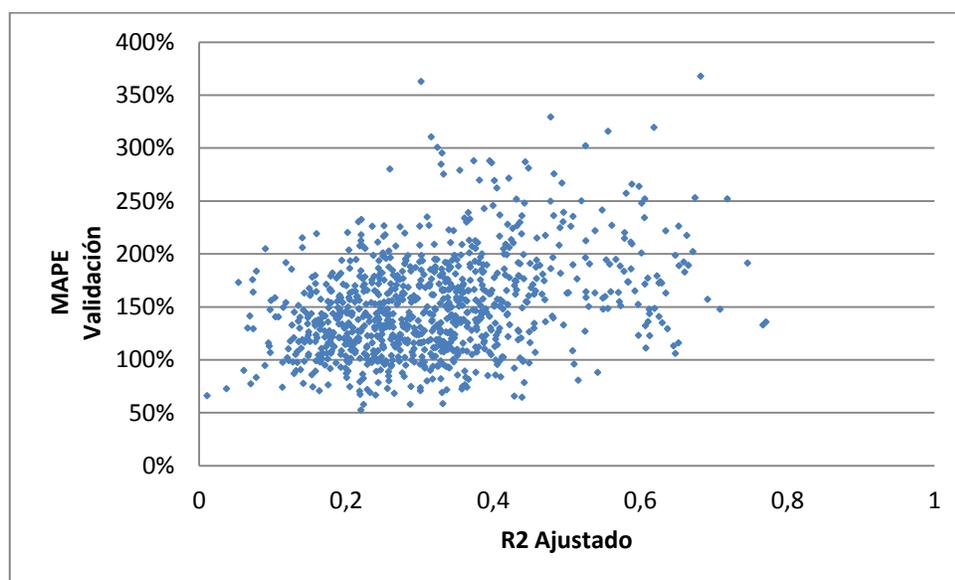


Gráfico 5: R2 ajustado v/s MAPE Validación
Fuente: Elaboración Propia

En la tabla siguiente se muestra un resumen de los modelos obtenidos más importantes con sus respectivos estadísticos, la primera columna enumera los modelos que puede ser de 1 a 512 y la segunda columna enumera la muestra a la que pertenece la regresión que puede ir de 1 a 1000. Cabe destacar que los valores de MAPE corresponden a los obtenidos con los datos de validación y el método de selección fue escoger los modelos y luego estudiar la calidad de la muestra en base a su MAPE promedio y la Desviación Estandar de todos los modelos pertenecientes a la muestra:

Tabla 11: Estadísticos Modelos destacados

Id Regresión	Id Muestra	MAPE Mínimo	Media Mape	Desv. Estandar Mape	R2	R2 ajustado
420	837	64%	229%	0,437	0,293	0,241
821	821	58%	88%	0,234	0,427	0,287
559	559	75%	97%	0,107	0,330	0,204
335	335	136%	214%	0,506	0,810	0,770
273	273	62%	90%	0,243	0,068	0,023
167	167	53%	110%	0,338	0,353	0,219

Fuente: Elaboración Propia

A continuación se muestran los modelos anteriores con sus respectivos Betas:

a. **Modelo 420 perteneciente a la muestra 837** posee un MAPE de validación bajo, pero a diferencia de las otras muestras a la que pertenece el modelo, la media y la dispersión de los promedios es más alta, lo que hace pensar que el modelo tiene alta sensibilidad frente a los cambios. En cuanto a las elasticidades del modelo estas son coherentes con la intuición, pero la elasticidad del descuento es negativa, es decir, que a la gente no le importa la rebaja si no el precio final.

- b. **Modelo 376 perteneciente a la muestra 821** posee un MAPE bastante bajo y la media del MAPE de validación de todas las regresiones es el más bajo de todas las iteraciones, por otra parte, los factores de ajuste r^2 y r^2 ajustado explican gran porcentaje de la varianza. En cuanto a las elasticidades la mayoría van acorde a la intuición, a excepción del monto de ahorro que aparece negativo, es decir, a mayor ahorro menos compra, paralelo a esto, este modelo no considera la variable porcentaje de descuento, lo que se puede justificar debido a que el monto de ahorro no es una causa al aumento de aumentar las ventas ya que el ahorro puede ser muy grande, pero si el precio del cupón sigue siendo alto las ventas no van a aumentar.
- c. **Modelo 148 perteneciente a la muestra 559** que posee menor dispersión en los promedios de los MAPE de las 512 regresiones de la muestra, por lo que es un modelo bastante robusto. Las elasticidades del modelo son bastante consecuentes, pero la elasticidad del porcentaje de descuento es negativa, entonces al igual que el caso anterior se puede justificar debido a que para los consumidores es más importante el precio final que el porcentaje de descuento y el hecho de que la elasticidad sea negativa puede estar asociado a que los mayores porcentajes de descuento se aplicaron a los productos más caros y por ende con menos ventas.
- d. **Modelo 511 perteneciente a la muestra 335**, este modelo posee mayor r^2 y r^2 de ajuste, en general se puede deber a que es un modelo que ocupa todas las variables a excepción de las que explican la ubicación. En cuanto a las elasticidades estas son coherentes, pero nuevamente ocurre el caso del monto de ahorro y porcentaje de descuento no coinciden con la intuición.
- e. **Modelo 837 perteneciente a la muestra 273**, esta muestra es bastante equilibrada, su MAPE de validación es el segundo más bajo y desviación estándar de estos es baja. Por otra parte, las elasticidades del modelo cumplen con la intuición, además obvia variables como monto de ahorro y porcentaje de descuento, dejando como principal factor de demanda el precio final del cupón y no la oferta a la cual este puede estar asociado.
- f. **Muestra 167:** Esta muestra es la que posee la regresión con menor MAPE de las 1000 iteraciones, si se observa el promedio de los errores y la desviación estándar, se puede concluir que las regresiones de esta muestra se mueven en un intervalo acotado sin gran dispersión de los datos por lo que sería un modelo bastante robusto frente a diferentes cambios. En cuanto a las elasticidades se puede ver que estas son consecuentes, es decir, a mayor precio menor demanda, por otra parte, el porcentaje de descuento no es relevante para la cantidad de cupones requeridos, llama la atención la elasticidad negativa frente al monto de ahorro, ya que la intuición hace pensar lo contrario.

En la siguiente tabla se pueden observar las elasticidades de cada modelo seleccionado:

Tabla 12: Modelos de Regresión Lineal obtenidos de muestras aleatorias

Beta	R. 420	R. 376	R.148	R.511	R.104	R.328
Constante	7,25	8,91	-16,63	15,56	-13,25	-15,80
Ln(precio)	-2,03	-0,32	-1,20	-0,79	-0,74	-0,32
Ln(precio B)	0,34	0,21	0,31	-0,22	-0,12	0,12
Categoría1	0,15	0,62	0,69	0,67	-0,35	0,85
Categoría2	-0,08	0,22	-0,19	0,18	0,53	0,04
Categoría3	-0,79	-0,49	-0,92	-0,47	-0,59	-0,84
Ln(monto ahorro)	0,83	-0,47		-0,12		-0,92
% de descuento	-0,08		-0,04	-0,03		
Lunes		-0,63		-0,83	-0,39	-0,91
Crédito		0,79		0,80	0,59	
Paga Consume		0,59	0,37	0,77		
Segmento Completo				-0,46		
Semana		0,32		0,30	0,34	0,38
24 Horas	-0,42	-0,12	-0,60	-0,23	-0,15	-0,46
Comuna1	5,51	-0,13	-1,33		-2,75	-1,01
Comuna 2	3,62	-0,16	-1,26		-0,75	-1,2
Comuna 3	5,37	-0,07	-0,94		-2,51	-0,78
Comuna 4	4,12	-0,52	-0,39		1,25	-0,52
Alpha0	96,24	1,52	1,69	1,84	0,04	1,76

Elaboración: Fuente Propia

Finalmente, de los modelos propuestos se puede observar diferentes factores que estos poseen en común, el primero es la elasticidad al precio del producto, este siempre es negativo. El segundo hecho, es la elasticidad positiva del precio del segundo segmento, es decir, son sustitutos ya que se aumenta el precio de uno se consumirá más del otro. Por otra parte, la categoría 3 o de Pub siempre es negativa, ya que es una categoría que posee un ticket promedio mayor al de las otras y por lo tanto vende menos. El monto ahorro y porcentaje de descuento en casi todos los casos sus elasticidades son negativas (lo que va en contra de la intuición) esto se puede deber a su asociación a productos más caros, ya que estos pueden generar mayor monto de ahorro y mayor porcentaje de descuento, pero al momento de colocar un precio final este sigue siendo alto lo que va a generar menores ventas.

Un hecho que llama la atención es la elasticidad negativa del día lunes, que se puede deber a que la mayoría de las personas no buscan panoramas de restaurantes un día lunes, sino, los días más cercano al fin de semana. Las elasticidades de las variables “Crédito”, “Paga Consume”, y “Semana” siempre son positivas, ya que incentivan ventas o se puede notar en la práctica, pues la gente prefiere pagar por un

cupón en que puede escoger lo que va a pagar en vez de un menú que son platos ya diseñados. En el caso de la elasticidad de la variable “24 horas” que siempre es negativa, es totalmente esperable ya que la no ocurrencia de este evento es cuando el producto está disponible 48 horas lo que implica un aumento en el número de ventas porque la gente tiene más tiempo.

En cuanto a las comunas en donde se ubican los comercios, es difícil ver una tendencia como en el caso de las categorías, porque las personas valoran más el acceso al lugar en vez de la comuna donde se ubican.

Con el objetivo de escoger un modelo para usarlo en el proceso de optimización se ha optado por el modelo 376 perteneciente a la muestra 821, por los motivos que se explicaron anteriormente y es el que presenta un mejor equilibrio en todos los rangos de medición.

Regresión no lineal

Con el objetivo de lograr un mejor nivel de predicción se probará un nuevo modelo que busca encontrar un ajuste superior de datos. Este modelo no lineal se calibrará con los mismos datos de la sección anterior, es decir, se usaran las mismas variables dependientes e independientes, pero se agregará la información de los comercios o equipo de ventas para darle mayor precisión a los pronósticos.

El modelo de ajuste como se explicó en la metodología es el siguiente:

$$Q_i = \alpha_0 * \exp \left(\min + \left(\frac{e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i)}}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i)}} \right) * (max - \min) \right)$$

Y los rangos que se usaron para calibrarlo fueron:

Min: 50

Max: 5000

La motivación para escoger estos valores se debe a que es el mínimo y máximo que se ha vendido durante los meses de funcionamiento.

A continuación y al igual que en el modelo anterior se mostrará un ejemplo de esta regresión con los siguientes datos de calibración y validación:

Datos para calibración: 8 de Agosto de 2010 hasta el 31 de Marzo de 2011.

Datos para validación: 1 de Abril hasta el 1 de Junio de 2011.

- 1) El siguiente gráfico muestra los 512 puntos de cada regresión no lineal, en que se compara el r2 ajustado con el MAPE de calibración. Para reemplazar los datos en el

modelo se ocuparon los betas entregados y los rangos con que se calibro el modelo, es decir, 50 y 5000.

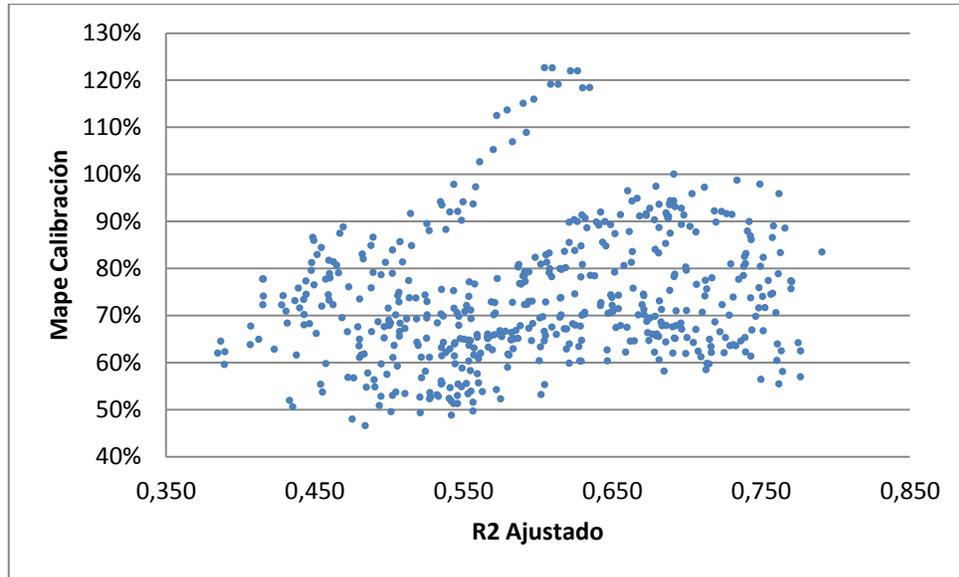


Gráfico 6: R2 ajustado v/s MAPE calibración

Fuente: Elaboración Propia

En el grafico se puede observar que los puntos se distribuyen con cierta correlación positiva, que se puede deber a mientras más varianza explica el modelo menor es su capacidad predictiva, pero los rangos del MAPE de calibración son menores en comparación con el ejemplo lineal.

2) El siguiente gráfico es similar al anterior, pero el porcentaje de error MAPE es con los datos de validación:

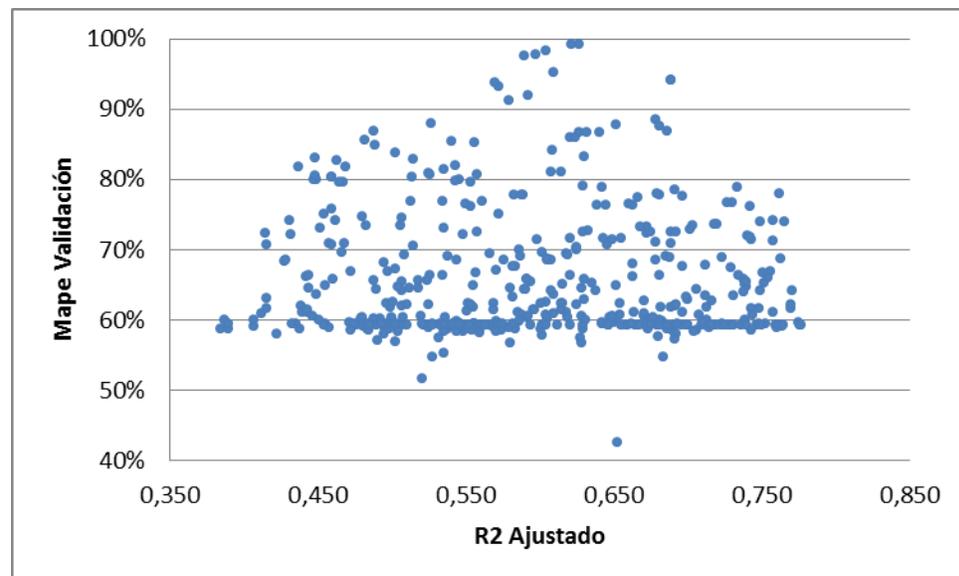


Gráfico 7: R2 Ajustado v/s MAPE Validación

Fuente: Elaboración Propia

Nuevamente los datos se mueven en un rango menor en cuanto a MAPE, y observando los puntos se nota que una gran mayoría se ubica alrededor de un 60% lo que se puede traducir en que a pesar de la variación de los parámetros a usar el modelo seguirá teniendo un nivel de pronóstico similar.

- 3) Como se mostró en la metodología el enfoque de este modelo se basa en mover los límites entre los que se mueve la curva. Por lo tanto, la tabla que se presenta en el Anexo⁴ muestra el menor MAPE de las 512 regresiones cuando se colocan como límites para la curva los valores de la primera fila y primera columna. El objetivo de esto es encontrar el rango adecuado en que se puede mover la curva para entregar valores correctos a la predicción.

En la misma tabla de este ejemplo se pueden observar diferentes aspectos. Por ejemplo, en las esquinas donde los intervalos de separación son más grandes y más pequeños se pueden encontrar los errores más altos en cuanto a predicción. Si se concentra la atención en el centro, se encuentran los datos con menor error dentro de toda la tabla, lo que caracteriza estos puntos es que su rango comienza con valores bastante parecidos a los datos de validación mas pequeños, pero en el caso de sus límites superiores estos son casi 3 veces mayores al máximo de los datos de validación, esto se puede deber a que según las condiciones actuales de venta cuando se presente un cupón muy barato y con todas las características que aumentan la demanda activas lo máximo que se puede llegar a vender es alrededor de los 13000 o 14000 cupones. Como los puntos más interesantes a discutir se presentan de forma concentrada, a continuación se discutirá cada uno con sus respectivos rangos.

- 4) En esta sección se analizaran los 4 modelos de las 512 que al momento de variar sus rangos presentan menor MAPE de validación y luego se mostraran sus elasticidades:

Tabla 13: Modelos con menos MAPE

Id Regresión	Rango	R2	R2 ajustado	MAPE	MAPE
				Calibración	Validación
32	110-13000	0,594	0,521	53%	19,1%
32	110-14000	0,594	0,521	53%	19,1%
32	120-12000	0,594	0,521	53%	19,2%
32	120-13000	0,594	0,521	53%	19,1%

Fuente: Elaboración Propia

⁴ Ver Anexo F

Tabla 14: Betas de los modelos estudiados

Beta	R 110-13000	R. 110-14000	R. 120-12000	R. 120-13000
Constante	-3,135	-3,135	-3,135	-3,135
Ln(precio)	0,969	0,969	0,969	0,969
Ln(precio B)	-0,553	-0,553	-0,553	-0,553
Categoría1	0,057	0,057	0,057	0,057
Categoría2	-0,179	-0,179	-0,179	-0,179
Categoría3	2,220	2,220	2,220	2,220
Ln(monto ahorro)	0,000	0,000	0,000	0,000
% de descuento	0,000	0,000	0,000	0,000
Lunes	0,000	0,000	0,000	0,000
Crédito	0,000	0,000	0,000	0,000
Paga Consume	-0,865	-0,865	-0,865	-0,865
Segmento Completo	-0,865	-0,865	-0,865	-0,865
Semana	-0,865	-0,865	-0,865	-0,865
24 Horas	-0,865	-0,865	-0,865	-0,865
Comuna1	1,637	1,637	1,637	1,637
Comuna 2	1,654	1,654	1,654	1,654
Comuna 3	1,690	1,690	1,690	1,690
Comuna 4	2,873	2,873	2,873	2,873
Alpha0	0,925	0,925	0,925	0,925

Fuente: Elaboración Propia

Al momento de estudiar los datos de estos modelos, se pueden observar que son todos iguales, por lo tanto, se puede concluir que el modelo no es sensible frente a pequeñas variaciones de los límites inferiores y superiores por donde se puede mover la curva.

Cabe destacar el hecho de que se hicieron diversas pruebas de cómo afectaban los rangos al comportamiento del modelo, un ejemplo se puede ver en anexos⁵, los límites se mueven mucho más y se encontró en menor MAPE de validación durante toda la, pero es tan grande la dispersión de los MAPE que lo rodean que se tendió a concluir que se trataba de un sobre ajuste de datos.

Si se observa la tabla 12, es claro ver que las elasticidades son contrarias a lo que se esperaría, ya que la estructura del modelo pondera por un factor -1 los betas, además, este modelo obvia las variables monto de ahorro y porcentaje de descuento,

⁵ Ver anexo 6.2 : Tabla de errores MAPE con mayores rangos de variación.

dejando claro nuevamente que al consumidor le importa el precio final y el descuento o ahorro asociado.

Muestras para modelo no lineal

Como se vio en el ejemplo anterior, lo que se busca aquí es encontrar un modelo que de un mejor nivel de predicción. Para esto nuevamente se realizaron 1000 iteraciones donde el 80% de los datos es para calibrar y el 20% para validar. A continuación se pueden ver los gráficos de MAPE v/s R2 ajustado, para ubicar mejor dentro de que rango se mueven los modelos.

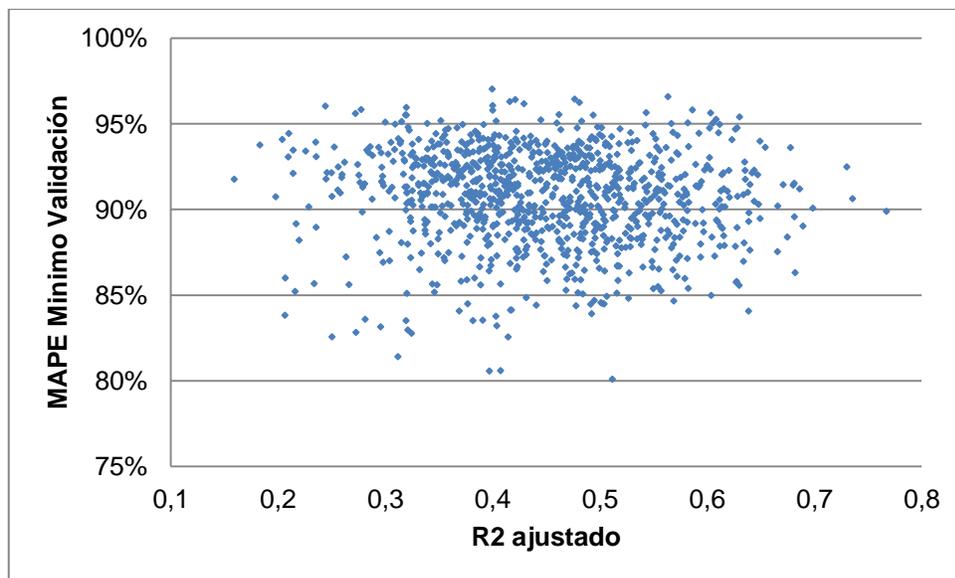


Gráfico 8: R2 ajustado v/s MAPE validación
Fuente: Elaboración Propia

Como se puede observar la mayoría de los modelos tienen alrededor de un 90% de error en la predicción y su varianza explicada es cercana 50%. En la siguiente tabla se puede ver un resumen de los modelos más interesantes a estudiar ya que son los que poseen menor MAPE y mayor R2.

Tabla 15: Analisis de Modelos destacados

Id Regresión	Id Muestra	Mape Mínimo	Media Mape	Desv. Estándar Mape	R2	R2 ajustado
46	115	96%	96%	0,0016	0,6152	0,5431
86	126	83%	99%	0,2610	0,4310	0,3243
98	187	81%	90%	0,0621	0,4113	0,3119
72	315	83%	96%	0,2044	0,4281	0,3208
46	344	83%	87%	0,0135	0,5068	0,4144
110	898	80%	89%	0,0249	0,5951	0,5115

Fuente: Elaboración Propia

Como se observa en la tabla los errores MAPE son bastante similares siendo el menor el modelo perteneciente a la muestra 898. Por otra parte, la muestra 115 es la que posee menos desviación estándar, pero mayor MAPE. Finalmente, para escoger un modelo definitivo se procede estudiar las elasticidades de cada uno de sus parámetros.

Tabla 16: Betas de Modelos destacados

	M. 115 id. 46	M. 126 id. 86	M. 187 Id. 98	M. 315 Id. 72	M. 344 Id. 46	M.898 Id. 110
Constante	-2,592	-2,097	-1,835	-1,818	-1,849	-2,445
Ln(precio)	0,361	0,484	0,498	0,444	0,099	0,324
Ln(precio B)	0,096	0,096	0,053	0,031	0,249	0,147
Categoría1	-0,359	-0,121	-0,375	-0,150	-0,081	-0,318
Categoría2	-0,366	-0,075	-0,144	-0,109	-0,145	-0,294
Categoría3	0,407	0,496	0,348	0,379	0,349	0,321
Ln(monto ahorro)	0	0	0	0	0	0
% de descuento	0	0	0	0	0	0
Lunes	0	0,715	0,282	0,498	0	0,312
Crédito	-0,710	0	0,282	0	-0,597	0,312
Paga Consume	0	0,7156	0	0	0	0
Segmento Completo	-0,710	0	0	0	-0,597	0,312
Semana	-0,710	0,715	0	0,498	-0,597	0,312
24 Horas	0	0	0	0,498	0	0
Comuna1	0,043	-2,066	-1,831	-1,792	-0,097	-0,088
Comuna 2	0,273	-2,038	-1,794	-1,775	0,114	0,175
Comuna 3	-0,013	-1,833	-1,998	-1,711	-0,063	-0,146
Comuna 4	0,105	-2,286	-1,989	-2,308	0,076	0,045
Alpha0	2,304	2,455	2,382	2,210	2,968	2,556

Fuente: Elaboración Propia

Como se explicó anteriormente, por la estructura de este modelo el signo de las elasticidades están invertidas. En general de los 6 modelos presentados son similares en cuanto a elasticidades, para todos el precio es positivo, la categoría 3 es la que posee mayor intercepto y ninguno de los modelos ocupa las variables monto de ahorro ni porcentaje de descuento. Por lo tanto, el modelo escogido es el perteneciente a la muestra 898 debido a que posee menor MAPE, sus elasticidades son coherente y obvia las variables que poseen alta correlación con el precio.

En el anexo⁶ se presenta el análisis de sensibilidad para la regresión escogida de la muestra 898, de esta forma se puede ver la variación del error al mover los parámetro mínimos y máximos.

⁶ Ver Anexo 6.3

En general, el comportamiento de este modelo no mejora al mover los rangos a diferencia del ejemplo mostrado anteriormente. Los motivos por los que se puede producir esta diferencia es prácticamente el hecho de que el modelo que se modifica es una sola regresión de una muestra, no como en el caso anterior que se modificaban los rangos para todas las regresiones de la muestra. Por otra parte, a pesar de variar el nivel de rangos el nivel predictivo sigue siendo bastante deficiente teniendo gran diferencia entre el MAPE para los datos de calibración y validación lo que hablaría de un sobre ajuste en la mayoría de los casos.

A continuación se presenta un resumen del MAPE obtenido para cada uno de los 4 modelos seleccionados:

Tabla 17: Resumen modelos escogidos

	Lineal	No- Lineal
Ejemplo	59%	19%
Muestras	58%	80%

Fuente: elaboración propia

Como se puede ver de los cuatro modelos seleccionados, ambos MAPE de modelo lineal se comportan parecido. En el caso de los modelos no lineales, el hecho de que en el caso del ejemplo se prediga mucho mejor que en el caso de las muestras se puede deber a la cantidad de veces que se probaron diferentes rangos para cada predicción, entonces se buscó una mejor solución. Por lo tanto, para probar el modelo de optimización que corresponde la segunda parte de esta memoria se utilizará obtenido del ejemplo no lineal porque posee un mejor nivel de predicción.

4.2. Modelo de Optimización

Para realizar este modelo se tomaron varios supuestos:

- Solo se puede cobrar un cupón por mesa para 2 personas.
- El Cupón uno es el que posee menor porcentaje de descuento, más beneficios mientras que el segundo cupón es el que posee menores libertades de canje a cambio de un menor precio.

4.2.1. Parámetros

A continuación se presentan los parámetros que deben ser ingresados por los usuarios o tomadores de decisión. Estos se dividen en 2 tipos, por una parte están los datos que ingresan el equipo de ventas y por otra están los datos que ingresarán los comercios:

4.2.1.1. Parámetros ingresados por ventas:

Los parámetros que se entregan a continuación son aquellos que exige la empresa, para poder promocionar los productos. Muchos de estos, por no decir todos, van cambiando según cada promoción o cada tipo de clientes.

Tabla 18: Parámetros Ingresados por Ventas

Parámetros Ingresados por Ventas	
Mínimo de Cupones	200
Periodo de uso de Cupones en semanas	T
Porcentaje mínimo de descuento	B1
Porcentaje máximo de descuento	B2
Día	{1...7}
Comisión	X%

Fuente: Elaboración propia

4.2.1.2. Parámetros ingresados por los Comercios:

Los parámetros ingresados con la información del comercio, se basan en definir mejor las características del local, tales como, el tamaño, consumo promedio o distribución de la demanda.

Tabla 19: Parámetros ingresados por el comercio

Parámetros Ingresados por el comercio	
Valor Ticket Promedio en pesos.	P
N° de mesas para 2 p. en el Restaurant.	K
Matriz de Ocupación	Xij
Comuna	{Las Condes, Providencia,...}
Categoría	{Sushi, Clásico, Pub, Comida Rápida}
Costos	C
Producto	{Menú, Descuento en Carta}
Regalo	{Appetizer, Empanadas}

Fuente: Elaboración Propia

4.2.2. Variables de decisión:

Las variables de decisión para el modelo son las siguientes:

Tabla 20: Variables de decisión

Variables de Decisión	
Porcentaje de Descuento del segmento.	α_i
Cantidad de Cupones por segmento	Q_i
Periodos de Cobro	{Días de Semana, Tarde Noche, Almuerzo, Fin de Semana}

Fuente: Elaboración Propia

4.1.2. Función Objetivo:

Los dos objetivos que pueden tener los comercios se plantean de la siguiente forma:

Tabla 21: Función Objetivo

Función Objetivo	
(1) Maximización de Ocupación de la capacidad ociosa	$Max \sum_{i=1}^2 Q_c$
(2) Aumento de Márgenes	$Max \sum_{i=1}^2 (P(1 - \alpha_i) - CV)Q_c$

Fuente: Elaboración Propia

4.2.3. Restricciones

Tabla 22: Restricciones

Restricciones asociadas a cada función objetivo	
(1) El margen debe ser positivo	$\sum_{i=1}^2 (P(1 - \alpha_i) - CV)Q_i > 0$
(2) Cantidad de Cupones ofrecidos debe ser menor la Capacidad disponible del Local	$\sum_{c=1}^2 Q_c \leq T \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^2 X_{ij}$
(3) Descuento 1 mayor al 2	$\alpha_2 \leq \alpha_1$

Fuente: Elaboración Propia

4.1.3. Resolución

A continuación se presenta un esquema del algoritmo que sigue el modelo para encontrar la combinación de descuentos que maximice la función objetivo de cada cliente.

4.2.3.1. Primer Paso: Capacidad

Lo primero que resuelve el algoritmo al momento de ingresar los datos es buscar el segmento de la semana que se encuentre con mayor capacidad ociosa o el que se quiera potenciar, de esta forma se obtiene también el máximo de cupones que se pueden vender. Se debe dejar claro que se tomó como supuesto que solo se puede cobrar un cupón por mesa para dos personas, por lo tanto el número de cupones está asociado directamente con la capacidad del local. El proceso se puede representar claramente en la siguiente tabla:

Jornada	Suma
Almuerzo Semana	$\sum_{j=1}^5 X_{1j}$
Almuerzo FDS	$\sum_{j=1}^7 X_{1j}$
Tarde Noche Semana	$\sum_{j=1}^5 X_{2j}$
Tarde Noche FDS	$\sum_{j=1}^7 X_{2j}$
Fin de Semana	$\sum_{j=6}^7 \sum_{i=1}^2 X_{ij}$
H Días más disponibles	$\max(H) \left(\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^2 X_{ij} \right)$
H Días más disponibles con FDS	$\max(H) \left(\sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^2 X_{ij} \right)$

$$X_{ij} = n^{\circ} \text{ de mesas disponible en bloque}$$

$$i \begin{cases} 1 \text{ jornada almuerzo} \\ 2 \text{ jornada tarde} \end{cases}$$

$$j \begin{cases} 1 \text{ Lunes} \\ \vdots \\ 7 \text{ Domingo} \end{cases}$$

Fuente: Elaboración Propia

Luego de calcular la cantidad de mesas disponibles de cada segmento, se genera un factor que indica el número de mesas por bloque de horario, tomando el caso de que un fin de semana tiene 4 bloques y un día tiene 2, con este dato se selecciona el periodo, ya sea jornada, días, fin de semana con mayor capacidad disponible. Después de esto se genera la capacidad para el subconjunto del segmento que corresponde a los cupos para el cupón con menores beneficios. Entre las restricciones del subconjunto están:

- El subconjunto que se selecciona es el que posee mayor capacidad ociosa dentro de todos los subconjunto posibles.
- Los días de cobro deben ser seguidos.
- En el caso del fin de semana el subconjunto es solo un día o una jornada.

En el caso de que solo se genere un cupón por descuento, no habrá subconjunto. Luego, se multiplica la capacidad del periodo por el número de semanas que estará disponible el cupón para obtener la cota superior de cupones a vender.

Otro punto que se debe discutir, es que para seleccionar el bloque de horario se tomo como supuesto que la demanda es homogénea temporalmente, es decir, no hay bloques que en cierto periodo colapsen mas.

4.2.3.2. Segundo Paso: Generación de matrices de puntos.

En este paso se genera una matriz que almacena la cantidad de cupones para cada segmento cuando se aplican diferentes combinaciones de descuentos y luego otra matriz que suma la cantidad demandada total de cupones para los porcentajes de descuento dados-

4.2.3.3. Tercer Paso: Filtro de matrices.

Las Matrices se someten a los siguientes filtros para obtener solo puntos factibles:

- Los descuentos solo se pueden mover entre 50% y 90%.
- Los valores que toma la matriz del cupón 2 no pueden ser mayores al valor obtenido en el subconjunto disponible del primer paso.
- Los valores de la matriz suma no pueden ser mayor al valor obtenido en el segmento más ocioso del paso uno.
- El descuento del cupón 1 siempre debe ser mayor al descuento del cupón 2.
- En el caso de que se desee generar solo un cupón en el descuento, los puntos factibles serán los valores pertenecientes a diagonal de la matriz suma, es decir, aquellos puntos en que los descuentos del cupón 1 y 2 sean iguales.

4.2.3.4. Cuarto Paso: Restricción de utilidad

El proceso que sigue la distribución de ingresos en Cuponatic se muestra a continuación:

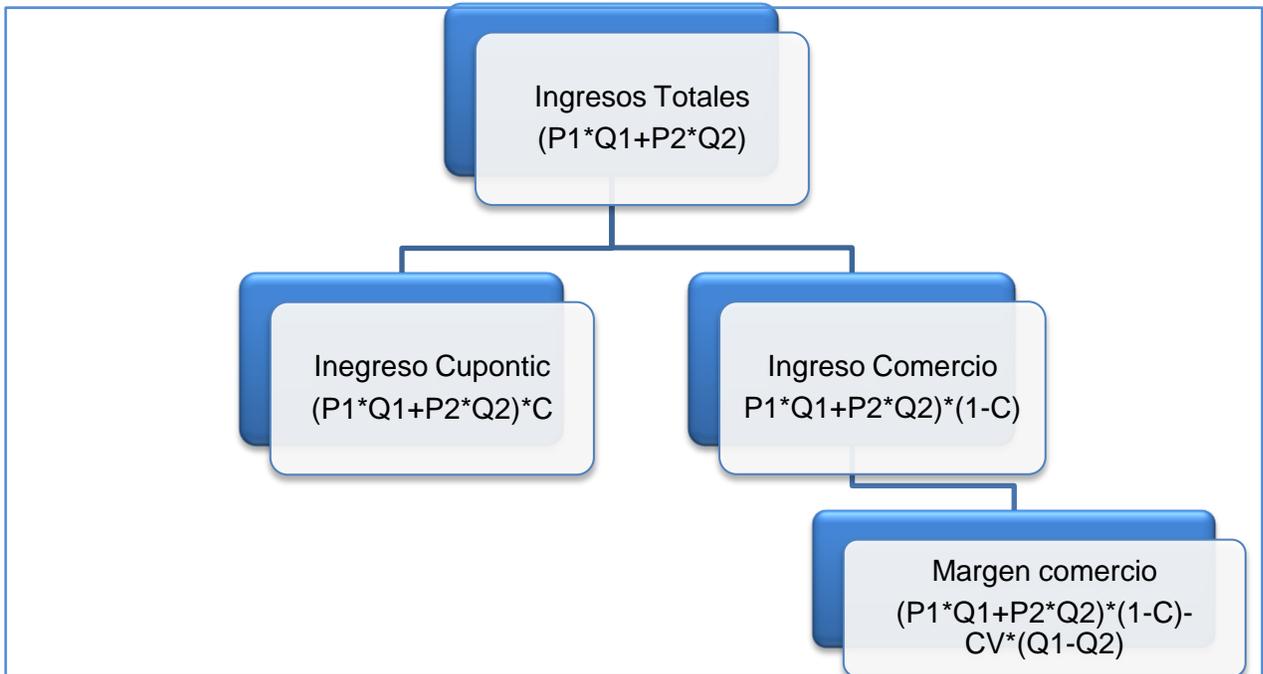


Figura 3: Filtro de Ingreso y Restricción de Utilidad
Fuente: Elaboración Propia

En el cuadro anterior se muestra como se dividen los ingresos que se reciben de un descuento publicado, desde los ingresos totales hasta el margen que le queda al comercio después de aplicada la comisión. En este paso lo que se hace es generar la matriz de margen del comercio filtrando aquellas combinaciones de descuento que generen un margen negativo. No se impone simplemente que el precio sea mayor en al costos debido a que hay que considerar la variable de la comisión.

4.2.3.5. Quinto Paso: Selección de combinaciones que maximicen la función objetivo.

- Maximización de Ocupación de la capacidad ociosa: Luego de filtrado los puntos anteriores, se busca en la matriz Suma, aquella combinación que tenga mayor número de cupones.

- Aumento de Márgenes: De la Matriz generada en el paso cuatro, se selecciona aquella combinación que genere mayor margen.

4.2.3.6. Sexto Paso: Publicación de resultado

Luego de calculada la combinación óptima de descuento se proceden a mostrar los resultados obtenidos como porcentajes, numero de cupones y utilidades.

4.2.4. Evaluación de Resultados y selección del modelo Final

Como se vio en la sección de modelo de respuestas se llegó finalmente a 4 modelos, los 2 considerados como ejemplo y 2 extraídos de las 1000 iteraciones los cuales se introducirán al modelo que busca resultados óptimos y se escogerá el que entregue los resultaos mas esperado.

Para obtener resultados comparables, se probará en el modelo de optimización las 10 promociones que se realizaron en los meses de Abril y Mayo

Tabla 23: Datos para probar modelo de Optimización

	Fecha	Nombre Local	Cupones Vendidos	Precio Cupón	Categoría	Tipo de producto	P. Lista	Comisión
1	02-jun	Pita-Co	1000	1790	Clásico	Menú	\$4.480	0,20
2	26-may	Mio-Sushi	968	5390	Sushi	Menú	21600	0,20
3	24-may	C. Lounge	120	2990	Pub	Menú	8500	0,25
4	24-may	C. Lounge	140	3090	Pub	Menú	8000	0,25
5	18-may	Subway	4260	1490	C. Rápida	P. Consume	3590	0,25
6	13-may	Fuente Suiza	2591	3500	C. Rápida	P. Consume	7000	0,30
7	11-may	Aioli	238	3290	Clásico	Menú	8050	0,25
8	04-may	Pita House	235	5990	Clásico	Menú	12500	0,30
9	12-abr	T. y Copas	231	7900	Clásico	Menú	19700	0,20
10	07-abr	Mio-Sushi	2600	3990	Sushi	Menú	8990	0,20

Fuente: Elaboración Propia

Para probar el modelo de optimización se ingresó cada uno de los 10 descuentos al sistema con los respectivos valores, con el objetivo de simular la realidad, pero ahora con la capacidad de variar los precios que influyen en la respuesta de la gente.

Como se dijo anteriormente de los cuatro modelos estudiados se decidió escoger finalmente el “Modelo no lineal” obtenido a través del ejemplo debido a su mejor nivel de predicción. Por otra parte, este modelo simula de mejor manera el comportamiento de la gente frente a las distintas variables, da resultados adecuados y en aquellos descuentos donde se fija un precio igual o muy cercano al ocupado en la realidad presenta un menor porcentaje de error.

En la tabla que se presenta a continuación se muestran resultados obtenidos utilizando el modelo escogido. La primera parte se enfoca los resultados para la función objetivo de maximización de ingreso y la segunda muestra los resultados para la maximización de venta de cupones. Cada sección contiene el descuento fijado por el modelo y el respectivo precio final, así como la cantidad de cupones que se deberían vender a ese valor según el modelo de respuesta. También se presenta el ingreso final a nivel de descuento y total. Finalmente están el porcentaje de error entre los datos entregados por el modelo y los obtenidos en la realidad.

Modelo Ejemplo No-Lineal:

Tabla 24: Maximización de Ingresos

Maximización De Ingresos											
	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	Total
\$ Cupón	\$ 2.240	\$ 10.800	\$ 4.250	\$ 4.000	\$ 1.795	\$ 3.500	\$ 4.025	\$ 6.250	\$ 9.850	\$ 4.495	
N° Cupones	537	622	112	118	2594	831	128	151	97	2683	7873
% Des.	50%	50%	50%	50%	50%	50%	50%	50%	50%	50%	
Ingreso T.	\$ 1.203.834	\$ 6.715.767	\$ 474.681	\$ 473.463	\$ 4.657.030	\$ 2.908.951	\$ 514.830	\$ 943.021	\$ 954.868	\$ 12.058.913	\$ 30.905.358
ΔCupones	-46%	-36%	-7%	-15%	-39%	-68%	-46%	-36%	-58%	3%	-36%
ΔIngresos	-33%	29%	32%	9%	-27%	-68%	-34%	-33%	-48%	16%	-18%

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 25: Maximización de Cupones

Maximización De Cupones											
	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	Total
\$ Cupón	\$ 1.702	\$ 6.912	\$ 3.400	\$ 3.200	\$ 1.687	\$ 3.500	\$ 3.220	\$ 5.375	\$ 8.668	\$ 4.315	
N° Cupones	810	1256	139	148	2911	831	161	177	109	2895	9439
% Des.	62%	68%	60%	60%	53%	50%	60%	57%	56%	52%	
Ingreso T.	\$ 1.379.564	\$ 8.681.042	\$ 473.026	\$ 473.940	\$ 4.912.367	\$ 2.908.951	\$ 518.430	\$ 953.692	\$ 945.091	\$ 12.492.805	\$ 33.738.909
ΔCupones	-19%	30%	16%	6%	-32%	-68%	-32%	-24%	-53%	11%	-24%
ΔIngresos	-23%	66%	32%	10%	-23%	-68%	-34%	-32%	-48%	20%	-10%

Fuente: Elaboración Propia

Si se observa en detalle los resultados para ambos modelos de optimización, lo primero que se puede apreciar es que para el modelo de maximización de ingresos fija todos los descuentos en el 50%, lo que es claramente intuitivo por el objetivo del modelo. También se puede apreciar el gran porcentaje de error que tiene el modelo para el D6 que corresponde para la categoría de Comida rápida, ya que predice una demanda muy baja para lo que estas comidas suelen vender.

En los resultados del modelo de maximización de ventas de cupones se puede observar que hay más varianza al momento de fijar los descuentos, estos son muchos mayores y claramente prioriza la maximización de la venta frente a un mayor ingreso.

En la siguiente tabla se puede ver un resumen de los resultados obtenidos al aplicar ambos modelos,:

Tabla 26: Porcentaje de Error

	Max Q	Max I
Cupones	-24%	-43%
Ingresos	-10%	-18%

Fuente: Elaboración Propia

Como se puede observar ambos modelos predicen menores ingresos y menor cantidad de cupones de lo que se puede concluir que se tiene subvalorada la reacción de los clientes al precio y hay un atractivo de los restaurantes que no esta siendo captada por el modelo. Por otra parte también se puede observar que en ambos modelos se predice mayor ingreso independiente de lo que se maximice lo que significa que no conviene tener modelos por separado que el modelo que maximiza cupones también maximiza ingresos.

Los siguientes gráficos muestran la relación entre los datos obtenidos por el modelo y en la realidad.

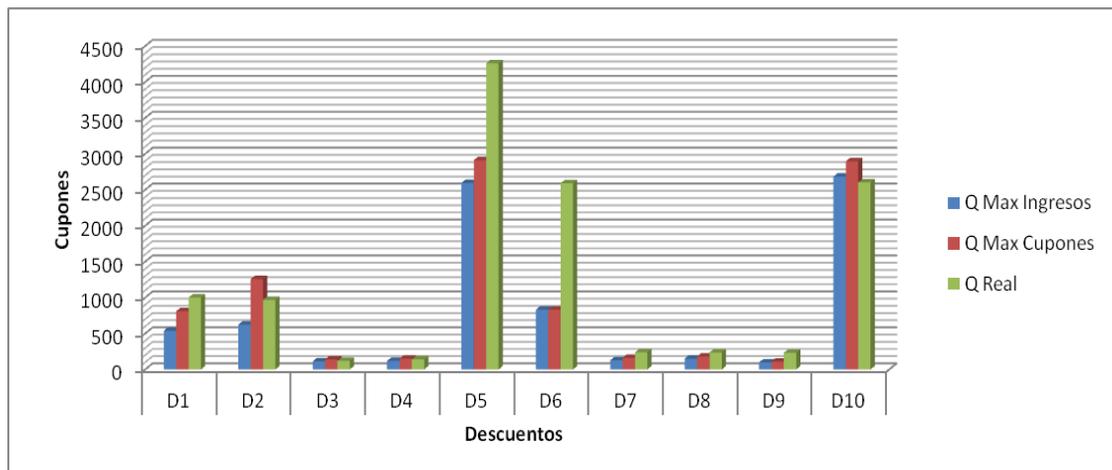


Gráfico 9: Cupones v/s Descuentos

Fuente: Elaboración Propia

El gráfico anterior deja claro como el modelo subestima la venta de cupones de comida rápida, el resto de las categorías se comporta de manera similar.

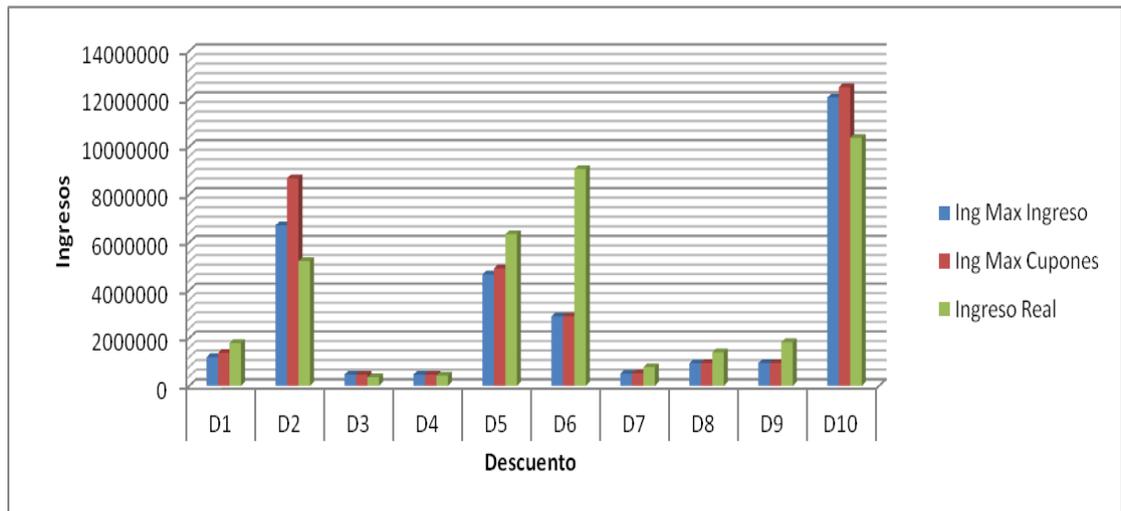


Gráfico 10: Cupones v/s Ingresos
Fuente: Elaboración Propia

El gráfico de ingresos muestra una relación mucho mas similar entre datos obtenidos y observado, pero nuevamente se ve un ingreso menor en muchas promociones en comparación a la realidad sobre todo en la comida rápida.

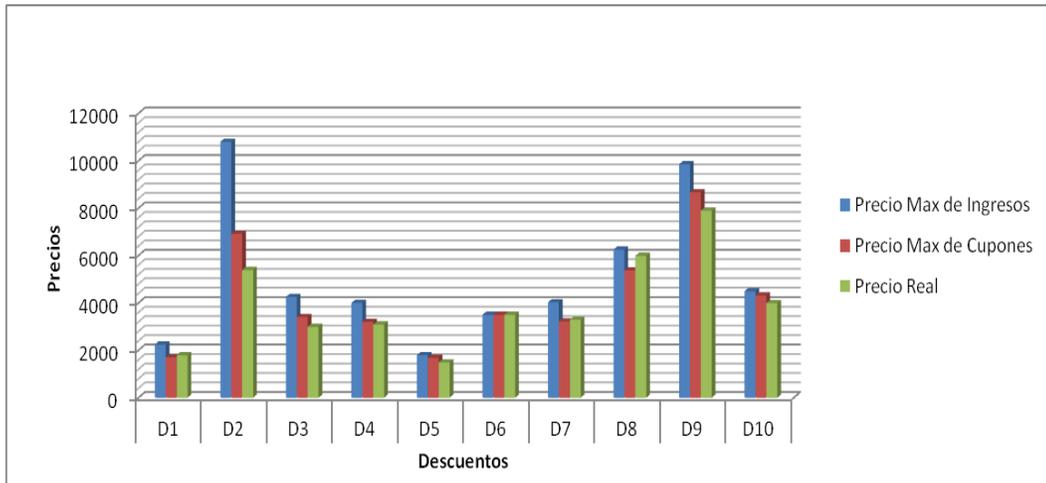


Gráfico 11: Cupones v/s Precios
 Fuente: Elaboración Propia

A nivel de precios, es evidente notar lo parecido que son los precios observados y estimados, por lo tanto se puede concluir que los errores que existen a nivel de venta de cupones y a nivel de ingreso se pueden atribuir al alto error de estimación que posee la curva de demanda.

4.2.5. Análisis de Sensibilidad

Cuando se resuelve el problema de optimización buscando una mejor utilidad a través de una nueva estrategia de precios, se realiza con las condiciones reales de cada descuento. A continuación se propone un estudio de sensibilidad para ver cómo afectan las comisiones que cobra capónate a los ingresos, margen y venta de cupones.

Tabla 27: Análisis de Sensibilidad

Comisión	Ingreso	Comercio	Cupones
5%	37084239	8280293	12435
10%	36748231	7013792	12172
15%	36226375	5988452	11856
20%	35451523	5153381	11188
25%	33439487	4145031	10313
30%	33367684	3160851	10179
35%	32712639	2324528	9687
40%	28483569	1402338	8183
45%	27917636	532091	7867

Fuente: Elaboración Propia

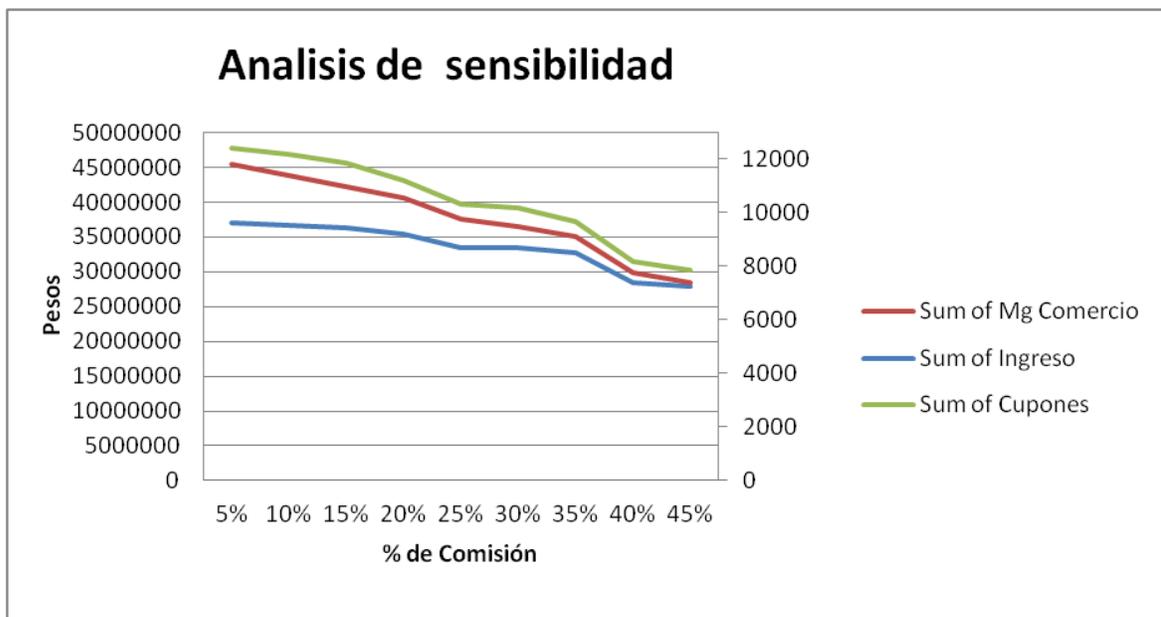


Gráfico 12: Análisis de sensibilidad

Fuente: Elaboración Propia

Como se puede ver en la tabla y gráfico anterior, los ingresos, margen y comisiones dependen inversamente de la comisión como era de esperar. Las caídas más bruscas que se observan se deben a que en aquellos porcentajes de descuento son tan altos que es mejor no realizar la promoción.

5. Conclusiones

Se presenta a continuación las conclusiones obtenidas luego del trabajo realizado y las oportunidades de mejora con el fin de orientar nuevos trabajos:

- a) Se logró conocer un nuevo sistema de ventas conocido como “ofertas diarias” que genera grandes ganancias a sus tres participantes y se ha instaurado en Chile fuertemente estos últimos 2 años.
- b) Se estudiaron distintos tipos de cupones ofrecidos y se lograron clasificar cuatro categorías que poseen un comportamiento muy distinto entre sí. Estas son, productos, salud y belleza, entretención y restaurantes.
- c) Por monto transado, cantidad de descuentos ofrecidos y cantidad de cupones emitidos se decidió trabajar con la categoría de restaurantes.
- d) La categoría de restaurantes se puede dividir en 4 sub-categorías que son Restaurant Clásico, Comida Rápida, Sushi y Pub.
- e) Para poder estimar la demanda se utilizaron 3 tipos de estimación. El primero fue utilizar el juicio de experto o dueño del local, el cual es acertado solo cuando publica por segunda vez un descuento y se tiende a concluir que en un estado estacionario sería bastante útil utilizarla, pero en una primera instancia donde recién comienza a utilizar el servicio este juicio es muy poco lo que puede aportar.
- f) Para desarrollar el segundo y tercer modelo de estimación se estudio la demanda histórica y se definieron variables relacionadas al precio categoría del restauran, características de la publicación y ubicación para modelar la demanda para clasificar los descuentos y poder definirlos en base a parámetros.
- g) Dentro los dos modelos de estimación, lineal y no lineal, se dividieron en 2 subconjuntos mas de estudio uno de ejemplo que ocupaba los primeros meses de estudio como calibración y los últimos como validación y el otro se basaba en la toma de una muestra aleatoria del 80% de los datos para calibrar y el otro 20% restante para validar.
Para realizar las estimación se procedió a aplicar métodos de regresión lineal y no lineal y los resultados de los MAPE de validación fueron los siguientes:

	Lineal	No- Lineal
Ejemplo	59%	19%
Muestras	58%	80%

Finalmente se decidió ocupar el modelo de ejemplo no lineal, debido a que posee notablemente un mejor nivel de predicción.

- h) En modelo seleccionado los parámetros están ponderados por un factor -1, por lo tanto, la explicación de las elasticidades es al revés de lo que se esperaría de un modelo lineal y lo principal que se pudo extraer de él fue:

- La elasticidad del precio es positiva. Es decir, mientras menor sea el precio del cupón mas de estos se venderán.
 - El precio del cupón para el segundo segmento presenta elasticidad negativa, de lo que se puede deducir que ambos productos son sustitutos, es decir, mientras más se demande de uno menos se hará del otro.
 - Las cuatro categorías de restaurant resultaron significativas.
 - Dentro de las cuatro categorías la que menos vende es la de Pub debido al alto precio que tienen estos platos en los mismos locales y que aún con el descuento incluido la gente no está dispuesta a pagar por ellos.
 - En el caso de la comida rápida es la que más vende lo que coincide con la intuición y la practica debido al bajo valor de la comida de esta categoría.
 - La elasticidad de la variable “Paga Consume” que le da más libertad al consumidor para adquirir productos en el local, es negativa ya que incentiva la compra.
 - La elasticidad de la variable “Semana” dio negativa y se debe a la baja demanda que hay por cupones los fines de semana ya que la gente no está tanto tiempo en el computador y revisando las ofertas.
 - La variable 24 horas es negativa debido a que la no ocurrencia de este evento implica una promoción de 48 horas que claramente va a vender más.
 - En cuanto a las comunas donde se ubican los comercios no se puede ver una tendencia clara debido a las personas valoran más el acceso al lugar en vez de la comuna donde se ubica. Por otra parte, la relación entre venta y comuna va a estar dada por la popularidad de la comuna en el caso de la comida rápida.
 - Finalmente al observar que en el modelo no resultaron significativas las variables “monto de ahorro” y “porcentaje de descuento” se pudo concluir que al consumidor no le importa que tan atractiva sea la rebaja del cupón sino el monto final que tendrá que pagar para adquirirlo.
- i) Se desarrolló un modelo de optimización que permite maximizar la función objetivo del cliente devolviendo un vector de precio, la cantidad esperada de cada cupón y la cantidad total de ingresos y margen.
- j) Para obtener los precios óptimos en la función que maximiza ingresos se enumeran las utilidades de todas las combinaciones de descuento y se rescata la mayor. En el caso de los precios que maximizan la cantidad de cupones vendidos se enumeran de mayor a menor el numero cupones obtenidos para cada combinación de descuentos y se extrae el mayor.
- k) Se sometieron las promociones de los últimos meses dentro de los modelos de optimización y al momento de comparar los resultados obtenidos con los reales se obtuvieron las siguientes diferencias:

	Max Q	Max I
Cupones	-29%	-36%
Ingresos	-10%	-18%

De los resultados se puede ver que el modelo para ambas funciones objetivo predice muy por debajo de lo esperado, en general estas diferencias se debieron al bajo valor predicho en las promociones de comida rápida que son las que más cupones venden y más ingresos generan. Por otra parte, al momento de utilizar el modelo se activan las restricciones de capacidad para evitar la sobreventa lo que hace que se reduzca el número de cupones.

- l) De los resultado se puede observar que en ambas funciones objetivo, el modelo que busca maximizar cupones también maximiza los ingresos por lo que no se justificaría tener 2 modelos.
- m) Un posible factor que pudo haber causado la diferencia entre los datos reales y los obtenidos es la reducida cantidad de datos que había para calibrar el modelo ya que este es un sistema nuevo y la información histórica solo se reduce a unos cuantos meses. También se debe explicar el hecho de que cada restaurant es distinto de otro y tiene un valor que es muy difícil capturar por los modelos, por ejemplo, el barrio en que se ubica, si es conocido o no, o tiene alguna característica que lo haga diferente al resto y que haya hecho que su producto se vendiera mas, por lo tanto, la variable dependiente es mucho más difícil de comparar. Finalmente se no puede decir a ciencia cierta si es que hay una relación funcional entre la cantidad de cupones vendidos y las características del producto.

6. Trabajos Futuros

- a) La realización de este trabajo fue hecha en base a los segmentos de cada cupón, por lo tanto, se hace necesario probar el estudio de manera agregada, es decir,

primero ver como es la demanda de un descuento y luego ver como se distribuye esta dentro de cada segmento.

- b) Cuando se realizó la estimación de la demanda la variable dependiente era simplemente la cantidad de cupones vendidos y solo se consideró si estos se agotaron a través de una variable dummy, es por esto que se hace necesario incluir en un próximo estudio una solución más detallada mediante un modelo Tobit para poder captar los efectos de cuando se vendió el 100% del producto.
- c) Como trabajo futuro se espera introducir en la estimación de la demanda el comportamiento de la competencia ya que se cree que esta influye al momento de comprar cuando hay promociones parecidas en la web. Una forma de hacerlo sería introducir una variable dummy que explique si hay un producto con iguales características en otra página de ofertas diarias.
- d) El panel para ingresar variables y ver resultados se encuentra desarrollado en Excel, por lo tanto, al crear una aplicación web se podrían ver los datos con una mejor interfaz y ver los resultados en gráficos.
- e) En cuanto a la búsqueda de modelos, se hace necesario realizar una prueba más detallada para encontrar el modelo no lineal adecuado, es decir probar dentro de todas las regresiones de la muestra la variación de los límites donde se puede mover la curva para encontrar un mejor resultado.

7. Recomendaciones

- a) La primera recomendación es mejorar la base de datos para clasificar la información de las promociones luego de realizadas estas. Por ejemplo, es necesario que el esquema contenga una tabla con la cantidad de cupones vendidos por segmento, y estos cupones divididos en los que fueron comprados, devueltos, reservado y la cantidad de visitas que tuvo la pagina después de que el cupón fue agotado. También es necesario crear variables que almacenen la información de las promociones creadas por la competencia.
- b) Se recomienda focalizar las promociones en aquellas a las que se pueda llegar a un precio más bajo cuando se quiera aumentar la cantidad de cupones vendidos, es decir buscar negocios en que sus costos representen un porcentaje pequeño del precio lista.
- c) Se recomienda a la empresa tener un sistema que almacene la información de los clientes que son fidelizados por los comercios, es decir, llevar la cuenta o el porcentaje de los clientes que cuando compran el cupón vuelven a la empresa pagando el precio lista, ya que esto le daría mayor valor a la hora de negociar pues tienen conocimiento del real impacto que tiene el servicio que ofrecen.

8. Bibliografía

- [1] VILLAMAN F. 2010. Modelo para Fijación de Precios Base de una Categoría de Productos en un Supermercado. Memoria Para Optar al Título de Ingeniero Civil Industrial.
- [2] VASQUEZ M. 2007. Desarrollo de un Framework para el Problema de Ruteo de Vehículos. Tesis Para Optar al Grado de Magister en Gestión de Operaciones.
- [3] Gary L. Lilien, Arvind Rangaswamy, y Arnaud De Bruyn. 2007. Principles of Marketing Engineering.
- [4] Philip Kotler, Kevin Lane Keller 2006. Dirección de Marketing.
- [5] Artículo sobre ofertas diarias, <http://actualidad.notizalia.com/comprar/cupones-descuento-para-promocionar-las-marcas-y-productos/>
- [6] Historia de Groupon, <http://www.revistapym.com.co/destacados/caso-exito-e-commerce-historia-groupon>
- [7] WOOLDRIDGE J. 2006. Introducción a la econometría.
- [8] CRUZ G. 2009. Determinación de precios óptimos de una categoría para una cadena de supermercado.

9. Anexos

9.1. Anexos A :Pre diseño de plataforma

Cuponatic. restaurant

Agencia de Cuponatic Cuponatic en la arena **GANATE 8 lucas!**

Descuentos en: Chile Santiago

Descuento de hoy Descuentos recientes Cómo funciona Cuponatic? Ingresar a tu cuenta

Ingresar al sistema los datos de tu negocio para que podamos crear la mejor estrategia de cupones

DISEÑA TU CUPON

Cuáles son los datos de tu local?

Ticket Promedio
 Comuna
 Categoría
 Capacidad Total

Qué te gustaría Ofrecer?

Nº De Segmentos
 Tipo de Producto
 Regalo

Qué es lo que buscas?

Aumentar ingresos
 Costos Variables
 Inversión en Marketing
 Inversión

Ingresar el número de mesas vacías que hay en tu local en los horarios

Horario	Lunes	Martes	Miercoles	Jueve	Viernes	Sabado	Domingo
Tarde (almuerzo)	<input type="checkbox"/>						
Noche (hhs, cenas)	<input type="checkbox"/>						

Cuponatic. restaurant

Agencia de Cuponatic Cuponatic en la arena **GANATE 8 lucas!**

Descuentos en: Chile Santiago

Descuento de hoy Descuentos recientes Cómo funciona Cuponatic? Ingresar a tu cuenta

TUS CUPONES SON:

UTILIDAD			
	MINIMA	ESPERADA	MÁXIMA
CUPONATIC	104780	187980	1446000
COMERCIO	403000	723000	1446000

PRECIO		CUPONES				REGALO			
	%DE DESC.	VENTA	COM. CUPONATIC	COMERCIO	MINIMA	ESPERADA	MAXIMA	HRS. DE COBRO	REGALO
Segmento 1	50%	6300	1300	5000	40	75	150	Tarde	***
Segmento 2	58%	7308	1508	5800	35	60	120	Tarde+FDS	Pisco Sour

9.2. Anexo B: Análisis de Variables

9.2.1. Análisis de variables para restaurantes sin outliers

9.2.2. SCatter Plot:

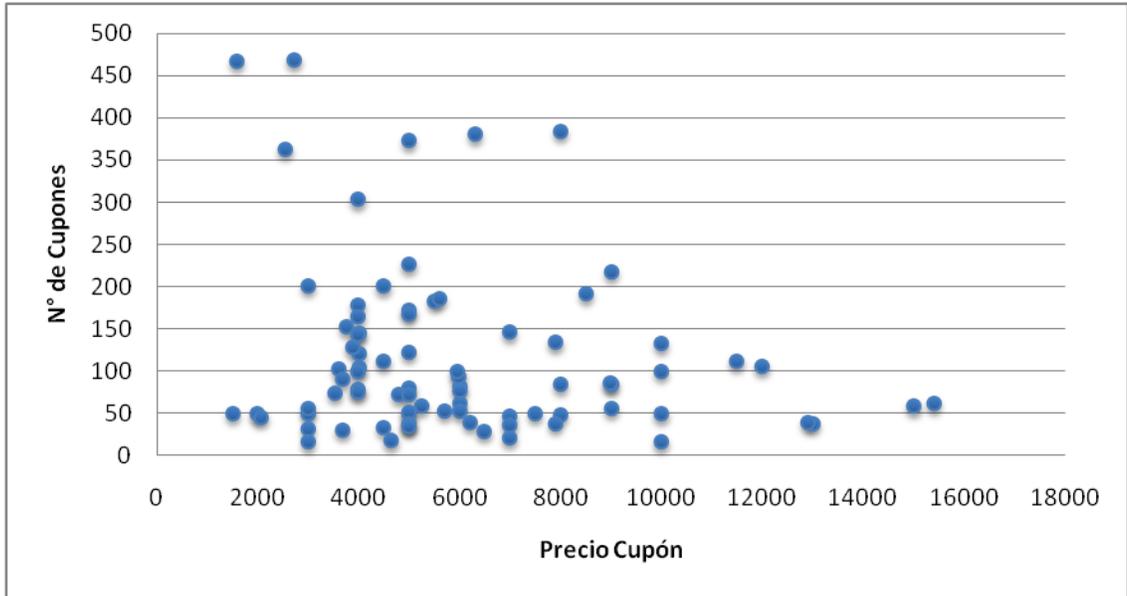


Gráfico 13: Relación entre Cupones vendidos y su respectivo precio.
Fuente: Elaboración Propia

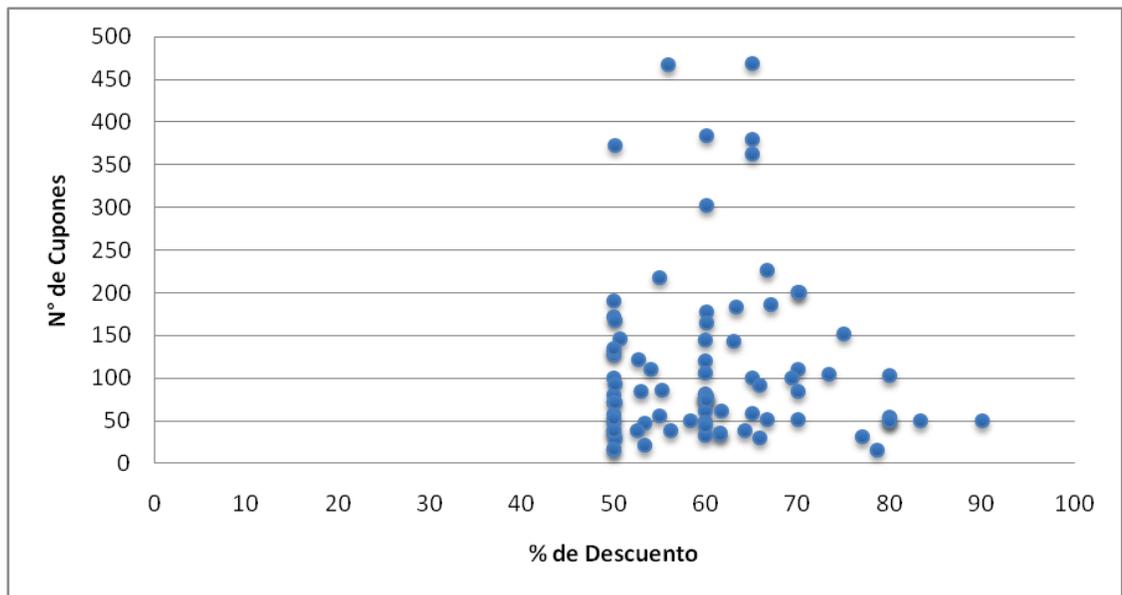


Gráfico 14: Relación entre Cupones vendidos y su respectivo porcentaje de descuento
Fuente: Elaboración Propia

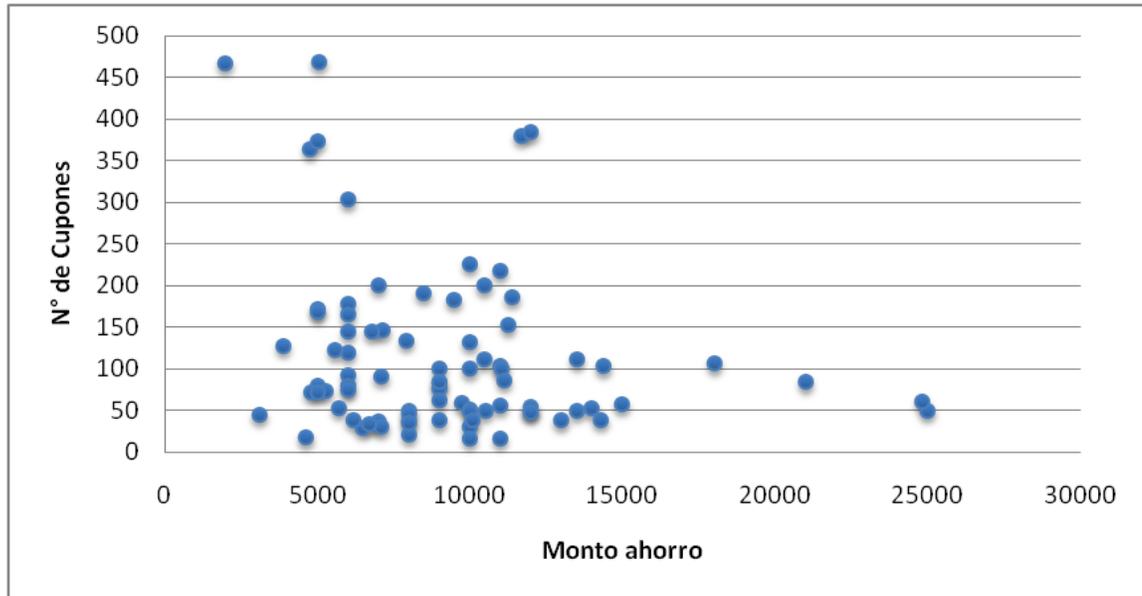


Gráfico 15: Relación entre Cupones vendidos y su respectivo monto ahorrado
 Fuente: Elaboración Propia

9.2.3. Histogramas

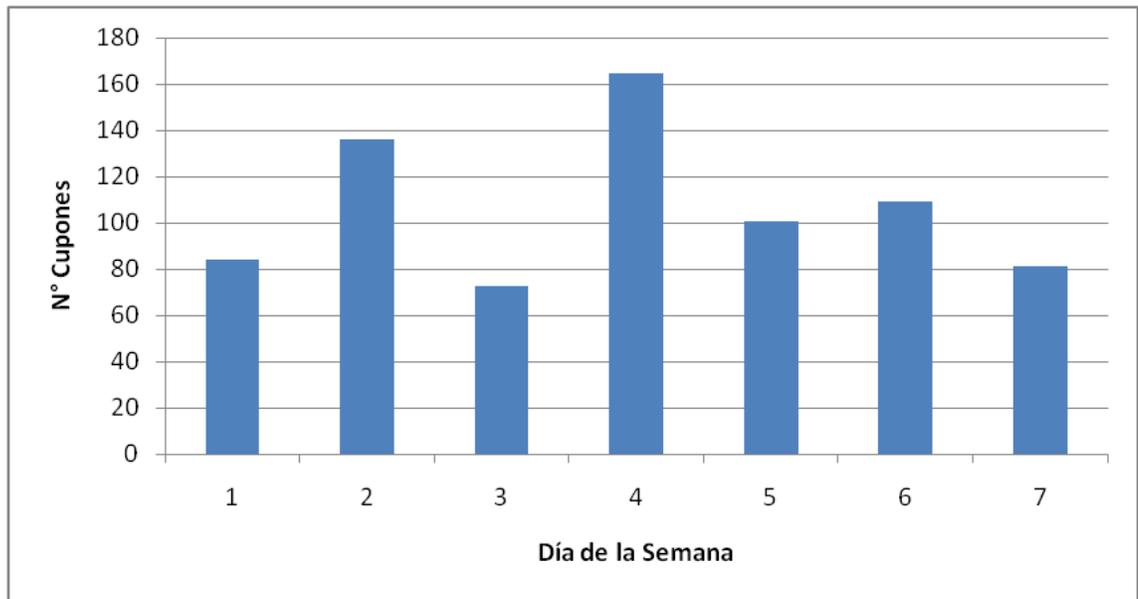


Gráfico 16: Relación entre Cupones vendidos y el Día de la Semana Publicado
 Fuente: Elaboración Propia

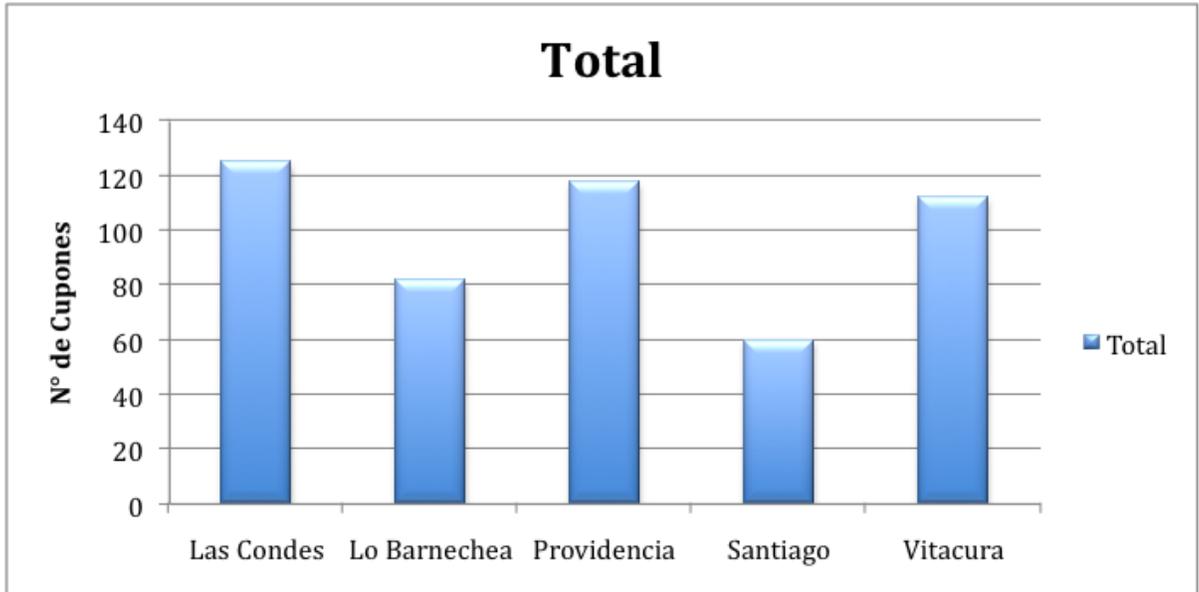


Gráfico 17: Relación entre Cupones promedio vendidos y la Comuna donde se Valida el Descuento
 Fuente: Elaboración Propia

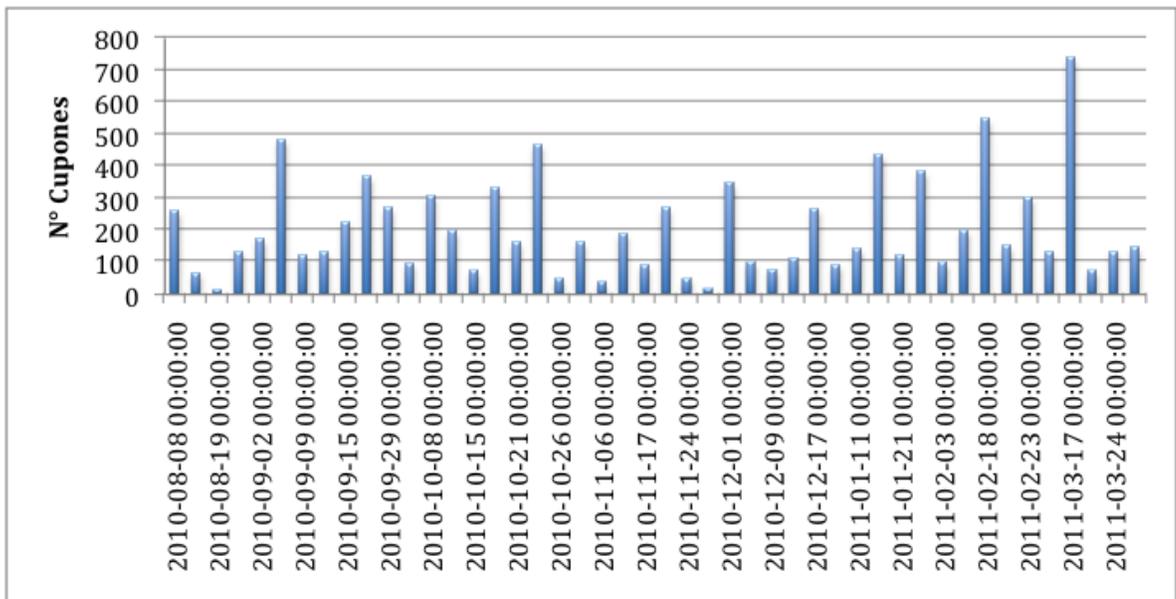


Gráfico 18: Relación entre cupones vendidos y la fecha en que fue lanzado el descuento
 Fuente: Elaboración Propia

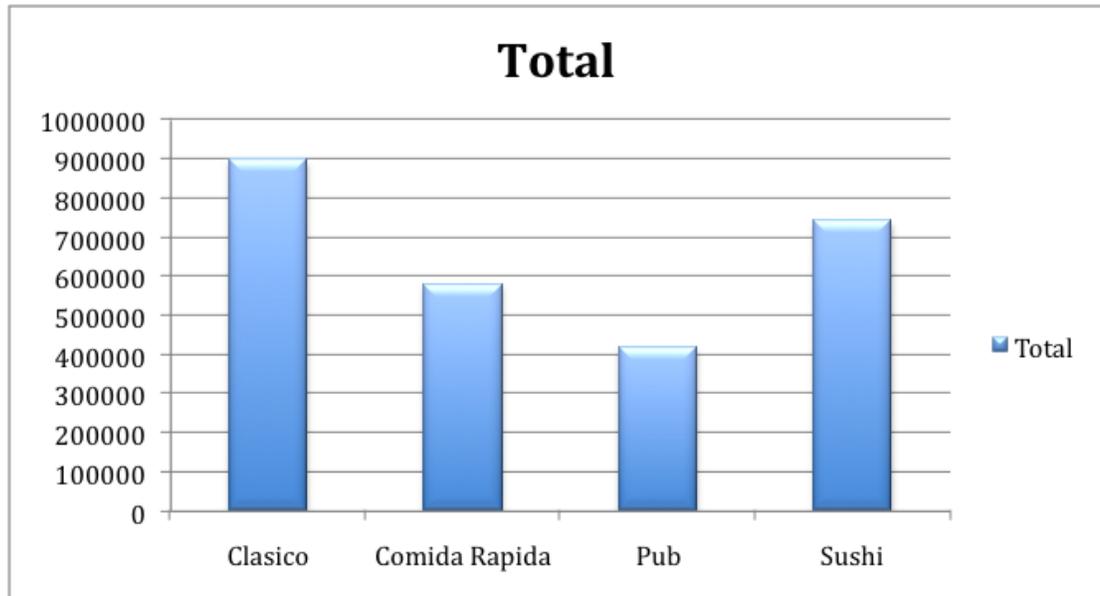


Gráfico 19: Monto Facturado Respecto a la Categoría de Restaurant
Fuente: Elaboración Propia

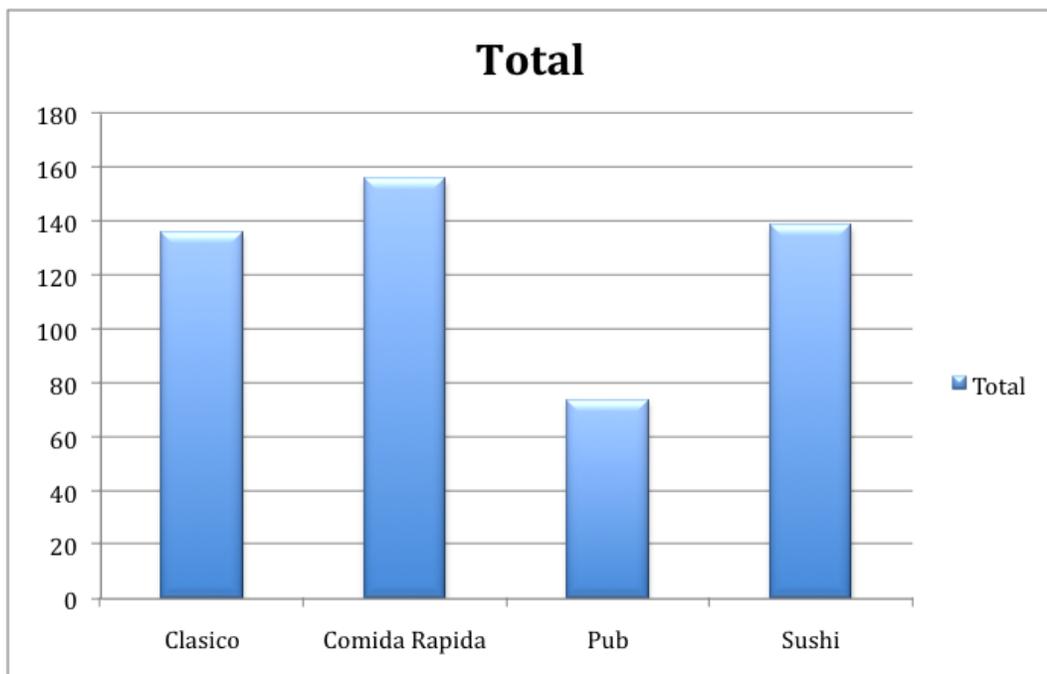


Gráfico 20: Relación entre Cupones promedio Vendidos y la categoría de Restaurant
Fuente: Elaboración Propia

Análisis según tipo de Restaurant:

Clásico

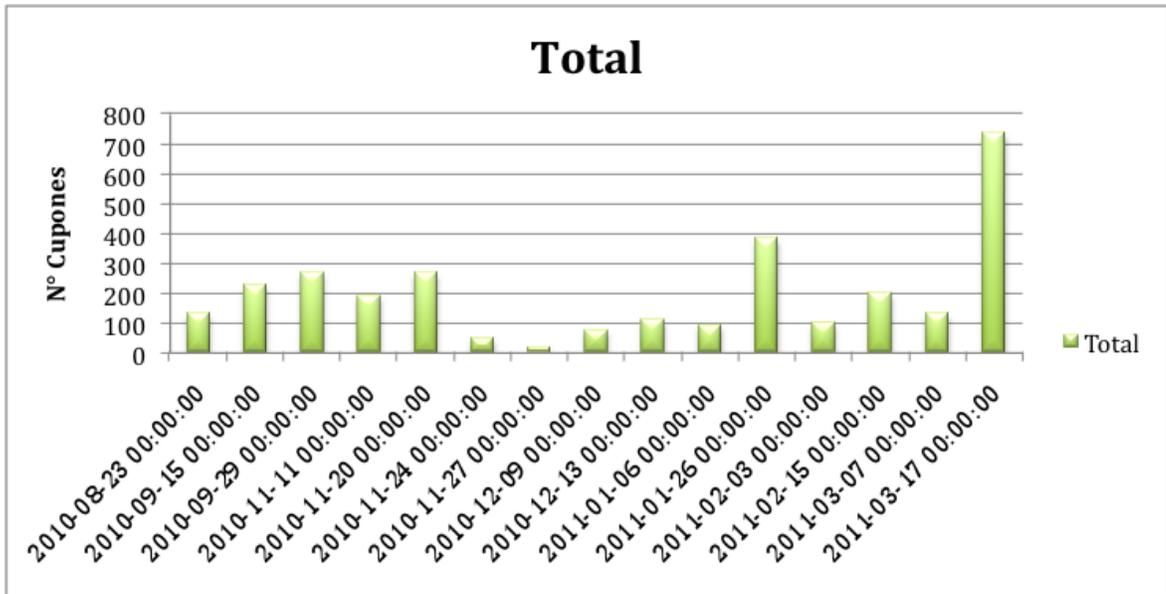


Gráfico 21: Tendencia de Restaurantes Clásicos Agosto 2010-Marzo 2011
Fuente: Elaboración Propia

Comida Rápida

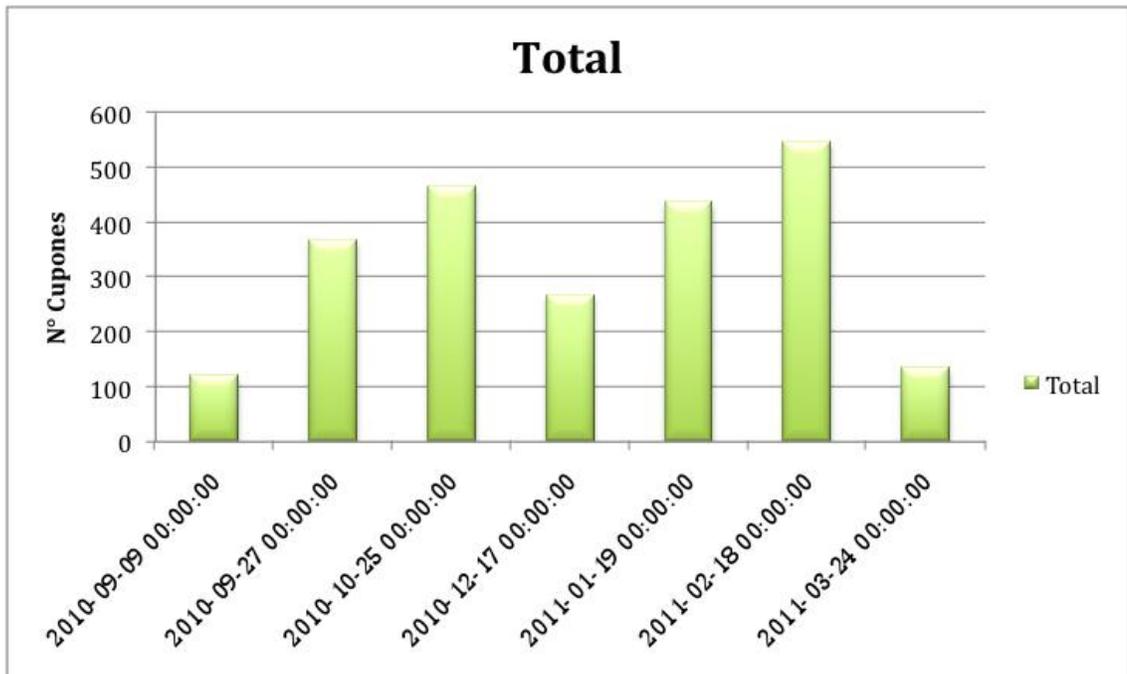


Gráfico 22: Tendencia de Restaurantes de Comida Rápida Agosto 2010-Marzo 2011
Fuente: Elaboración Propia

Pub

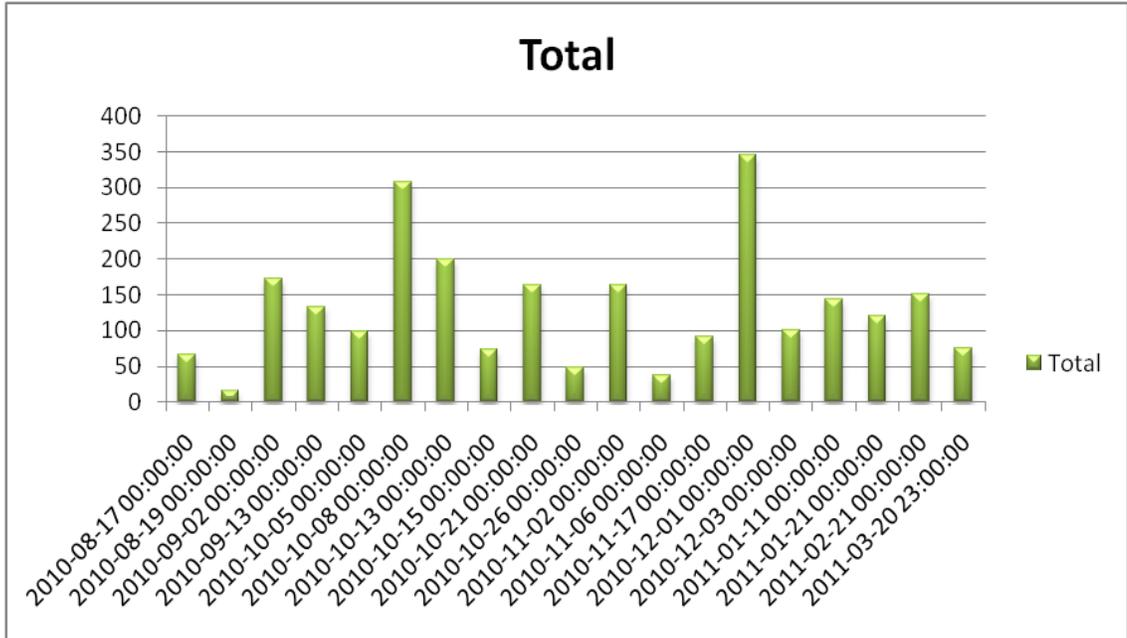


Gráfico 23: Tendencia de Restaurantes tipo Pub Agosto 2010- Marzo 2011
 Fuente: Elaboración Propia

Sushi

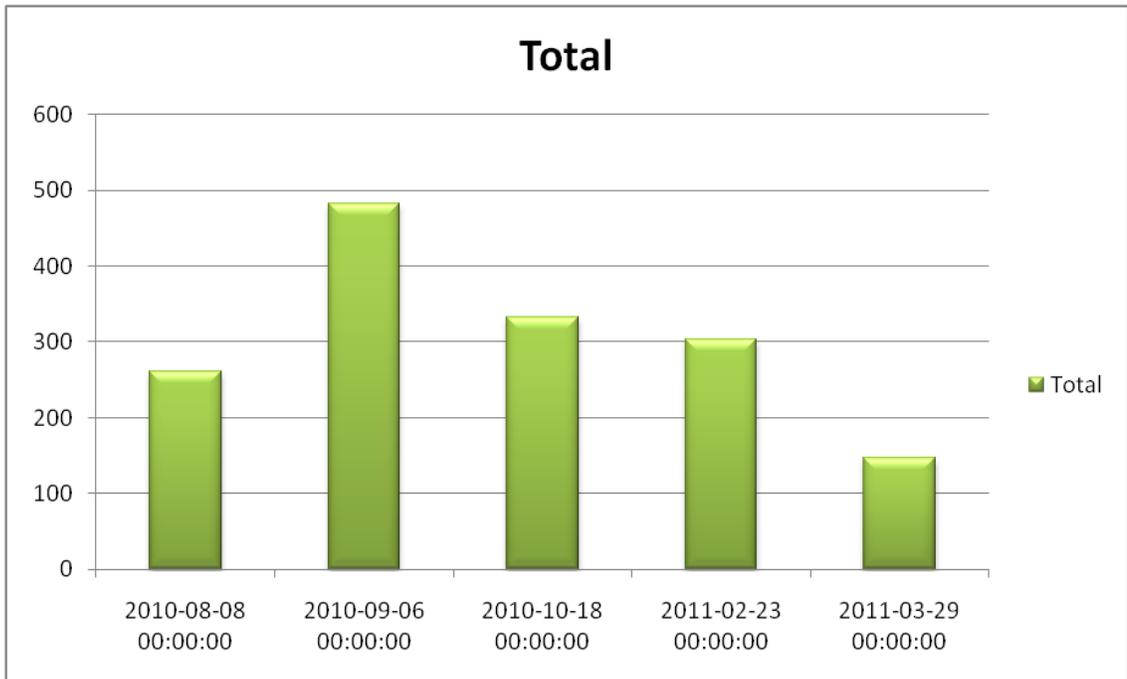


Gráfico 24: Tendencia de Restaurantes Tipo Sushi Agosto 2010- Marzo 2011
 Fuente: Elaboración Propia

9.3. Anexo C: Casos de Uso

9.3.1. Casos de Uso del Modelo

Identificación de Actores

Usuarios

Ventas

Casos de Uso

Ingreso de Datos

Seleccionar Datos

Solución del Problema

Ingreso de Datos

Ingresar Ventas	Se ingresan los requerimientos básicos que propone el equipo ventas para hacer generar una estrategia de cupones.
Ingresar Ventas-Comisión	Se ingresa el cargo que desea Cuponatic aplicar a cada cupón.
Ingresar Ventas- Tiempo de Uso	Se especifica el periodo de tiempo en que debe estar disponible el Cupón.
Ingresar Ventas- Porcentaje mínimo de descuento.	La gente de Ventas puede ingresar el porcentaje mínimo de descuento que debe tener el precio del cupón.
Ingresar Ventas-Número mínimo de cupones	Se ingresa la capacidad mínima de cupones que debe ser capaz de abastecer el comercio en el periodo de tiempo

Ingresar Comercios	Los comercios ingresan los parámetros de sus locales.
Ingresar Comercio-Ticket Promedio	El Comercio debe ingresar el consumo promedio de una persona en el local.

Ingresar Comercio – Capacidad Total	Ingresar la capacidad total del local, en número de mesas para 2 personas.
Ingresar Comercio – Costos Variables	Ingresar los Costos Variables de una persona en el local
Ingresar Comercios- Demanda Actual	Se ingresa en una matriz de datos la cantidad de mesas Ocupadas en el periodo especificado.
Ingresar Comercio - Inversión	Es la cantidad de dinero que está dispuesto a invertir el comercio por publicidad.

Selección de Datos.

Selección Ventas	Ventas debe seleccionar los siguientes campos dentro de los disponibles
Selección Ventas-Fecha	Se deberá ir ingresando la fecha aproximada en que saldrán los descuentos
Selección Ventas- Día de la semana	Seleccionar el día en que se va a publicar el Descuento.

Selección Comercios	Los siguientes campos deben ser seleccionados por los comercios.
Selección Comercio- Categoría	El comercio debe ingresar la categoría en la que puede clasificar su local.
Selección Comercio – Ubicación	Ingresar la ubicación del Local, específicamente Comuna.
Selección Comercios- Interés	Se debe ingresar el objetivo por el que desean ofrecer sus cupones por Cuponatic.

Selección Comercio- Segmentos	El comercio selecciona la cantidad de segmentos en que prefiere ofrecer sus servicios.
Selección Comercio- Regalo	Ingresar el regalo que ofrecerá parte del valor agregado del segmento mas caro.
Selección Comercio - Menú	El comercio selecciona el tipo de producto que desea ofrecer.

Solución del Modelo

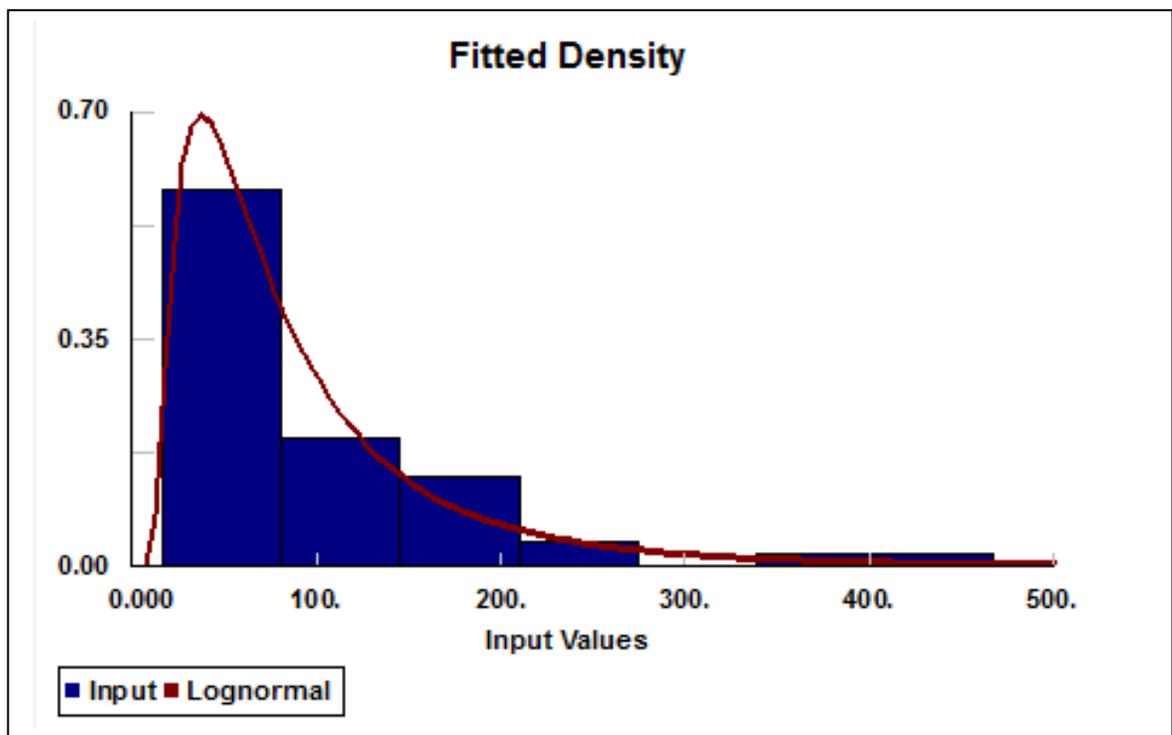
Calcular	Calcular segmentos mas disponibles y cantidad máxima de cupones a ofrecer en el periodo.
Correr Algoritmo	Una vez ingresado todos los datos, se le pide al sistema que resuelva el problema.
Guardar Solución	Es de mucha utilidad almacenar las soluciones para que el usuario pueda compararlas.
Entregar Solución	El output de la resolución es el porcentaje de descuento al ticket promedio, la cantidad de cupones a ofrecer por segmento y el segmento donde se pueden validar los cupones

9.4. Anexo D: Distribución de Datos

9.4.1. Numero de Cupones Vendidos

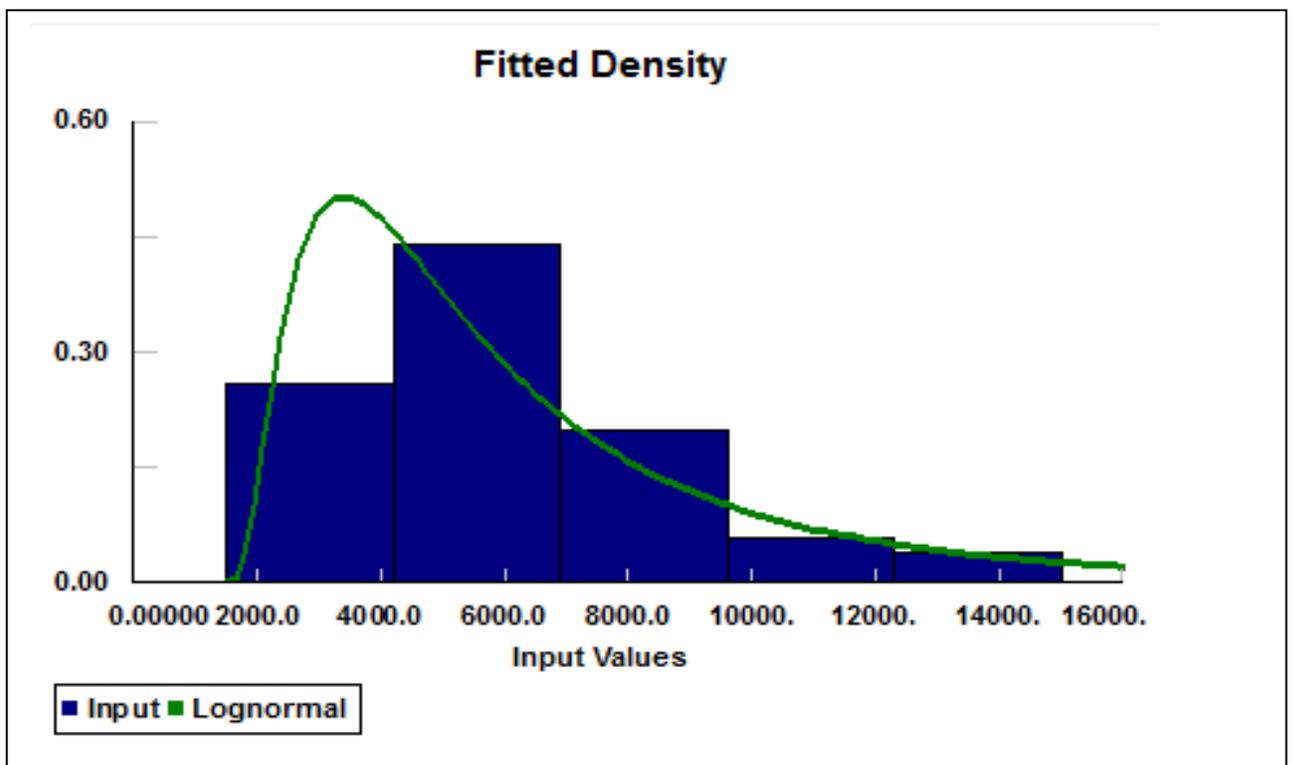
Auto::Fit of Distributions

distribution	rank	acceptance
Lognormal(7.58, 4.13, 0.857)	100	do not reject
Exponential(16., 81.4)	33.3	do not reject
Normal(97.4, 87.)	8.21e-002	reject
Uniform(16., 467)	0.	reject

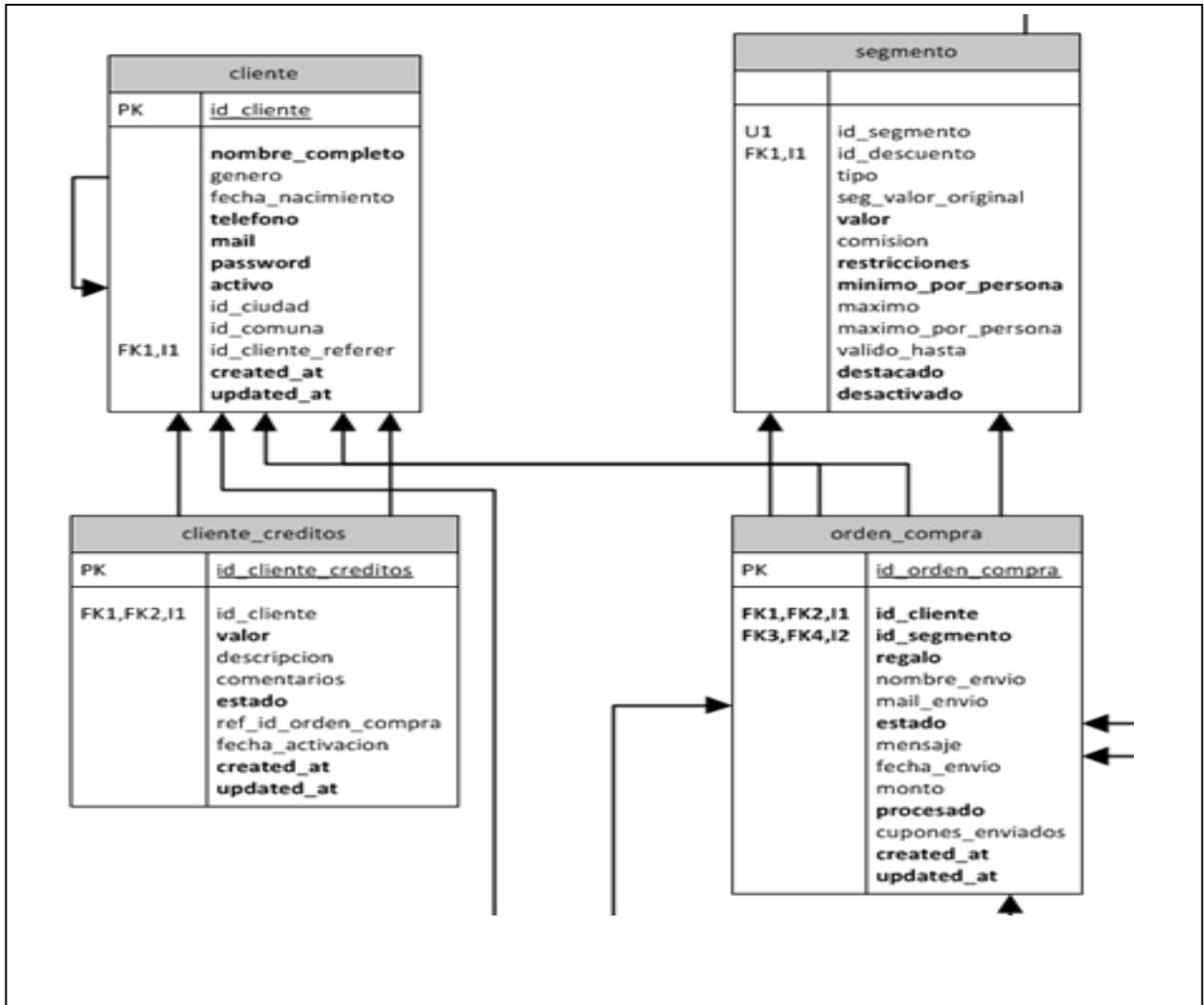


9.4.2. Precio de los Cupones

distribution	rank	acceptance
Lognormal(1.5e+003, 8.21, 0.813)	100	do not reject
Exponential(1.5e+003, 4.49e+003)	0.19	reject
Uniform(1.5e+003, 1.5e+004)	0.	reject



A continuación se muestra un zoom de las tablas más usadas a los largo del análisis:



9.6. Anexo F:

9.6.1. Ejemplo Modelo No Lineal: MAPE mínimo para variación de rangos.

	100 0	200 0	300 0	400 0	500 0	600 0	700 0	800 0	900 0	1000 0	1100 0	1200 0	1300 0	1400 0	1500 0	1600 0	1700 0	1800 0	1900 0	2000 0
50	37 %	35 %	39 %	39 %	40 %	42 %	43 %	45 %	44 %	44%	43%	43%	43%	42%	42%	41%	41%	41%	41%	41%
60	33 %	36 %	35 %	41 %	42 %	41 %	40 %	40 %	40 %	39%	39%	39%	38%	38%	37%	37%	36%	36%	36%	36%
70	32 %	35 %	31 %	37 %	39 %	38 %	38 %	37 %	37 %	37%	37%	37%	35%	33%	32%	31%	32%	32%	32%	32%
80	31 %	32 %	28 %	35 %	38 %	38 %	39 %	39 %	38 %	36%	34%	31%	30%	29%	28%	27%	27%	27%	28%	28%
90	32 %	30 %	27 %	33 %	37 %	39 %	39 %	36 %	33 %	31%	28%	26%	25%	24%	23%	23%	24%	25%	26%	27%
100	34 %	30 %	27 %	34 %	38 %	37 %	34 %	31 %	29 %	26%	24%	22%	22%	21%	21%	22%	23%	24%	25%	27%
110	35 %	30 %	28 %	36 %	37 %	33 %	30 %	28 %	25 %	23%	21%	20%	19%	19%	20%	21%	22%	24%	25%	27%
120	37 %	30 %	28 %	37 %	34 %	31 %	29 %	26 %	24 %	22%	20%	19%	19%	20%	21%	22%	23%	25%	27%	27%
130	37 %	31 %	29 %	36 %	33 %	30 %	28 %	25 %	23 %	21%	19%	19%	19%	20%	21%	23%	25%	27%	28%	27%
140	37 %	31 %	29 %	36 %	33 %	31 %	28 %	26 %	23 %	21%	21%	21%	21%	22%	23%	25%	27%	29%	28%	27%
150	37 %	31 %	31 %	37 %	34 %	31 %	28 %	26 %	23 %	22%	22%	22%	23%	24%	26%	28%	30%	29%	28%	27%
160	37 %	33 %	33 %	38 %	35 %	32 %	29 %	26 %	24 %	24%	24%	24%	24%	26%	28%	30%	30%	29%	28%	28%
170	38 %	34 %	35 %	38 %	35 %	32 %	29 %	27 %	25 %	25%	25%	25%	26%	28%	30%	32%	31%	30%	29%	28%
180	38 %	36 %	38 %	39 %	36 %	33 %	30 %	28 %	26 %	26%	27%	27%	28%	30%	33%	32%	31%	30%	29%	28%
190	40 %	38 %	41 %	39 %	36 %	33 %	30 %	29 %	28 %	28%	28%	28%	30%	33%	33%	32%	31%	30%	29%	29%
200	41 %	41 %	44 %	40 %	37 %	34 %	31 %	30 %	29 %	29%	29%	30%	32%	35%	34%	33%	32%	31%	30%	30%

9.6.2. Ejemplo Modelo No Lineal: MAPE con mayor variación de rangos

	1000	4000	7000	10000	13000	16000	19000	22000	25000	28000	31000	34000	37000	40000	43000	46000	49000	52000	55000	58000
50	38%	40%	44%	44%	43%	42%	41%	41%	40%	40%	41%	42%	43%	42%	42%	41%	41%	41%	42%	42%
80	31%	35%	39%	36%	29%	27%	28%	31%	33%	31%	30%	29%	29%	28%	27%	27%	27%	27%	27%	28%
110	35%	36%	30%	23%	18%	21%	25%	26%	24%	22%	20%	18%	19%	19%	20%	21%	22%	23%	24%	25%
140	37%	36%	28%	21%	21%	25%	28%	26%	23%	22%	22%	22%	23%	25%	26%	27%	28%	27%	26%	25%
170	38%	38%	29%	25%	26%	31%	29%	26%	25%	25%	26%	28%	29%	31%	30%	29%	29%	29%	30%	31%
200	41%	40%	31%	29%	32%	33%	30%	29%	29%	31%	34%	37%	35%	34%	35%	36%	38%	39%	40%	41%
230	50%	42%	35%	34%	41%	40%	38%	39%	42%	46%	46%	45%	46%	47%	49%	50%	52%	53%	55%	56%
260	56%	49%	43%	45%	51%	49%	50%	53%	57%	56%	56%	57%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%
290	59%	56%	51%	55%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%
320	65%	63%	61%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%
350	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%	71%
380	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%
410	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%	83%
440	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%
470	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	95%
500	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%	101%

Tabulación de colores para primer y segundo ejemplo no lineal respectivamente

Rango
0%-20%
21%-25%
26%-30%
31%-35%
36%-45%

Rango
0%-30%
30%-60%
60%-90%
90%-150%

9.6.3. Muestra 898 Modelo No Lineal

	100 0	200 0	300 0	400 0	500 0	600 0	700 0	800 0	900 0	1000 0	1100 0	1200 0	1300 0	1400 0	1500 0	1600 0	1700 0	1800 0	1900 0	2000 0
1	91%	90%	90%	90%	90%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	89%	88%	88%	88%	88%	88%	88%	88%	88%
2	83%	82%	81%	81%	80%	80%	80%	80%	79%	79%	79%	79%	79%	78%	78%	78%	78%	78%	78%	78%
3	76%	74%	73%	72%	72%	72%	71%	71%	71%	71%	71%	70%	70%	70%	70%	70%	70%	70%	69%	69%
4	70%	69%	68%	67%	67%	67%	66%	66%	66%	66%	66%	66%	66%	65%	65%	65%	65%	65%	65%	65%
5	66%	65%	65%	65%	64%	64%	64%	63%	63%	63%	63%	63%	63%	63%	62%	62%	62%	62%	62%	62%
6	64%	63%	62%	62%	62%	61%	61%	61%	61%	61%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%
7	62%	61%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	59%	60%	60%
8	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	60%	61%	61%	61%	61%	61%	61%	61%	61%	61%	61%
9	60%	60%	61%	61%	61%	61%	62%	62%	62%	62%	62%	62%	63%	63%	63%	63%	63%	63%	63%	64%
10	60%	61%	62%	62%	63%	63%	64%	64%	64%	64%	65%	65%	65%	66%	66%	66%	66%	66%	67%	67%
11	62%	63%	64%	65%	66%	67%	67%	68%	68%	69%	69%	69%	70%	70%	70%	71%	71%	71%	72%	72%
12	64%	66%	68%	69%	70%	71%	72%	72%	73%	73%	74%	74%	74%	75%	75%	76%	76%	77%	77%	77%
13	67%	70%	72%	73%	74%	75%	76%	76%	77%	78%	78%	79%	80%	80%	81%	81%	82%	82%	82%	83%
14	71%	74%	76%	77%	78%	79%	80%	81%	82%	83%	83%	84%	85%	85%	86%	86%	87%	87%	88%	88%
15	75%	78%	80%	81%	83%	84%	85%	86%	87%	88%	88%	89%	90%	90%	91%	92%	92%	93%	93%	94%
16	78%	82%	84%	85%	87%	88%	90%	91%	92%	93%	93%	94%	95%	96%	96%	97%	97%	98%	98%	99%

9.7. Anexo G:

9.7.1. Código de ejemplo lineal y no lineal

```
tic;
n=86;
data = xlsread('Variables.xlsm', 'Sheet1', ['A2:R',int2str(n+1)]);
sv = {'Lmontoahorro'; '%desc'; 'Lu'; 'credito'; 'Menú'; 'Seg_Comp'; 'Semana'; '24HRS';
'Com'};
lny=data(:,1); y=exp(lny);
xdat=data(:,2:size(data,2));
xdatv=data(:,7:size(data,2));
STC=sum((lny-mean(lny)).^2);
STCy=sum((y-mean(y)).^2);

k=14; N=2^9; c=NaN(N,12);
for i1=0:1,
    for i2=0:1,
        for i3=0:1,
            for i4=0:1,
                for i5=0:1,
                    for i6=0:1,
                        for i7=0:1,
                            for i8=0:1,
                                for i9=0:1,
                                    %disp(['i: ',int2str(i)]);

i=2+i9*2^0+i8*2^1+i7*2^2+i6*2^3+i5*2^4+i4*2^5+i3*2^6+i2*2^7+i1*2^8-1;
c(i,:)= [i1 i2 i3 i4 i5 i6 i7 i8 i9*ones(1,4)];
                                end;
                            end;
                        end;
                    end;
                end;
            end;
        end;
    end;
end;

end;
end;
end;
end;
end;
end;
end;
end;
end;
end;
```

```

r2ln=NaN(1,N); r2=NaN(1,N); r2a=NaN(1,N); r2lna=NaN(1,N); mape=NaN(1,N);
mapeln=NaN(1,N); st=cell(1,N); betas=NaN(N,18); pvalues=NaN(N,18);
betasnl=NaN(N,18);
r2lnnl=NaN(1,N); r2nl=NaN(1,N); r2anl=NaN(1,N); r2lnanl=NaN(1,N);
mapelnl=NaN(1,N); mapelnnl=NaN(1,N); alpha0=NaN(N,1); alpha0nl=NaN(N,1);
for i=1:N,
    disp(['i: ',int2str(i)]);
    as='Lprecio; LprecioB; Cat;';
    for j=1:9,
        if c(i,j)==1,
            as=strcat(as,char(sv(j)),' ');
        end;
    end;
    k=6+sum(c(i,:)); %num de reg, cuenta termino cte
    st(i)=cellstr(as); %nombre de las variables a usar
    aux=xdatv(ones(n,1)*c(i,:)==1);
    x=[ones(n,1) xdat(:,1:5) vec2mat(aux,n)']; %contruir x
    stats = regstats(lny,x(:,2:size(x,2)));
    pv = stats.tstat.pval;

    b=(x'*x)\(x'*lny);
    lnyhat=x*b;
    betas(i,1:6)=(b(1:6,1))'; h=7; %guardar los primeros betas, de las variables que
    siempre van
    pvalues(i,1:6)=pv(1:6,1)';
    for j=7:14, %guardar el resto de los betas
        if c(i,j-6)==1,
            betas(i,j)=b(h);
            pvalues(i,j)=pv(h); h=h+1;
        end;
    end;
    if c(i,9)==1, betas(i,15:18)=(b(size(b,1)-3:size(b,1),1))'; pvalues(i,15:18)=(pv(size(b,1)-
    3:size(b,1),1))'; end;
    r2ln(i)=1-sum((lny-lnyhat).^2)/STC;
    r2lna(i)=1-(1-r2ln(i))*(n-1)/(n-k);
    mapeln(i)=sum(abs(1-exp(lnyhat)./y))/n;
    m=exp(lnyhat);
    alpha0(i)=(m'*m)\(m'*y);
    yhat=alpha0(i)*exp(lnyhat);
    r2(i)=1-sum((y-yhat).^2)/STCy;
    r2a(i)=1-(1-r2(i))*(n-1)/(n-k);
    mape(i)=sum(abs(1-yhat./y))/n;

```

```

%reg no lineal
[bnl,r,J,COVB,mse] = nlinfit(x,lny,@myfun,zeros(k,1));
lnyhatnl=myfun(bnl,x);
r2lnnl(i)=1-sum((lny-lnyhatnl).^2)/STC;
r2lnanl(i)=1-(1-r2lnnl(i))*(n-1)/(n-k);
mapelnnl(i)=sum(abs(1-exp(lnyhatnl)./y))/n;
m=exp(lnyhatnl);
alpha0nl(i)=(m'*m)\(m'*y);
yhatnl=alpha0nl(i)*exp(lnyhatnl);
r2nlnl(i)=1-sum((y-yhatnl).^2)/STCy;
r2anlnl(i)=1-(1-r2nlnl(i))*(n-1)/(n-k);
mapenlnl(i)=sum(abs(1-yhatnl./y))/n;

betasnl(i,1:6)=(bnl(1:6,1)); h=7; %guardar los primeros betas, de las variables que
siempre van
for j=7:14, %guardar el resto de los betas
    if c(i,j-6)==1,
        betasnl(i,j)=bnl(h);
    end;
end;
if c(i,9)==1, betasnl(i,15:18)=(bnl(size(bnl,1)-3:size(bnl,1),1)); end;
end;
Output=[r2ln' r2lna' mapeln' r2' r2a' mape'];
Outputnl=[r2lnnl' r2lnanl' mapelnnl' r2nlnl' r2anlnl' mapenlnl'];
xlswrite('Variables.xlsm',Output, 'Lineal', ['C2:H',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',[betas alpha0], 'Lineal', ['AA2:AS',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',pvalues, 'Lineal', ['AU2:BL',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',(1:N), 'Lineal', ['A2:A',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',st, 'Lineal', ['B2:B',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',c(:,1:9), 'Lineal', ['N2:V',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',Outputnl, 'No lineal', ['C2:H',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',[betasnl alpha0nl], 'No lineal', ['AA2:AS',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',(1:N), 'No lineal', ['A2:A',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',st, 'No lineal', ['B2:B',int2str(N+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',c(:,1:9), 'No lineal', ['N2:V',int2str(N+1)]);
tf=toc;

```



```

x=[ones(n,1) xdat(:,1:5) vec2mat(aux,n)']; %contruir x
for it=1:nit,
    disp(['it: ',int2str(it)]);
    a=aa(:,it); a(a>=prctile(a,100-p))=1; a(a<prctile(a,100-p))=0; %a es la matriz con
unos en los
    xaju=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==1),sum(a))'; %matriz x pero con solo filas de
ajuste
    yaju=y(a==1); %vector de los y de ajuste
    lnyaju=lny(a==1); % vector de los logaritmos naturales de y de ajuste
    xval=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==0),n-sum(a))'; %matriz x pero con solo filas
de validacion
    yval=y(a==0); %vector de los y solo de validacion
    lnyval=lny(a==0); %vector de los logaritmos naturales de los y de validacion
    ix=inv(xaju*xaju);
    b=ix*(xaju*lnyaju);
    lnyhat=xaju*b;
    m=exp(lnyhat);
    alpha0=(m*m)\(m*yaju);
    yhat=alpha0*exp(lnyhat);
    yvhat=alpha0*exp(xval*b);
    mape(i,it)=mean(abs(1-yvhat./yval));
    end;
end;
%Obtener los betas, r, raju, para los minimos mape sobre cada sampleo
[mapemin indice]=min(mape); % indice dice que id de las regresiones es la que entrega
menor mape (de validacion) para cada sampleo
mapede=std(mape);
mapemean=mean(mape);
r2=NaN(nit,1);    r2a=NaN(nit,1);    betas=NaN(nit,18);    pvalues=NaN(nit,18);
alpha0=NaN(nit,1);
for it=1:nit,
    i=indice(it);
    as='Lprecio; LprecioB; Cat;';
    for j=1:9,
        if c(i,j)==1,
            as=[as,char(sv(j))',' '];
        end;
    end;
end;
st(it)=cellstr(as); %nombre de las variables a usar
k=6+sum(c(i,:)); %num de reg, cuenta termino cte
aux=xdatv(ones(n,1)*c(i,:)==1);
x=[ones(n,1) xdat(:,1:5) vec2mat(aux,n)']; %contruir x

```

```

a=aa(:,it); a(a>=prctile(a,100-p))=1; a(a<prctile(a,100-p))=0; %a es la matriz con
unos en los
xaju=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==1),sum(a)); %matriz x pero con solo filas de
ajuste
yaju=y(a==1); %vector de los y de ajuste
lnyaju=lny(a==1); % vector de los logaritmos naturales de y de ajuste
xval=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==0),n-sum(a)); %matriz x pero con solo filas de
validacion
yval=y(a==0); %vector de los y solo de validacion
lnyval=lny(a==0); %vector de los logaritmos naturales de los y de validacion
ix=inv(xaju*xaju);
b=ix*(xaju*lnyaju);
lnyhat=xaju*b;
m=exp(lnyhat);
alpha0(it,1)=(m*m)\(m*yaju);
yhat=alpha0(it,1)*exp(lnyhat);
r2(it,1)=1-sum((yaju-yhat).^2)/sum((yaju-mean(yaju)).^2);
r2a(it,1)=1-(1-r2(it,1))*(sum(a)-1)/(sum(a)-k);
pv=NaN(size(b,1),1); est=NaN(size(b,1),1);
for j=1:size(b,1),
    est(j,1)=b(j,1)/(sum((lnyaju-lnyhat).^2)/(sum(a)-k)*ix(j,j))^0.5;
    pv(j,1)=1-(tcdf(abs(est(j,1)),sum(a)-k)-tcdf(-abs(est(j,1)),sum(a)-k));
end;
betas(it,1:6)=(b(1:6,1)); h=7; %guardar los primeros betas, de las variables que
siempre van
pvalues(it,1:6)=pv(1:6,1);
for j=7:14, %guardar el resto de los betas
    if c(i,j-6)==1,
        betas(it,j)=b(h);
        pvalues(it,j)=pv(h); h=h+1;
    end;
end;
if c(i,9)==1,
    betas(it,15:18)=(b(size(b,1)-3:size(b,1),1));
pvalues(it,15:18)=(pv(size(b,1)-3:size(b,1),1)); end;
end;
Output=[mapemin' mapemean' mapede' r2 r2a];
xlswrite('Variables.xlsm',(1:nit), 'LinealS', ['A2:A',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',st, 'LinealS', ['B2:B',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',indice, 'LinealS', ['C2:C',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',Output, 'LinealS', ['D2:H',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',[betas alpha0], 'LinealS', ['AA2:AS',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',pvalues, 'LinealS', ['AV2:BM',int2str(nit+1)]);

```

9.7.3. Código Muestras No Lineales

```
n=96;
data = xlsread('Variables.xlsm', 'Sheet1', ['A2:R',int2str(n+1)]);
sv = {'Lmontoahorro'; '%desc'; 'Lu'; 'credito'; 'Menú'; 'Seg_Comp'; 'Semana'; '24HRS';
'Com'};
lny=data(:,1); y=exp(lny);
xdat=data(:,2:size(data,2));
xdatv=data(:,7:size(data,2));
STC=sum((lny-mean(lny)).^2);
STCy=sum((y-mean(y)).^2);
k=14; N=2^9; c=NaN(N,12);
for i1=0:1,
    for i2=0:1,
        for i3=0:1,
            for i4=0:1,
                for i5=0:1,
                    for i6=0:1,
                        for i7=0:1,
                            for i8=0:1,
                                for i9=0:1,

                                    i=2+i9*2^0+i8*2^1+i7*2^2+i6*2^3+i5*2^4+i4*2^5+i3*2^6+i2*2^7+i1*2^8-1;
                                    c(i,:)= [i1 i2 i3 i4 i5 i6 i7 i8 i9*ones(1,4)];
                                end;
                            end;
                        end;
                    end;
                end;
            end;
        end;
    end;
end;
nit=1000; %numero de iteraciones
p=80; %percentil de datos que se deja para ajuste
aa=rand(n,nit);
mapenl=NaN(n,nit);
st=cell(1,nit);
for i=1:N,
    disp(['i: ',int2str(i)]);
    k=6+sum(c(i,:)); %num de reg, cuenta termino cte
```

```

aux=xdatv(ones(n,1)*c(i,:)==1);
x=[ones(n,1) xdat(:,1:5) vec2mat(aux,n)']; %contruir x
for it=1:nit,
    disp(['it: ',int2str(it)]);
    a=aa(:,it); a(a>=prctile(a,100-p))=1; a(a<prctile(a,100-p))=0; %a es la matriz con
unos en los
    xaju=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==1),sum(a)); %matriz x pero con solo filas de
ajuste
    yaju=y(a==1); %vector de los y de ajuste
    lnyaju=lmy(a==1); % vector de los logaritmos naturales de y de ajuste
    xval=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==0),n-sum(a)); %matriz x pero con solo filas
de validacion
    yval=y(a==0); %vector de los y solo de validacion
    lnyval=lmy(a==0); %vector de los logaritmos naturales de los y de validacion
    %reg no lineal
    [bnl,r,J,COVB,mse] = nlinfit(xaju,lnyaju,@myfun,zeros(k,1));
    lnyhatnl=myfun(bnl,xaju);
    m=exp(lnyhatnl);
    alpha0nl=(m'*m)\(m'*yaju);
    yhatnl=alpha0nl*exp(lnyhatnl);
    yvhatnl=alpha0nl*exp(xval*bnl);
    mapenl(i,it)=mean(abs(1-yvhatnl./yval));
end;
end;
%Obtener los betas, r, raju, para los minimos mape sobre cada sampleo
[mapemin indice]=min(mapenl); % indice dice que id de las regresiones es la que
entrega menor mape (de validacion) para cada sampleo
mapede=std(mapenl);
mapemean=mean(mapenl);
r2=NaN(nit,1); r2a=NaN(nit,1); betas=NaN(nit,18); alpha0=NaN(nit,1);
for it=1:nit,
    i=indice(it);
    as='Lprecio; LprecioB; Cat;';
    for j=1:9,
        if c(i,j)==1,
            as=[as,char(sv(j)),','; '];
        end;
    end;
end;
st(it)=cellstr(as); %nombre de las variables a usar
k=6+sum(c(i,:)); %num de reg, cuenta termino cte
aux=xdatv(ones(n,1)*c(i,:)==1);
x=[ones(n,1) xdat(:,1:5) vec2mat(aux,n)']; %contruir x

```

```

a=aa(:,it); a(a>=prctile(a,100-p))=1; a(a<prctile(a,100-p))=0; %a es la matriz con unos
en los
xaju=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==1),sum(a)); %matriz x pero con solo filas de
ajuste
yaju=y(a==1); %vector de los y de ajuste
lnyaju=lny(a==1); % vector de los logaritmos naturales de y de ajuste
xval=vec2mat(x(a*ones(1,size(x,2))==0),n-sum(a)); %matriz x pero con solo filas de
validacion
yval=y(a==0); %vector de los y solo de validacion
lnyval=lny(a==0); %vector de los logaritmos naturales de los y de validacion
%reg no lineal
[bnl,r,J,COVB,mse] = nlinfit(xaju,lnyaju,@myfun,zeros(k,1));
lnyhatnl=myfun(bnl,xaju);
m=exp(lnyhatnl);
alpha0nl(it,1)=(m'*m)\(m'*yaju);
yhatnl=alpha0nl(it,1)*exp(lnyhatnl);
yvhatnl=alpha0nl(it,1)*exp(xval*bnl);
r2(it,1)=1-sum((yaju-yhatnl).^2)/sum((yaju-mean(yaju)).^2);
r2a(it,1)=1-(1-r2(it,1))*(sum(a)-1)/(sum(a)-k);
betas(it,1:6)=(bnl(1:6,1)); h=7; %guardar los primeros betas, de las variables que
siempre van
for j=7:14, %guardar el resto de los betas
    if c(i,j-6)==1,
        betas(it,j)=bnl(h);
    end;
end;
if c(i,9)==1, betas(it,15:18)=(bnl(size(bnl,1)-3:size(bnl,1),1)); end;
end;
Output=[mapemin' mapemean' mapede' r2 r2a];
xlswrite('Variables.xlsm',(1:nit)', 'NoLinealS', ['A2:A',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',st, 'NoLinealS', ['B2:B',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',indice, 'NoLinealS', ['C2:C',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',Output, 'NoLinealS', ['D2:H',int2str(nit+1)]);
xlswrite('Variables.xlsm',[betas alpha0], 'NoLinealS', ['AA2:AS',int2str(nit+1)]);

```

