



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

ESTUDIO DEL EFECTO DE UN PROGRAMA DE FIDELIZACIÓN EN EL
COMPORTAMIENTO DE COMPRA DE SUS CLIENTES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL

ISAMAR AELING TRONCOSO CORTEZ

PROFESOR GUÍA:
RICARDO MONTOYA MOREIRA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
MARCEL GOIC FIGUEROA
DANIEL SCHWARTZ PERLROTH

SANTIAGO DE CHILE
2016

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL
POR: ISAMAR AELING TRONCOSO CORTEZ
FECHA: 2016
PROF. GUÍA: SR. RICARDO MONTOYA MOREIRA

ESTUDIO DEL EFECTO DE UN PROGRAMA DE FIDELIZACIÓN EN EL COMPORTAMIENTO DE COMPRA DE SUS CLIENTES

La alta competitividad entre las empresas es una característica presente en muchas industrias. Con esto, los clientes tienen muchas alternativas para satisfacer sus necesidades con bajos costos asociados al cambio entre estas. Con el fin de aumentar la retención de sus clientes, muchas empresas han implementado programas de fidelización o clubes de recompensas, que premian a los miembros que interactúan de manera repetitiva con la compañía.

El objetivo del presente trabajo es estudiar el comportamiento de los miembros de un programa de fidelización en relación a las decisiones de compra y canje que realizan durante su permanencia. En específico, se miden dos variables de comportamiento para evaluar la efectividad del programa en la lealtad de sus miembros: incidencia y monto de compra.

Para cumplir el objetivo se realizan tres análisis en base a transacciones de clientes de un club de recompensas de una tienda de retail. Primero, se estudia la incidencia y monto de compra durante la trayectoria al canje usando un modelo Tobit II, que permite considerar correlación entre ambas decisiones y cuya estimación se obtiene con métodos jerárquicos bayesianos para incorporar heterogeneidad continua en los comportamientos de interés. Segundo, mediante un modelo logit binario se analiza la preferencia por productos hedonistas (asociados al lujo o placer) según la cantidad de puntos que requiere el canje. Tercero, con el uso de métodos de matching se determina el efecto del primer canje en el patrón de compra de los consumidores, midiendo a nivel agregado variaciones en incidencia y monto de compra.

Los resultados obtenidos muestran la existencia de aceleración o aumento en el esfuerzo invertido a medida que se está más cerca del punto de canje, tanto en incidencia como en el monto gastado en cada compra. El aumento en la probabilidad de compra es mayor cuando se trata de canjes utilitarios, mientras que el aumento en el monto de compra es mayor para canjes hedonistas. En relación a la elección de tipo de canje en función del nivel de esfuerzo requerido, se observó un aumento en la probabilidad de escoger productos hedonistas en los dos niveles de canje más altos. Al estudiar el efecto del primer canje en el comportamiento de compra de los clientes, se observó un aumento de \$5.300 en el gasto promedio mensual después de tres meses de efectuado el canje.

A partir de los resultados se sugiere ofertar un catálogo de premios con mayor participación de productos hedonistas en los niveles más altos. Además, se recomienda incentivar la ejecución del primer canje puesto que tras este los clientes aumentan su monto promedio de compra. Como trabajo futuro se sugiere explorar otras características que definen el atractivo del producto canjeado y evaluar el efecto del programa en métricas complementarias tales como compras sin tarjeta u interacción con la empresa por otros canales.

“All men have limits. They learn what they are and then learn not to exceed them. I ignore mine.”



Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Objetivos	2
1.2. Alcances	3
1.3. Estructura del documento	3
2. Datos	4
2.1. Descripción del Programa en Estudio	4
2.2. Información Disponible	4
2.3. Selección de la Muestra de Clientes	5
2.4. Clasificación de Productos Canjeados	6
3. Comportamiento Durante la Carrera	7
3.1. Literatura Previa	7
3.2. Análisis Descriptivos	9
3.3. Modelo Tobit II Jerárquico Bayesiano	11
3.3.1. Modelos Bayesianos	11
3.3.2. Modelo Tobit Tipo II	12
3.3.3. Estimación Modelo Tobit II Jerárquico Bayesiano	13
3.3.4. Métricas de Comparación de Modelos	15
3.4. Especificación del Modelo	16
3.5. Análisis de Resultados	18
3.6. Discusión Resultados	22
4. Preferencia por Tipo de Producto	24
4.1. Literatura Previa	24
4.2. Análisis Descriptivo	25
4.3. Modelo Logit Binario Jerárquico Bayesiano	27
4.3.1. Modelo Logit Binario	27
4.3.2. Estimación Modelo Logit Binario Jerárquico Bayesiano	27
4.4. Especificación del Modelo	28
4.5. Análisis de Resultados	29
4.5.1. Resultados Canjes N°1	29
4.5.2. Resultados Canjes N°2 o Superior	30
4.6. Discusión Resultados	32
5. Efecto del Primer Canje	34
5.1. Literatura Previa	34

5.2. Métodos de Matching	35
5.2.1. Implementación de Métodos de Matching	36
5.3. Especificación del Modelo	37
5.4. Análisis de Resultados	38
5.5. Discusión Resultados	41
6. Conclusiones	43
6.1. Conclusiones	43
6.2. Limitaciones	45
6.3. Recomendaciones y Trabajos Futuros	46
Bibliografía	49
A. Comportamiento Durante la Carrera	50
A.1. Convergencia Parámetros Modelo I	50
A.2. Convergencia Parámetros Modelo II	51
A.3. Convergencia Parámetros Modelo III	52
A.4. Convergencia Parámetros Modelo IV	53
A.5. Convergencia Parámetros Modelo V	55
A.6. Convergencia Parámetros Modelo VI	57
B. Preferencia por Tipo de Producto	59
B.1. Convergencia Parámetros Modelos Canjes N°1	59
B.2. Convergencia Parámetros Modelos Canjes N°2 o Superior	60
C. Efecto del Primer Canje	61
C.1. Histogramas Propensity Score	61
C.2. Balance de Covariables entre Grupos	62
C.3. Test de Fisher	63
C.4. Test de Comparación de Medias	64

Índice de Tablas

2.1. Niveles de Canje	4
2.2. Información Transaccional	5
2.3. Caracterización de Comportamiento Mensual	5
2.4. Características por Tipo de Producto	6
2.5. Ejemplo de Productos Utilitario y Hedonistas	6
3.1. Resultados Modelos Tobit II	19
3.2. Variaciones Porcentuales Final e Inicio de la Carrera	21
3.3. Variaciones Porcentuales Según Condición Post Canje	22
4.1. Test de Fisher: Tipo de Canje Según Nivel de Esfuerzo	26
4.2. Test de Fisher: Tipo de Canje Anterior	26
4.3. Test de Comparación de Medias: Duración Carrera (Meses)	26
4.4. Resultados Modelo Logit, Probabilidad de Canje Hedonista Primeros Canjes	29
4.5. Resultados Modelo Logit, Probabilidad de Canje Hedonista Segundos Canjes	30
4.6. Participación de la Oferta de Productos Hedónicos por Nivel (Sarkis, 2009) .	33
5.1. Resultados Matching	39
5.2. Variación en la Probabilidad de Compra	40
5.3. Variación en el Monto Condicional de Compra	40
5.4. Variación en el Monto Esperado de Compra	41
C.1. Escenario Fecha de Canje Junio 2006	62
C.2. Escenario Fecha de Canje Enero 2007	62
C.3. Escenario Fecha de Canje Móvil	63
C.4. Resultados Test de Fisher - Incidencia de Compra	63
C.5. Resultados Test t - Puntos por Compra	64

Índice de Ilustraciones

3.1. Incidencia de Compra en Función de la Distancia al Canje	9
3.2. Puntos por Compra en Función de la Distancia al Canje	10
3.3. Reseteo Post Canje	11
3.4. Resultados Estimación Probabilidad de Compra	20
3.5. Resultados Estimación Puntos por Compra	21
4.1. Porcentaje de Tipo de Canje por Nivel	25
4.2. Comparación Convergencia Parámetros	31
4.3. Distribución de Parámetros Individuales	32
5.1. Esquema Clasificación de Clientes	38
A.1. Convergencia Parámetros Modelo I - Incidencia	50
A.2. Convergencia Parámetros Modelo I - Cantidad	50
A.3. Convergencia Parámetros Modelo II - Incidencia	51
A.4. Convergencia Parámetros Modelo II - Cantidad	51
A.5. Convergencia Parámetros Modelo III - Incidencia	52
A.6. Convergencia Parámetros Modelo III - Cantidad	52
A.7. Convergencia Parámetros Modelo IV - Incidencia	53
A.8. Convergencia Parámetros Modelo IV - Cantidad	54
A.9. Convergencia Parámetros Modelo V - Incidencia	55
A.10. Convergencia Parámetros Modelo V - Cantidad	56
A.11. Convergencia Parámetros Modelo VI - Incidencia	57
A.12. Convergencia Parámetros Modelo VI - Cantidad	58
B.1. Convergencia Parámetros Modelos 1eros Canjes	59
B.2. Convergencia Parámetros Modelos 2dos Canjes o Superior	60
C.1. Propensity Score Escenario Junio 2006	61
C.2. Propensity Score Escenario Enero 2007	61
C.3. Propensity Score Escenario Horizonte Móvil	62

Capítulo 1

Introducción

Debido a la amplia variedad de alternativas y bajos costos de cambio entre distintas firmas del retail, los consumidores pueden satisfacer sus necesidades de compra entre múltiples compañías. Esto ha motivado a las empresas involucradas a generar distintos mecanismos que incentiven la lealtad de sus clientes. Según Reichheld y Sasser (1990) [19], fidelizar a los clientes genera beneficios adicionales para la compañía, puesto que el costo asociado a ofrecer el servicio a este grupo de clientes es menor, suelen ser menos sensibles al precio, aumentan sus compras con el paso del tiempo y realizan recomendaciones a sus cercanos, que pueden resultar en la incorporación de nuevos potenciales clientes.

Una herramienta de marketing que ha sido ampliamente utilizada por diversas industrias para lograr aumentar la lealtad de sus clientes, son los programas de fidelización o clubes de recompensas. Adoptando la definición otorgada por Liu (2007) [15], un programa de fidelización es aquel que permite a los consumidores obtener recompensas o premios de manera gratuita tras realizar compras de manera repetitiva en la firma, con el objetivo final de promover la lealtad de sus participantes.

Una característica importante de este tipo de programas es que se basan en relaciones de mediano o largo plazo. Debido a que se crea una relación sostenida en el tiempo entre el cliente y la firma, la implementación de un club de recompensas permite además recolectar información tanto demográfica como transaccional de sus miembros. Con dicha información es posible obtener las preferencias que estos poseen a la hora de realizar sus compras, permitiendo a la empresa generar vínculos más cercanos con sus clientes por medio de ofertas exclusivas acorde a los intereses de estos (Centro de Estudios del Retail, 2012 [4]).

La popularidad alcanzada por los programas de fidelización se ve reflejada en diversas cifras. Según Forbes (2011) [23], las empresas estadounidenses destinan más de US\$50 mil millones anuales para mantener este tipo de programas. En relación a la participación de los consumidores, el último censo realizado por Colloquy (2015) [1] indicó que el número de membresías en Estados Unidos ascendió a 3,3 mil millones en el 2014, mostrando un crecimiento de 26 % respecto a lo observado el 2012. Sin embargo, a pesar de ser una herramienta ampliamente utilizada, no es claro que los beneficios que genera sean suficientes para recuperar el dinero invertido en su implementación (Boston Consulting Group, 2014) [7].

Diversos estudios han sido realizados para medir la efectividad de los programas de fidelización, específicamente en relación a los cambios en el comportamiento de sus participantes. Kivetz et al. (2006) [13] analizaron el comportamiento de los consumidores de una cafetería universitaria que implementó un mecanismo de recompensas que tras la compra de 10 cafés entregaba uno gratis. Los autores observaron un aumento en el esfuerzo invertido por los consumidores a medida que estaban más cercanos al premio, reflejado en una disminución en el tiempo entre compras.

Otra línea de investigación tiene relación con las características de los premios que los programas ofrecen. Kivetz y Simonson (2002) [12] diseñaron cuestionarios para enfrentar a los participantes de su estudio a distintos tipos programas, caracterizados principalmente por los premios a los que estos le permitían acceder: *utilitarios* (bienes destinados a cubrir necesidades básicas) o *hedónicos* (bienes asociados al lujo). Una de las principales conclusiones fue que cuando los niveles de esfuerzo requeridos para alcanzar la recompensa crecen, aumenta la probabilidad de escoger un premio hedonista. Este fenómeno es explicado por una justificación en la adquisición de bienes de lujo, puesto que los consumidores se sienten menos culpables por acceder a este tipo de productos bajo estas circunstancias.

Análisis adicionales han inspeccionado cómo varía el comportamiento de los clientes después de obtener el premio. En esta línea Drèze y Nunes (2011) [6] analizaron el comportamiento de los miembros de un programa de fidelización de una aerolínea en el que la meta consistía en alcanzar una determinada categoría de la membresía. Este estudio muestra que tras lograr exitosamente el objetivo planteado, el esfuerzo invertido para alcanzar una siguiente meta era mayor que el realizado en la ocasión anterior.

El presente trabajo busca profundizar los análisis anteriores, modelando el comportamiento de los miembros de un club de recompensas de una tienda de retail durante su *carrera* al canje, término que se utilizará para denominar el período en que los clientes adquieren el total de puntos necesarios para canjear el premio. En específico, se estudiarán los efectos del programa en los patrones de compra de sus participantes, tales como *aceleración* o aumento en la frecuencia y/o monto de compra a medida que se está más cerca del punto de canje; *post canje* o cambios en la probabilidad y/o monto de compra en el período siguiente a la obtención del premio; variaciones en la probabilidad de escoger canjes *hedonistas* (bienes de lujo) dependiendo del nivel de esfuerzo invertido o cantidad de puntos requeridos; y efecto del primer canje en el monto promedio de compra de los clientes.

1.1. Objetivos

Objetivo General

Estudiar el comportamiento de los consumidores en un programa de recompensas en relación a las decisiones de compra y canje que toman durante su trayectoria a la obtención de un premio.

Objetivos Específicos

- Medir aceleración en el esfuerzo, entendido como un aumento en la incidencia de compra y/o monto de compra a medida que se está más cerca del punto de canje.
- Medir reinicio en el patrón de compras post canje.
- Medir variaciones en la magnitud de la aceleración del esfuerzo en función del tipo de producto canjeado (hedónico o utilitario).
- Analizar preferencia por tipo de producto canjeado en función del esfuerzo requerido para su obtención.
- Analizar el efecto del primer canje sobre el patrón de compras del consumidor.

1.2. Alcances

- Se analizará el comportamiento de compra de los clientes con la tarjeta de la tienda como medio de pago. No se considerarán compras con otros medios de pago, ni en otras tiendas comerciales similares.
- Se analizará el comportamiento de compra con modelos estáticos, ignorando potenciales relaciones intertemporales en las decisiones.
- Los efectos estudiados son de corto y mediano plazo, pues se analizan cambios en los patrones de compra en períodos de tiempo específicos y acotados.
- En lugar de utilizar un único modelo integrado para abordar los objetivos específicos planteados, se realizarán tres análisis independientes entre sí.

1.3. Estructura del documento

El contenido de este informe se organiza de la siguiente forma. En el capítulo 2 se presenta una descripción del programa en estudio, los datos disponibles y la selección de la muestra de clientes a analizar en las secciones posteriores. Los capítulos 3, 4 y 5 contienen el desarrollo metodológico propuesto para la evaluación del programa en tres aspectos distintos e independientes: comportamiento de compra durante la carrera al canje, preferencias por tipo de producto según nivel de esfuerzo invertido, y efecto causal del primer canje. Cada uno de estos capítulos inicia con una revisión de la literatura disponible, continúa con una descripción de los métodos utilizados para abordar los análisis propuestos, y finaliza con la presentación de los resultados. Finalmente, en el capítulo 6 se resumen los resultados obtenidos para los tres aspectos estudiados, se discute respecto a las limitaciones de los enfoques propuestos y se sugieren líneas de trabajos futuros.

Capítulo 2

Datos

2.1. Descripción del Programa en Estudio

El programa de recompensas en estudio pertenece a una tienda por departamentos del país que permite a sus miembros acumular puntos cada vez que usan su tarjeta como medio de pago. La cantidad de puntos otorgados es proporcional al monto invertido en su compra, a una tasa aproximada de 3,3 puntos cada US\$ 1.

Una vez que los puntos son emitidos tienen una vigencia de 12 meses, por lo tanto, si no fueron utilizados en un canje dentro de ese período de tiempo, expiran. Los productos y servicios a los cuales se puede acceder están predefinidos en un catálogo que se renueva año a año, y son agrupados en 12 niveles caracterizados por la cantidad necesaria de puntos para su obtención, tal como se describe en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1: Niveles de Canje

Nivel	Puntos
1	5.000
2	9.000
3	12.000
4	24.000
5	48.000
6	60.000
7	90.000
8	120.000

2.2. Información Disponible

La base de datos transaccional original contiene información de la actividad mensual de cada socio desde su inicio en el programa hasta Abril del 2008, constituyendo un total de 62

meses de observaciones. En específico, se cuenta con las variables detalladas en la Tabla 2.2, más la información del SKU y descripción del producto transado en cada ocasión de canje.

Tabla 2.2: Información Transaccional

Variable	Descripción
Id Cliente	Identificador del cliente
Id Mes	Identificador del mes de la observación
Puntos Entrantes	Total de puntos adquiridos por las compras realizadas durante el mes
Puntos Canjeados	Total de puntos canjeados durante el mes
Puntos Expirados	Total de puntos expirados durante el mes

2.3. Selección de la Muestra de Clientes

Considerando que el objetivo de este trabajo de memoria es el análisis del comportamiento de los consumidores durante su trayectoria hacia la obtención de un canje, un primer criterio de selección de muestra de clientes es que hayan efectuado al menos un canje durante el período de tiempo disponible. Además, es importante considerar que haya efectuado un único canje en cada ocasión, pues de esta forma se puede controlar de manera directa por características del producto canjeado tales como nivel y tipo de producto.

Del total de canjes realizados, el 96,32 % de ellos corresponden a canjes de menos de 24.000 puntos, por lo tanto, la muestra será seleccionada entre clientes que realicen canjes en alguno de los cuatro primeros niveles.

Una vez aplicados los filtros anteriores se obtiene una muestra de 11.710 clientes, cuyo comportamiento de compra se resume en la Tabla 2.3. En ella se observa por ejemplo que la media del porcentaje de clientes que compra durante un mes es 65,78 %. El promedio de puntos acumulados cada mes es cercano a 656, lo cual permite deducir que acumular el mínimo de puntos necesarios para un canje (5.000 puntos) toma al menos 8 meses.

Tabla 2.3: Caracterización de Comportamiento Mensual

Variable Mensual	Promedio	Desv. Estándar	5 %	95 %
Probabilidad de Compra	65,78 %	22,27 %	26,92 %	100,00 %
Probabilidad de Canje	5,25 %	4,15 %	1,92 %	11,11 %
Monto de Compra	US\$ 196,94	US\$ 158,66	US\$ 70,34	US\$ 440,61
Puntos Entrantes	655,81	528,34	234,22	1467,22
Puntos Vencidos	221,90	259,04	0,00	560,38

Debido al horizonte de tiempo disponible (62 meses), es posible observar una variación en el número de canjes que ha logrado realizar cada cliente de la muestra. Si bien algunos clientes han obtenido más de 5 canjes durante el período de estudio, más el 99,11 % de ellos ha realizado menos de 5 canjes, razón por lo que solo se analizará las 4 primeras carreras de cada uno.

2.4. Clasificación de Productos Canjeados

En cada nivel de canje del catálogo de premios se ofrecen al menos 20 productos distintos, que pueden ser clasificados en dos grupos de acuerdo a sus características: utilitarios, bienes asociados a satisfacer necesidades primarias; y hedonistas, bienes asociados al lujo o placer.

El criterio de clasificación de productos utilizado en este trabajo de memoria se basa en la propuesta realizada por Voss et. al (2003) [25]. Dichos autores realizaron un estudio en el cual sus participantes evaluaban distintas marcas/productos en base a un conjunto de adjetivos propuestos, y a partir de un análisis exploratorio de componentes principales, generaron una lista de características que permite clasificar a los productos entre hedonistas y utilitarios (las dos dimensiones resultantes del análisis), tal como se observa en la Tabla 2.4.

Tabla 2.4: Características por Tipo de Producto

Característica								Tipo de Producto	
Ineficaz	1	2	3	4	5	6	7	Eficaz	Utilitario
Inútil	1	2	3	4	5	6	7	Útil	Utilitario
No funcional	1	2	3	4	5	6	7	Funcional	Utilitario
Innecesario	1	2	3	4	5	6	7	Necesario	Utilitario
Poco práctico	1	2	3	4	5	6	7	Práctico	Utilitario
Aburrido	1	2	3	4	5	6	7	Divertido	Hedonista
Indiferente	1	2	3	4	5	6	7	Interesante	Hedonista
Poco placentero	1	2	3	4	5	6	7	Placentero	Hedonista
Poco emocionante	1	2	3	4	5	6	7	Emocionante	Hedonista
Desagradable	1	2	3	4	5	6	7	Agradable	Hedonista

Tras aplicar el criterio anterior, un 14,35% de los canjes realizados por los clientes de la muestra fueron clasificados como hedonistas. A modo de ejemplo, en la Tabla 2.5 se listan alguno de los productos que fueron clasificados en cada categoría.

Tabla 2.5: Ejemplo de Productos Utilitario y Hedonistas

Productos Utilitario	Productos Hedonistas
Juego de toallas Cannon	Licor de crema Irlandés Feeneys
Olla a presión Fantuzzi	Entradas a Cinemark
Plancha Delonghi	Saco de dormir Mountain Gear

Capítulo 3

Comportamiento Durante la Carrera

La teoría del establecimiento de metas (Locke y Latham, 1990) [16] señala que son los objetivos que cada individuo se plantea los que determinan el esfuerzo que emplearán para su logro mediante tres mecanismos principales: incremento en el esfuerzo invertido, aumento en la persistencia de dicho esfuerzo y foco en la ejecución de tareas relevantes para el alcance del objetivo. Estos efectos han sido validados en distintos contextos, en relación a actividades tanto físicas como cognitivas, y las conclusiones obtenidas indican que las variaciones en los resultados son aun mayor cuando se trata de objetivos desafiantes y específicos.

El programa de fidelización en estudio somete a sus participantes a situaciones análogas, puesto que estos pueden obtener un producto gratis (meta) tras acumular cierta cantidad de puntos (esfuerzo). Verificar la existencia de los mecanismos propuestos por la teoría anterior en este contexto particular, constituye una aproximación para evaluar la efectividad de estos programas en su objetivo de aumentar la lealtad de sus clientes.

En este capítulo se analizará el comportamiento durante la carrera hacia el canje, específicamente, cómo varían los patrones de compra a medida que se progresa en los requerimientos para su obtención. En la primera sección se muestra una revisión de la literatura previa, resumiendo resultados obtenidos en otros contextos asociados a programas de fidelización. Luego, se presenta un análisis descriptivo de los datos disponibles que permiten obtener una primera aproximación de los efectos de interés. A continuación, se presenta la metodología propuesta para cuantificar dichos efectos seguido de las especificaciones de los modelos propuestos. Finalmente, se presentan los resultados obtenidos y se cierra con una discusión de estos.

3.1. Literatura Previa

La hipótesis del gradiente objetivo inicialmente planteada por Hull (1932) [11], señala que la tendencia a acercarse a un objetivo aumenta junto con la proximidad de este. Kivetz, Urminsky y Zheng (2006) [13] analizaron el comportamiento anterior en el contexto de clubes de fidelización mediante dos experimentos. El primer experimento se enmarcó en un club de

fidelización de una cafetería universitaria, en el cual otorgaron a un grupo de estudiantes una tarjeta que permitía a su dueño obtener un café gratis tras la compra de 10 cafés. Los autores encontraron que el tiempo entre visitas hacia el final de la meta era 20 % menor que el tiempo transcurrido entre las primeras compras, y mediante el un modelo hazard proporcional comprobaron la existencia de una aceleración a tasa decreciente en el esfuerzo invertido a medida que los participantes estaban más cerca del premio.

En un segundo experimento, que consistía un sitio web en que los usuarios podían calificar canciones y recibir un cupón de \$25 para canjear en *Amazon.com* tras completar 51 evaluaciones, los autores encontraron aceleración en dos medidas de esfuerzo distintas: reducción en el tiempo entre visitas y un aumento en el número de canciones evaluadas en cada visita, ambos incrementos a tasa decreciente.

En ambos análisis se observó entre aquellos sujetos que completaron el desafío en más de una oportunidad, un comportamiento denominado *post-reward resetting*, que alude a una disminución en el esfuerzo invertido al inicio de la segunda carrera hasta un nivel similar al observado al inicio de la primera carrera. Este patrón permite concluir que la aceleración observada no es resultado de un efecto de aprendizaje o habituación, si no que más bien se relaciona con la adquisición del premio en sí.

Utilizando datos de un programa de viajero frecuente, Dreèze y Nunes [6] demostraron que el éxito al alcanzar la meta contribuye a un incremento en el esfuerzo invertido en el intento consecutivo de lograr un nuevo objetivo. Para llegar a esta conclusión, los autores analizaron el comportamiento de acumulación de millas anual de sus clientes, considerando como meta o propósito la acumulación suficiente para ascender de *tier* o segmento de socios, confirmando la existencia del efecto aceleración y una desaceleración o reseteo post canje. Además, lograron observar diferencias entre los patrones de reseteo exhibidos por quienes lograban con éxito el objetivo y quienes no, notando que los primeros reacomodan su nivel de esfuerzo a un nivel superior al del inicio de la carrera anterior.

El comportamiento de compra y canje de los consumidores que participan en el programa de fidelización en estudio ha sido analizado con anterioridad por Carboni (2012) [2]. Dicho autor confirmó la existencia del efecto aceleración medido como el aumento en el fuerza invertido en dos variables modeladas de manera independiente: probabilidad de compra y monto gastado en cada compra. Además logró confirmar la existencia de un reinicio en el patrón de compra tras la realización del canje, observando una disminución en la probabilidad de compra en el período siguiente a aquel en que se efectuó el canje. En otro de sus análisis, Carboni observó que el incremento relativo en la probabilidad de compra, medido como la diferencia entre la probabilidad observada al momento de obtener el premio menos la probabilidad observada al inicio de la carrera, era mayor para canjes de productos hedonistas que utilitarios, efecto observado consistentemente en todos los niveles de canje.

En este trabajo de memoria se propone profundizar el entendimiento de los efectos anteriores utilizando una metodología alternativa que permite considerar ambas decisiones (incidencia y cantidad) de manera simultánea, e incorporar heterogeneidad continua en la modelación mediante una estimación de los parámetros basada en modelos jerárquicos bayesianos. Por otro lado, el trabajo propuesto contempla analizar variaciones sistemáticas en los comportamientos según tipo de producto canjeado, evaluando potenciales diferencias durante toda la

carrera al canje más que contrastando el inicio y final de esta.

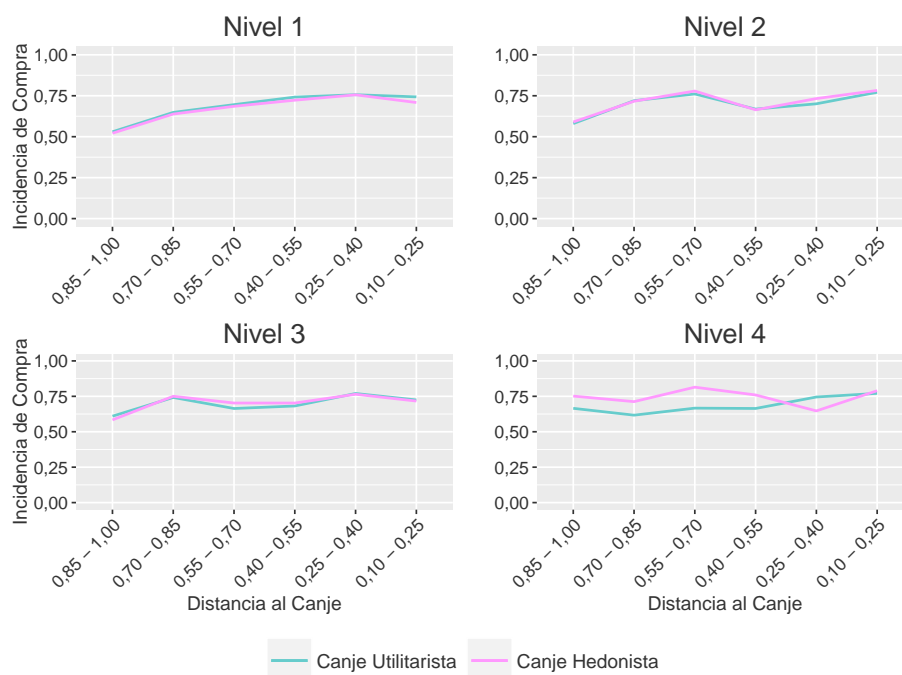
3.2. Análisis Descriptivos

Aceleración

Uno de los efectos a medir es la aceleración en el esfuerzo invertido a medida que se está más cerca del punto de canje. Para medir la cercanía al canje, se construye la variable *distancia* para indicar la proporción de distancia que queda por recorrer con respecto al total de puntos necesarios para realizar el canje observado. Por construcción, esta variable toma el valor 1 cuando el cliente no tiene puntos acumulados; y 0 cuando el cliente ya acumuló los suficientes para realizar el canje.

La Figura 3.1 muestra la incidencia de compra observada (fracción de la muestra de clientes que efectúa alguna compra) respecto a la distancia al canje, para cada nivel de premio y tipo de producto canjeado (hedonista o utilitario).

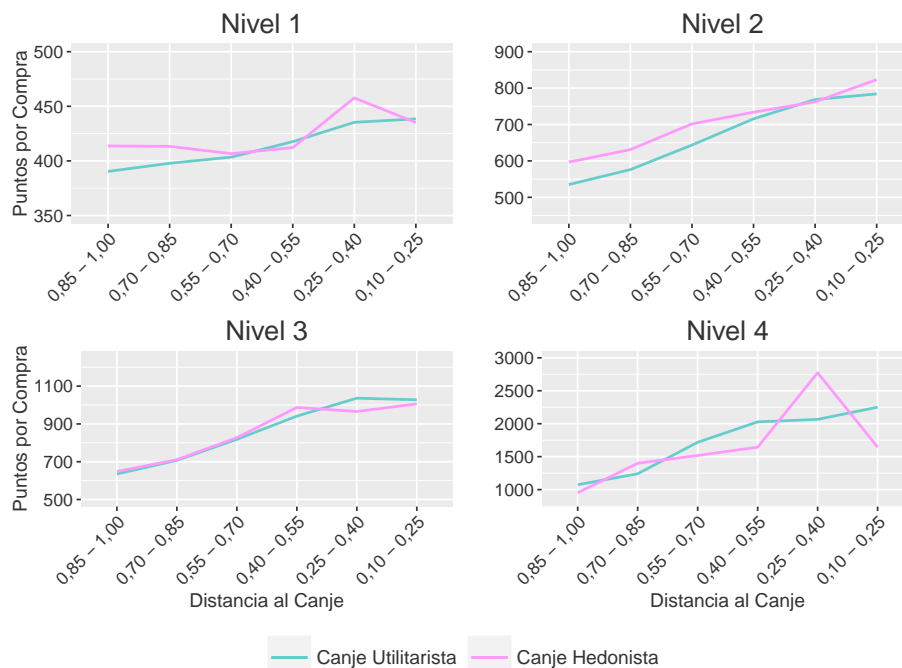
Figura 3.1: Incidencia de Compra en Función de la Distancia al Canje



En los canjes del nivel 1 se observa una pendiente creciente que refleja un aumento en la incidencia de compra a medida que se está más cerca del canje. En este mismo nivel se observa que la variación en la incidencia de compra es menor para canjes hedonistas, pues a pesar de que al inicio de la carrera (distancia 0,85 - 1,00) la probabilidad de compra es similar para ambos tipos de productos, al final de la carrera (distancia 0,10 - 0,25) es menor que la observada para productos utilitarios.

La Figura 3.2 ilustra el total de puntos adquiridos por compra en función de la distancia al punto de canje. En general se observa una pendiente creciente en todos los tipos de canjes (nivel y tipo de producto), que indica un aumento en el tamaño de la compra a medida que decrece la distancia. Sin embargo, al evaluar diferencias según tipo de producto canjeado no se obtiene una tendencia clara, sino que se observan variaciones dependiendo del tramo de distancia considerada y el nivel en cuestión. Por ejemplo, en el nivel 4 se observa que la aceleración es mayor en el tramo de distancia 0,40 - 0,25 para canjes hedonistas, pero menor en el tramo 0,25 - 0,10 para este tipo de productos.

Figura 3.2: Puntos por Compra en Función de la Distancia al Canje



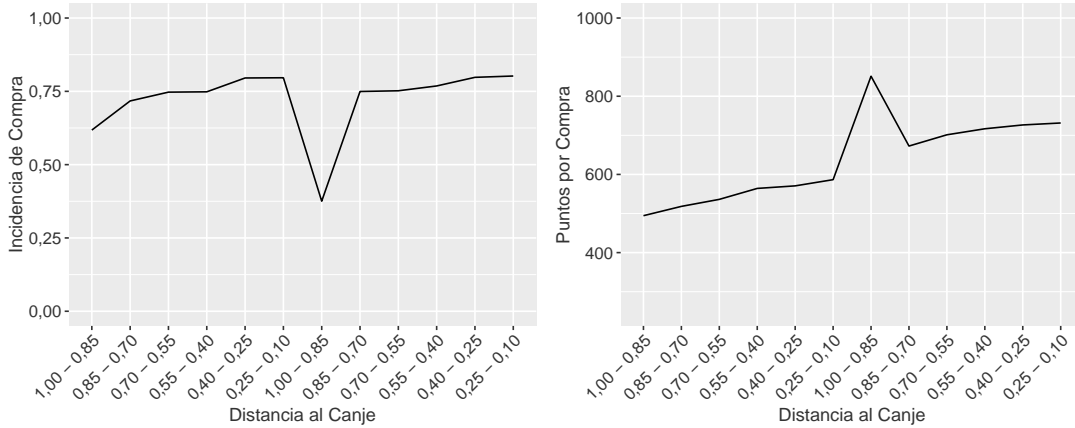
En resumen, en base a los análisis presentados en estas ilustraciones es posible apreciar la existencia de un efecto aceleración en el esfuerzo invertido a medida que se está más cerca del objetivo o canje, en ambas variables de decisión: incidencia y monto de compra. Además, es posible observar que la relación entre distancia y esfuerzo no es solo lineal, si no que cóncava (más aun en algunos casos como el de canjes hedonistas en el nivel 4), y que por lo tanto este debe ser un elemento a considerar en la especificación del modelo propuesto. Finalmente, queda señalar que la diferencia entre la aceleración según el tipo de producto canjeado en niveles de canje más bajos no es clara al considerar esfuerzo como probabilidad de compra, pero sí más evidente al medir esfuerzo según el monto de compra.

Reseteo Post Canje

La Figura 3.3 muestra el comportamiento de compra en función de la distancia para aquellos clientes que realizaron al menos dos canjes durante el período de estudio. En ella se observa que al inicio de la segunda carrera, identificada por el segundo punto del eje vertical

con distancia 1,00 - 0,85, la incidencia de compra disminuye y el monto condicional de compra aumenta.

Figura 3.3: Reseteo Post Canje



Es importante indicar que debido a que los clientes pueden efectuar canjes en distintos niveles, la representación gráfica muestra los resultados promedio independiente del nivel canje. Además, el período siguiente al canje no necesariamente coincide con la segunda distancia 1,00 - 0,85, puesto que es posible que un cliente quede con saldo remanente al finalizar su primer canje; o por otro lado, que presente un largo período de inactividad post canje y permanezca por más de un período con distancia 1,00. En síntesis, a pesar de que la imagen ilustra el comportamiento promedio a lo largo de dos canjes consecutivos, no refleja fielmente el efecto *post canje* a nivel de individuo, que sí puede ser medido directamente incorporando una covariable en el modelo propuesto para el desarrollo de este trabajo.

3.3. Modelo Tobit II Jerárquico Bayesiano

3.3.1. Modelos Bayesianos

La información presentada en esta sección se basa en el libro *Bayesian Data Analysis*, de Gelman et al. (2014) [8], donde se describe la inferencia bayesiana como el proceso de ajustar un modelo probabilístico a un set de datos, y resumir el resultado por medio de una distribución de probabilidad de sus parámetros.

Para poder hacer declaraciones probabilísticas respecto del parámetro de interés θ condicional al set de datos y , se debe comenzar describiendo la probabilidad conjunta para θ e y , que a su vez, puede expresarse como el producto de dos densidades: $p(\theta)$, denominada *distribución a priori*; y $p(y|\theta)$ o *distribución de los datos*. La *distribución posterior* de los datos se puede obtener condicionando sobre los valores de datos conocidos y aplicando regla de Bayes:

$$p(\theta|y) = \frac{p(y|\theta) \cdot p(\theta)}{p(y)} \propto p(y|\theta) \cdot p(\theta)$$

Una de las razones por la cual los métodos bayesianos han sido ampliamente usados en la estadística aplicada, es por la inherente flexibilidad que introduce como resultado de la incorporación de múltiples niveles de aleatoridad y su habilidad de combinar información proveniente de distintas fuentes. Estas características permiten que esta metodología obtenga estimaciones en presencia de estructuras de datos complejas y en consecuencia, generar respuestas más realistas.

En la práctica, algunas aplicaciones involucran múltiples parámetros que pueden ser considerados como relacionados o conectados entre sí en alguna medida debido a la estructura del problema. De hecho, en presencia de datos que efectivamente poseen algún nivel de jerarquía, un modelo no-jerárquico puede no ser apropiado pues si bien logra ajustar correctamente los datos con pocos parámetros, tiende a sobre-ajustar los datos a medida que la cantidad de estos crece.

El tratamiento bayesiano de los métodos jerárquicos modela las variables observables condicional en un set de parámetros θ_i , que a su vez están determinados por una distribución de probabilidad definida por otros parámetros llamados *hiperparámetros*. Debido a la inclusión de un nivel adicional de información mediante el hiperparámetro σ , el enfoque queda definido en dos etapas de distribuciones a priori y verosimilitudes de cada unidad de análisis i :

- Verosimilitud: $p(y_i|\theta_i)$
- Distribución a priori 1era etapa: $p(\theta_i|\sigma)$
- Distribución a priori 2era etapa: $p(\sigma|h)$

Notar que con la introducción de jerarquía es posible estimar parámetros para cada unidad de análisis, lo cual constituye una herramienta para explorar en profundidad la heterogeneidad en los comportamientos de interés.

3.3.2. Modelo Tobit Tipo II

Wooldridge (2010) [26] señala la existencia de distintos mecanismos de selección que pueden, por ejemplo, ser resultado del diseño de la muestra en sí o consecuencia del comportamiento de los individuos considerados dentro de la muestra.

El principal objetivo de este trabajo de memoria es medir cambios en los patrones de frecuencia y monto de compra causados por distintos estímulos del programa de recompensa al que pertenecen. Debido a que el monto de compra es una variable que se observa dependiendo de la realización de otra variable, incidencia de compra, los análisis deben ser basados en una metodología robusta frente a la presencia de datos escogidos sistemáticamente por algún mecanismo de selección.

Un modelo que permite trabajar con muestras no aleatorias es el modelo Tobit tipo II o modelo de selección de Heckman (Wooldridge, 2010). En este modelo, se consideran dos variables latentes (no observables), u_{1it}^* y u_{2it}^* , linealmente dependientes de un vector de variables observables x_{1it} y x_{2it}

$$\begin{pmatrix} u_{1it}^* \\ u_{2it}^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{1it} & 0 \\ 0 & x_{2it} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta'_{1i} \\ \beta'_{2i} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1it} \\ \varepsilon_{2it} \end{pmatrix}$$

dónde los errores ε_{1it} y ε_{2it} son independientes entre observaciones con distribución

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{1it} \\ \varepsilon_{2it} \end{pmatrix} \sim N \left(0, \begin{pmatrix} 1 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \omega^2 + \sigma_{12}^2 \end{pmatrix} \right)$$

En lugar de las variables latentes, solo se observa un indicador y_{1it} cuando la variable latente u_{1it}^* toma valores positivos, y el valor de la variable $y_{2it} = u_{2it}^*$ cuando el valor del indicador es 1, es decir

$$y_{1it} = \begin{cases} 1, & \text{si } u_{1it}^* > 0 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

$$y_{2it} = \begin{cases} u_{2it}^*, & \text{si } y_{1it} = 1 \\ \text{no observable,} & \text{si no} \end{cases}$$

En el contexto estudiado, u_{1it}^* corresponde a la utilidad latente asociada a la decisión de compra, y u_{2it}^* la utilidad latente asociada al monto de compra, siendo esta última observable únicamente cuando el resultado de la decisión de compra es positivo.

3.3.3. Estimación Modelo Tobit II Jerárquico Bayesiano

El cálculo de distribuciones marginales y los momentos de las distribuciones posteriores involucradas comúnmente en la estimación de modelos bayesianos muchas veces requieren el cálculo de múltiples integrales difíciles de tratar, razón por la que se utilizan algoritmos como Gibbs Sampler para generar indirectamente variables aleatorias de una distribución marginal compleja a partir de distribuciones condicionales disponibles en una fórmula cerrada más simple.

A continuación se describen las especificaciones de las distribuciones a priori y posterior de los parámetros involucrados en la estimación bayesiana del modelo propuesto mediante el algoritmo Gibbs Sampler. El procedimiento descrito se basa en el trabajo realizado por Huang (2001) [10], e incorpora un paso adicional (paso 6) relacionado con la introducción de jerarquía que permite la estimación de parámetros individuales $\vec{\beta}_i$.

Sea $\theta = (\beta_{it}, \sigma_{12}, \omega^2, \theta_\beta, \lambda^{-1})$ el conjunto de parámetros a estimar, se definen sus distribu-

ciones a priori

$$\begin{aligned}\pi(\beta_{it}) &\sim N(\theta_\beta, \lambda^{-1}) \\ \pi(\sigma_{12}) &\sim N(\sigma_{r0}, \sigma_{s0}) \\ \pi(\omega^2) &\sim IG(\omega_{v0}^2, \omega_{s0}^2) \\ \pi(\theta_\beta) &\sim N(u_0, v_0) \\ \pi(\lambda^{-1}) &\sim IW(g_0, f_0)\end{aligned}$$

con lo que el algoritmo que permite su estimación queda descrito por los siguientes pasos:

- Paso 1: Generar las utilidades latentes asociadas a cada decisión. La variable u_{1it}^* debe estar censurada para tomar valores entre $(-\infty, 0]$ si $y_{1it} = 0$, y entre $(0, +\infty)$ si $y_{1it} = 1$.

$$\begin{aligned}u_{1it}^*|y_{1it}, u_{2it}^*, \theta &\sim TN(\mu_{1|2it}, \sigma_{1|2}^2) \\ \mu_{1|2it} &= \left(\frac{\sigma_{12}}{\omega^2 + \sigma_{12}^2}\right) x_{1it}\beta'_{1i} + u_{2it}^* - x_{2it}\beta'_{2i} \\ \sigma_{1|2}^2 &= 1 - \frac{\sigma_{12}}{\omega^2 + \sigma_{12}^2}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}u_{2it}^*|y_{1it} = 0, u_{1it}^*, \theta &\sim N(\mu_{2|1it}, \sigma_{2|1}^2) \\ \mu_{2|1it} &= x_{2it}\beta_{2i} + \sigma_{12} (u_{1it}^* - x_{1it}\beta'_{1i}) \\ \sigma_{2|1}^2 &= \omega^2\end{aligned}$$

- Paso 2: Generar β_{it} para cada individuo de la muestra:

$$\begin{aligned}\beta_{it} &\sim N(\beta_n, B_n^{-1}) \\ B_n &= \lambda^{-1} + \sum_i \sum_t \begin{pmatrix} x_{1it} & 0 \\ 0 & x_{2it} \end{pmatrix}' \begin{pmatrix} 1 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \omega^2 + \sigma_{12}^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x_{1it} & 0 \\ 0 & x_{2it} \end{pmatrix} \\ \beta_n &= B_n^{-1} \left(\lambda^{-1} \theta_\beta' z + \sum_i \sum_t \begin{pmatrix} x_{1it} & 0 \\ 0 & x_{2it} \end{pmatrix}' \begin{pmatrix} 1 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \omega^2 + \sigma_{12}^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} u_{1it}^* \\ u_{2it}^* \end{pmatrix} \right)\end{aligned}$$

- Paso 3: Calcular los errores, y condicional en ellos más los parámetros θ , generar σ_{12} :

$$\begin{aligned}\varepsilon_{1it} &= u_{1it}^* - x_{1it}\beta'_{1i} \\ \varepsilon_{2it} &= u_{2it}^* - x_{2it}\beta'_{2i}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sigma_{12}|u_{1it}^*, u_{2it}^*, \varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}, \theta &\sim N(r_n, s_n^{-1}) \\ s_n &= s_0 + \frac{1}{\omega^2} \sum_i \sum_t \varepsilon_{1it}\varepsilon_{1it}' \\ r_n &= s_n^{-1} \left(r_0 s_0 + \frac{1}{\omega^2} \sum_i \sum_t \varepsilon_{1it}\varepsilon_{2it}' \right)\end{aligned}$$

- Paso 4: Generar ω^2 a partir de una distribución gamma inversa, con Z un vector con interceptos por clientes:

$$\omega^2 | u_{1it}^*, u_{2it}^*, \varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}, \theta \sim IG \left(\frac{v_0 + NT}{2}, \frac{\delta_0 + \sum_i \sum_t (\varepsilon_{2it} - \sigma_{12} \varepsilon_{1it})^2}{2} \right)$$

- Paso 5: Generar θ_β a partir de una normal multivariada:

$$\begin{aligned} \sigma_\beta | u_{1it}^*, u_{2it}^*, \varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}, \theta &\sim N(u_n, v_n^{-1}) \\ v_n &= v_0^{-1} + (z'z)\lambda^{-1} \\ u_n &= v_n^{-1} (v_0^{-1}u_0' + \lambda^{-1}(z'\beta_{it})') \end{aligned}$$

- Paso 6: Generar λ^{-1} a partir de una distribución wishart inversa, con N igual al número de individuos de la muestra:

$$\begin{aligned} \lambda^{-1} | u_{1it}^*, u_{2it}^*, \varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}, \theta &\sim W(g_n^{-1}, f_n) \\ f_n &= f_0 + N \\ g_n &= g_0 + (\beta_{it} - z\theta_\beta)' (\beta_{it} - z\theta_\beta) \end{aligned}$$

Cabe señalar que el algoritmo inicia con un valor inicial $\theta^{(0)}$ arbitrario, e itera hasta que los parámetros convergen. En la práctica una cierta cantidad de las primeras iteraciones son descartadas al momento de resumir y concluir respecto a la distribución de los parámetros de interés, lo que se conoce como *burn-in period* y que tiene por objetivo eliminar el efecto del valor inicial $\theta^{(0)}$.

3.3.4. Métricas de Comparación de Modelos

Media Armónica de la Verosimilitud

Sea un set de datos y , una función verosimilitud $\pi(y|\theta_k)$ y una distribución a priori $\pi(\theta_k)$, con θ_k los parámetros que definen a un modelo M_k , la verosimilitud marginal (o evidencia) se define como:

$$\pi(y|M_k) = \int \pi(y|\theta_k)\pi(\theta_k|M_k)d\theta_k$$

En términos de comparación de modelos, se prefiere aquel con mayor verosimilitud marginal o evidencia.

Newton y Raftery (1994) [17] demostraron que es posible derivar una expresión para obtener $\pi(y|M_k)$ a partir de muestras de distribuciones posteriores, expresión de gran utilidad para estimaciones basadas en métodos de Monte Carlo como Gibbs Sampler o Metrópolis - Hasting. Considerando teorema de Bayes, se tiene que:

$$\frac{1}{\pi(y)} = \int \frac{\pi(\theta|y)}{\pi(y|\theta)} d\theta = E \left\{ \frac{1}{\pi(y|\theta)} \mid y \right\}$$

lo cual sugiere que la verosimilitud marginal es la media armónica de la verosimilitud, es decir,

$$\hat{\pi}(y) = \left[\frac{1}{B} \sum_{t=1}^B \frac{1}{\pi(y|\theta^t)} \right]^{-1}$$

Deviance Information Criterion

El criterio de información DIC (Deviance Information Criterion) es una métrica que representa la precisión del ajuste del modelo penalizando por el número efectivo de parámetros estimados por este, denotado p_{DIC} . Sea $\hat{\theta}_{Bayes} = E(\theta|y)$, p_{DIC} se define como (Gelman et al., 2014 [8]):

$$p_{DIC} = 2 \left(\log p(y|\hat{\theta}_{Bayes}) - E_{post}(\log p(y|\theta)) \right)$$

donde la esperanza del segundo término es el promedio de θ sobre su distribución posterior.

Utilizando el valor de los parámetros obtenidos en cada iteración del algoritmo θ^s , $s = 1, \dots, S$, el número de parámetros efectivos puede ser computado como:

$$\hat{p}_{DIC} = 2 \left(\log p(y|\hat{\theta}_{Bayes}) - \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \log p(y|\theta^s) \right)$$

El criterio de información DIC se obtiene como:

$$DIC = -2 \log p(y|\hat{\theta}_{Bayes}) + 2p_{DIC}$$

Considerando que se busca el mayor poder explicativo con el menor número de parámetros (parsimonia), el criterio de elección de modelos en base al DIC consiste en preferir aquellos que minimizan la métrica.

3.4. Especificación del Modelo

Covariables asociadas a la aceleración del esfuerzo invertido

Con el fin de testear la hipótesis de aceleración del esfuerzo invertido, se crean dos variables relacionadas con el progreso al objetivo.

La primera de ellas es $Dist_{it}$, que representa el avance porcentual alcanzado por el cliente i al inicio del mes t respecto a $Meta$, equivalente al total de puntos que necesita acumular para realizar su canje. A partir del coeficiente estimado para esta covariable es posible medir la variación u aceleración lineal del esfuerzo invertido en función de la distancia al canje.

$$Dist_{it} = \frac{Meta - Saldo_{i,t-1}}{Meta}$$

Además de la distancia lineal, se incorpora la covariable $Dist2_{it}$ para medir variaciones no lineales del esfuerzo invertido, la cual se construye como el cuadrado de la diferencia entre la distancia en cada período y la distancia promedio observada en la trayectoria al canje ($\overline{Dist_{it^*}}$, con t^* indicando los períodos que constituyen dicha carrera). La forma funcional cuadrática permite capturar diferencias en las variaciones del esfuerzo invertido al inicio de la carrera o en los últimos periodos de ésta.

$$Dist2_{it} = (Dist_{it} - \overline{Dist_{it^*}})^2$$

Covariantes asociadas al objetivo

Para medir el efecto del tipo de producto en la aceleración del esfuerzo invertido, se construye una variable dicotómica Hed_{it} para indicar si la observación del cliente i en el período t contribuye a una carrera que tiene por objetivo un producto o servicio hedonista.

$$Hed_{it} = \begin{cases} 1, & \text{si la observación } i \text{ de } t \text{ contribuye a un canje hedónico} \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

Además, considerando que cada nivel de canjes requieren esfuerzos significativamente distintos, se construye $Nivel_{it}$ normalizando los puntos necesarios para acceder al canje respecto al primer nivel (5.000 puntos).

$$Nivel_{it} = \begin{cases} 1 & \text{si la observación } i \text{ de } t \text{ contribuye a un canje de 5.000 puntos} \\ 1,8 & \text{si la observación } i \text{ de } t \text{ contribuye a un canje de 9.000 puntos} \\ 2,4 & \text{si la observación } i \text{ de } t \text{ contribuye a un canje de 12.000 puntos} \\ 4,8 & \text{si la observación } i \text{ de } t \text{ contribuye a un canje de 24.000 puntos} \end{cases}$$

Covariantes asociadas al comportamiento post-canje

Para evaluar si existe un cambio en el patrón de compras post-canje, se construye una variable $PostCanje$:

$$PostCanje_{it} = \begin{cases} 1, & \text{si la observación de } i \text{ de } t-1 \text{ corresponde a un canje} \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

Otras covariantes de control

Se construyen dos variables adicionales que podrían influir significativamente en la incidencia y monto de compra efectuados por los clientes, y por las cuales puede ser relevante controlar dichos comportamientos.

La primera de ellas es $Share_t$, la cual permite controlar por tendencia y estacionalidad en las ventas de la cadena y se construye como:

$$Share_t = \frac{Ventas (UF) \text{ observadas en } t}{\max\{Ventas (UF) \text{ durante el período de estudio}\}}$$

Además, es posible que los miembros del programa de fidelización cambien su comportamiento para evitar la expiración de puntos, tal como lo estudió Carboni (2012) [2]. Para controlar por este efecto se construye la variable $PtosPorVencer_{it}$ como el número de puntos que expirarán en $t + 1$ de acuerdo a la política de duración del programa.

3.5. Análisis de Resultados

En la Tabla 3.1 se presentan los resultados de distintas especificaciones consideradas del modelo, en las cuales se fue incluyendo gradualmente interacciones entre el tipo de producto canjeado y variaciones en el nivel de esfuerzo invertido. Para evaluar la significancia estadística de los parámetros estimados se construyen regiones de credibilidad a partir de los cuantiles de los valores a posteriori.¹

Los resultados fueron obtenidos tras 50.000 iteraciones del algoritmo, considerando la primera mitad de ellos como *burn-in period*. Los gráficos que ilustran la convergencia de los parámetros en cada uno de los modelos estimados se encuentran disponibles en Apéndice A.

Selección de Modelo

En relación a la significancia de los parámetros se observa que la mayoría resulta ser estadísticamente distinto de cero a un nivel de significancia $\alpha = 0,01$, excepto por los parámetros del modelo VI asociados a la variable $Hed \in \{-0,28, 0,01\}$ en la decisión de indicencia, y las variables $Hed \cdot Dist2 \in \{-2,69, 0,09\}$ y $Nivel \cdot Hed \cdot Dist2 \in \{-2,31, 2,18\}$ en la decisión de cantidad.

En base a la *media armónica* y el criterio de información *DIC*, se prefiere el modelo más sencillo de todos: I. Sin embargo, para cumplir algunos de los objetivos específicos planteados para este trabajo de memoria es necesario considerar interacciones entre variables tales como *Hed*, *Dist* y *Dist2*, por lo que se considerará el modelo VI para los análisis presentados en las secciones subsiguientes.

Es importante notar que a pesar de que el ajuste no mejora a medida que se incorporan variables adicionales en el modelo, el valor de los parámetros que tienen en común no varía de manera significativa. Por ejemplo, el valor del parámetro asociado a $Nivel \cdot Dist$ de la

¹La región creíble a un nivel de significancia α corresponde al intervalo con cota inferior igual al cuantil α y cota superior igual al cuantil $(1-\alpha)$. Si la región no contiene al cero, entonces el parámetro es estadísticamente distinto de cero.

variable de decisión incidencia oscila entre -0,32 y -0,40 en las seis especificaciones del modelo consideradas, por lo tanto los resultados que se presentarán a continuación son consistentes a pesar que la elección del modelo no sea realizada en base a métricas de precisión.

Tabla 3.1: Resultados Modelos Tobit II

		I	II	III	IV	V	VI
Incidencia	<i>Intercepto</i>	-0,69	-0,69	-0,68	-0,66	-0,65	-0,64
	<i>Dist</i>	0,16	0,16	0,15	0,12	0,11	0,09
	<i>Dist2</i>	-1,10	-1,29	-1,14	-1,41	-1,19	-1,32
	<i>Hed</i>			-0,26	-0,24	-0,24	-0,15*
	<i>Hed · Dist</i>			0,34	0,35	0,37	0,26
	<i>Hed · Dist2</i>					-0,85	-0,77
	<i>Nivel</i>	0,58	0,56	0,58	0,55	0,56	0,53
	<i>Nivel · Dist</i>	-0,39	-0,36	-0,40	-0,34	-0,36	-0,32
	<i>Nivel · Dist2</i>	1,77	1,98	1,82	2,09	1,91	2,06
	<i>Nivel · Hed</i>			0,25	0,24	0,27	0,20
	<i>Nivel · Hed · Dist</i>			-0,23	-0,23	-0,28	-0,19
	<i>Nivel · Hed · Dist2</i>					0,71	0,64
	<i>PtosPorVencer</i>	0,04	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
	<i>Share</i>	0,78	0,80	0,79	0,81	0,80	0,82
	<i>PostCanje</i>		-0,96		-1,01		-0,98
Cantidad	<i>Intercepto</i>	-7,22	-7,16	-7,03	-6,88	-6,77	-6,66
	<i>Dist</i>	1,61	1,57	1,36	1,10	1,05	0,95
	<i>Dist2</i>	-7,26	-8,76	-7,22	-9,21	-7,92	-9,22
	<i>Hed</i>			-2,80	-2,54	-2,63	-2,43
	<i>Hed · Dist</i>			2,89	2,77	2,67	2,47
	<i>Hed · Dist2</i>					-3,44	-1,41*
	<i>Nivel</i>	5,53	5,37	5,43	5,11	5,15	4,96
	<i>Nivel · Dist</i>	-3,48	-3,24	-3,37	-2,91	-3,04	-2,75
	<i>Nivel · Dist2</i>	12,56	13,98	12,32	14,14	13,27	14,52
	<i>Nivel · Hed</i>			2,26	2,14	2,40	2,25
	<i>Nivel · Hed · Dist</i>			-1,82	-1,79	-1,91	-1,72
	<i>Nivel · Hed · Dist2</i>					1,61	-0,43***
	<i>PtosPorVencer</i>	0,05	0,05	0,06	0,05	0,06	0,06
	<i>Share</i>	7,18	7,27	7,22	7,31	7,22	7,32
	<i>PostCanje</i>		-6,79		-6,88		-6,39
Σ	σ_{12}	8,96	8,91	8,90	8,84	8,87	8,82
	ω^2	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,09
	<i>Media Armónica</i>	-641.905	-642.642	-657.066	-658.115	-661.855	-666.831
	<i>pDIC</i>	16.415	15.108	17.410	15.392	17.289	17.868
	<i>DIC</i>	1.260.089	1.263.823	1.291.879	1.295.179	1.300.721	1.303.647

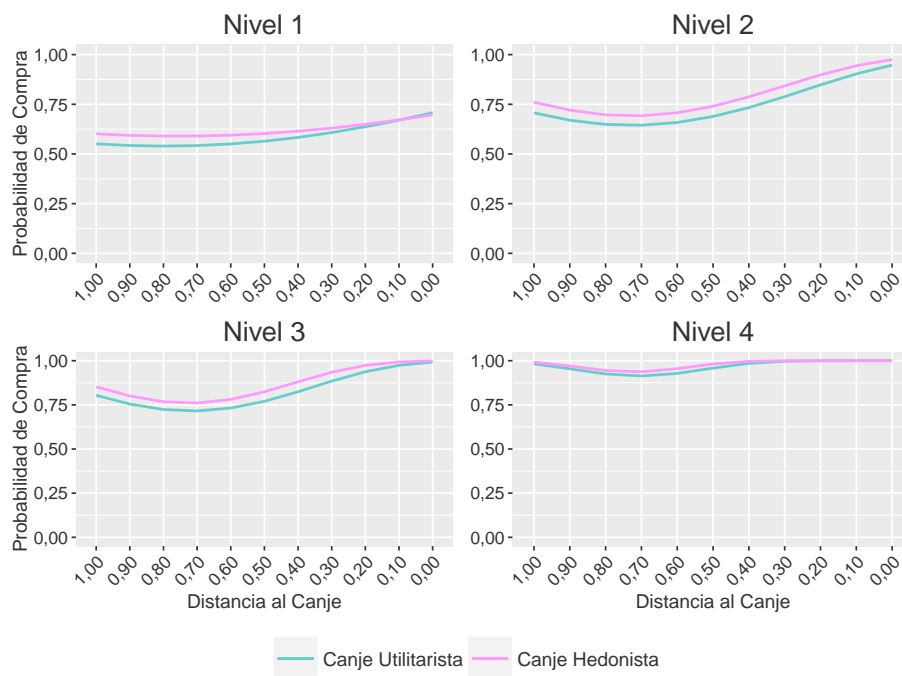
Nivel de Significancia: '*' >0,01; '**' >0,05; '***' >0,10

Efecto Aceleración

Los signos de los parámetros asociados a $Dist$ y $Dist2$ sustentan la existencia de un efecto de aceleración en las utilidades latentes que determinan las dos variables de decisión en estudio: incidencia o probabilidad de compra, y cantidad o monto invertido en cada una de las compras. El signo negativo del parámetro asociado a $Dist$ permite afirmar un aumento en la utilidad latente a medida que decrece la distancia, es decir, a medida que se está más cerca del objetivo; mientras que el signo positivo del parámetro asociado a $Dist2$ refleja que dicha variación ocurre a una tasa creciente.

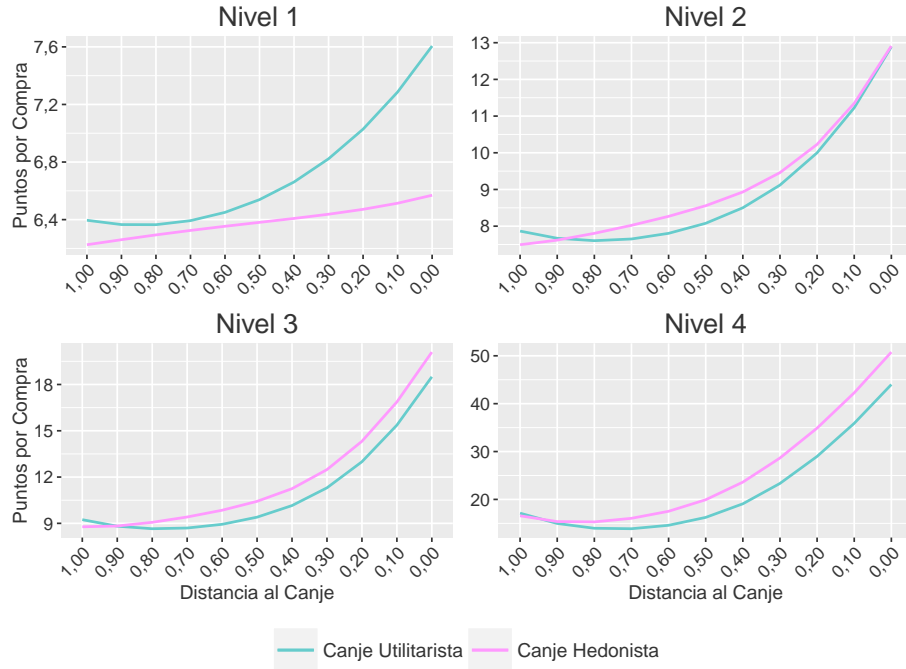
Con el fin de ilustrar el efecto aceleración en la incidencia de compra, se estima en base a los parámetros obtenidos por el modelo seleccionado la probabilidad de compra para distintos valores de la distancia al punto de canje, dejando fijo el valor de las otras covariables (promedio observado en la muestra de datos). Esto se calcula para cada tipo de canje, hedonista o utilitario, obteniéndose los resultados que se ilustran en la Figura 3.4. En ella se observa que la tendencia en la probabilidad de compra en función de la distancia es similar para ambos tipos de canje.

Figura 3.4: Resultados Estimación Probabilidad de Compra



Para ilustrar el efecto aceleración en el monto de compra, se repite el procedimiento anterior, obteniéndose los valores pronosticados que se muestran en la Figura 3.5. En esta ilustración es posible observar diferencias en los comportamientos para cada tipo de canje dependiendo del nivel: en el primer nivel, las carreras por canjes utilitarios presentan una aceleración en el monto de compra mucho mayor que las carreras por canjes hedonistas, mientras que para el resto de los niveles de canje ocurre lo contrario.

Figura 3.5: Resultados Estimación Puntos por Compra



Una forma alternativa para cuantificar variaciones en la aceleración del esfuerzo invertido dependiendo del tipo de producto canjeado, es evaluar el cambio porcentual de la probabilidad Y_1 y monto de compra Y_2 al final y principio de la carrera, es decir:

$$\Delta Y \% = \frac{Y(Dist = 0) - Y(Dist = 1)}{Y(Dist = 1)}, \quad Y \in \{Y_1, Y_2\}$$

lo que genera los resultados expuestos en la Tabla 3.2. Los resultados asociados a la probabilidad de compra (3.2a), muestran la existencia de una mayor aceleración en canjes utilitarios de todos los niveles. Por otro lado, los valores obtenidos para el monto de compra (3.2b), señalan que en los tres niveles de canje más altos la aceleración del esfuerzo es mayor cuando se trata de canjes hedonistas.

Tabla 3.2: Variaciones Porcentuales Final e Inicio de la Carrera

	(a) Probabilidad de Compra		(b) Monto de Compra		
	Canje Utilitario	Canje Hedonista	Canje Utilitario	Canje Hedonista	
Nivel 1	28,37 %	15,93 %	Nivel 1	18,93 %	5,52 %
Nivel 2	34,00 %	28,25 %	Nivel 2	63,85 %	72,27 %
Nivel 3	23,41 %	17,19 %	Nivel 3	100,21 %	128,96 %
Nivel 4	1,80 %	0,82 %	Nivel 4	156,91 %	206,26 %

Efecto Post Canje

El signo negativo del parámetro asociado a la variable *PostCanje* en ambas variables de decisión, sustentan la existencia de una disminución de las utilidades latentes que determinan las decisiones incidencia y cantidad de compra en el período siguiente a la realización del canje.

Para evaluar el efecto en las variables de respuesta, se estima la probabilidad y monto de compra para los dos valores posibles de $PostCanje = \{0, 1\}$, considerando el período inicial de la carrera a un canje utilitario ($Dist = 1$) y el resto de las covariables como el promedio observado en la muestra. Los resultados de la Tabla 3.3a señalan que en los períodos post canje la probabilidad de compra disminuye cerca de 36 % en los tres niveles de canje más bajos, y decrece un 12 % en canjes del nivel 4. En cuanto a la variación en el monto de compra, los resultados de la Tabla 3.3b muestran una disminución porcentual en el períodos post canje que se acentúa a medida que el nivel de este aumenta.

Tabla 3.3: Variaciones Porcentuales Según Condición Post Canje

(a) Probabilidad de Compra			
	Pre Canje	Post Canje	Disminución
Nivel 1	55,11 %	19,02 %	36,09 %
Nivel 2	70,69 %	32,23 %	38,46 %
Nivel 3	80,41 %	44,07 %	36,34 %
Nivel 4	98,23 %	86,41 %	11,83 %

(b) Monto de Compra			
	Pre Canje	Post Canje	Disminución %
Nivel 1	6,40	6,03	6,10 %
Nivel 2	7,87	6,76	16,33 %
Nivel 3	9,24	7,48	23,59 %
Nivel 4	17,13	12,39	38,26 %

3.6. Discusión Resultados

Los resultados obtenidos avalan la existencia del efecto aceleración a medida que se está mas cerca del canje, reflejado en un aumento en la probabilidad de compra y un aumento en el monto gastado en cada compra. La magnitud de este efecto varía según el tipo de producto canjeado, siendo mayor en probabilidad de compra cuando el canje corresponde a un producto utilitario y mayor en monto de compra cuando se canjea un producto hedonista. Es posible que esta diferencia se deba a que las características de cada tipo de producto afectan a mecanismos de esfuerzo (planteados por Locke y Latham) distintos. Por ejemplo, debido a que los productos hedonistas están asociados al ocio o placer podrían ser más atractivos como objetivo o generar más ansiedad en su obtención, afectando en mayor medida al mecanismo de incremento en el esfuerzo invertido (equivalente al monto de compra); mientras

que los productos utilitarios al estar destinados a satisfacer necesidades primarias o tener resultados asociados objetivos, podrían tener mayor influencia en el mecanismo de persistencia (equivalente a la probabilidad de compra en el contexto analizado).

La magnitud de la aceleración no solo depende del tipo de producto canjeado, sino también del nivel de canje (Tabla 3.2). En el nivel con mayor exigencia de puntos, la variación porcentual del esfuerzo invertido en el monto de compra es mucho mayor que la variación porcentual de la probabilidad de compra. En los niveles de canjes inferiores, la variación del esfuerzo es mucho más significativa en la probabilidad de compra que en el monto de esta. Estas diferencias podrían tener directa relación con las restricciones presupuestarias de cada consumidor, considerando que los niveles de canje están directamente relacionadas con el consumo promedio de cada uno de ellos.

La magnitud del efecto reseteo en los patrones de compra en el período siguiente al canje también depende del nivel de canje (Tabla 3.3). En los niveles más bajos de canje cuya aceleración más relevante ocurre en la probabilidad de compra, es donde se observa una mayor disminución en la incidencia de compra post canje. Por el contrario, en las carreras asociadas al nivel 4, la disminución más significativa es en monto de compra, variable en la cual presentaban mayor aceleración para lograr el premio. La dirección en la que se observan estos cambios podrían indicar que los consumidores adelantan estratégicamente sus compras para obtener el canje, por lo que al medir la efectividad del programa es importante considerar su capacidad de generar cambios en los patrones de compras en períodos de tiempo más prolongados.

El ajuste del modelo, medido con la *media armónica* y el criterio de información *DIC*, empeoró con la incorporación de covariables adicionales interactuadas con *Hed*. Este fenómeno podría tener su origen en el tipo de algoritmo utilizado, que no tiene por objetivo la maximización de la log-verosimilitud; o en la baja participación de canjes hedonistas, que corresponden a un 14,62% de las observaciones consideradas y podría dificultar la identificación del parámetro asociado a esa covariable.

La baja participación de observaciones de canjes hedonistas afectó además la convergencia de algunos parámetros, siendo los casos más críticos aquellos interactuados con *Hed · Dist2*, cuyos valores mostraban autocorrelación entre iteraciones (Figuras A.11 y A.12).

Finalmente, cabe señalar que la disminución en los patrones de compra después de efectuado el canje, fue medida en un período y solamente para aquellos clientes que realizan al menos dos canjes durante el período de estudio. Para entender en mayor profundidad el impacto económico que los canjes efectuados generan en los beneficios percibidos por la compañía, como resultado de las variaciones en los comportamiento de compra de sus clientes, en el Capítulo 5 se explora una metodología alternativa para evaluar la magnitud de dichos cambios en de mediano plazo (hasta 6 meses después del primer canje de cada cliente).

Capítulo 4

Preferencia por Tipo de Producto

El programa de fidelización estudiado dispone de un catálogo de canje que contiene una amplia variedad de productos. Esta variedad permite incorporar bienes y servicios de diferentes características, que pueden influir de manera distinta en el comportamiento de compra de sus clientes. Considerando que la elección de los productos a incluir en el catálogo de canje está totalmente en manos de la compañía, conocer el efecto de las características de los premios puede soportar la toma de decisiones que permita generar la mayor satisfacción posible al cliente, y en consecuencia, una mayor eficiencia del programa implementado.

En este capítulo se analizará la preferencia por tipo de productos, clasificados en hedonistas y utilitarios, dependiendo del total de puntos requeridos para su obtención. En la primera sección se resumen resultados de trabajos previos en contextos similares, para seguir con un análisis descriptivo de los datos en función de los efectos a medir. En la tercera sección de este capítulo se explica la metodología propuesta para cuantificar los efectos de interés, y a continuación se detallan las especificaciones del modelo propuesto que permiten obtener los análisis deseados. Finalmente, se presentan los resultados obtenidos y se cierra con una discusión respecto a estos.

4.1. Literatura Previa

Kivetz y Simonson (2002) [12] investigaron el impacto del nivel de esfuerzo necesario para obtener un premio en el tipo de producto que se escoge como recompensa. En específico, los autores testearon el efecto mediador del nivel de esfuerzo en el sentimiento de culpa y dificultad para justificar la adquisición de productos de lujo por sobre bienes necesarios, comportamiento previamente detectado en otros contextos por Prelec y Loewenstein (1998). Entre otros análisis, los autores aplicaron cuestionarios que representaban programas de lealtad con distintos niveles de esfuerzo requeridos, en los cuales los participantes debían declarar su preferencia por tipo de producto (de lujo o necesarios). Sus resultados indicaron que la participación de productos de lujo era mayor en programas que exigían mayores niveles de esfuerzo como requerimiento.

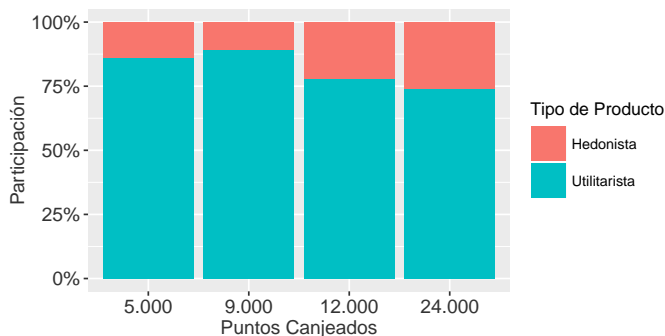
Okada (2005) [18] indagó en otros elementos que podrían favorecer la justificación de la adquisición de productos hedónicos en contextos de consumo habitual, no programas de recompensas. Mediante diferentes cuestionarios aplicados de manera experimental y en trabajo de campo, midió el impacto que tiene el formato de presentación de alternativas (por separado o en conjunto), concluyendo que la probabilidad de escoger una alternativa hedonista es mayor cuando se presenta de manera independiente. En base a otros estudios de similares características, confirmó la hipótesis de que los consumidores tienen mayor disposición a pagar en tiempo cuando se trata de adquirir productos hedónicos, y una mayor disposición a pagar en dinero cuando la compra corresponde a un producto utilitario.

En el capítulo anterior se analizó variaciones en los comportamientos de incidencia y monto de compra durante la carrera por un premio en función del tipo de canje. Sin embargo, aun cuando las personas muestren mayor aceleración por productos hedonistas en niveles más altos, dichos resultados no permiten concluir que la preferencia por este tipo de producto aumente acorde al nivel de esfuerzo requerido (total de puntos necesarios para su obtención). En esta sección se propone modelar la probabilidad de elección de productos hedonistas en función del nivel total de esfuerzo requerido, considerando posibles variaciones en las preferencias de cada individuo.

4.2. Análisis Descriptivo

Como se observa en la Figura 4.1, que representa la participación de productos utilitaristas y hedonistas en cada nivel de canje, a mayor cantidad de puntos necesarios para la obtención del premio, mayor es la frecuencia de elecciones hedonistas. Sin embargo, el patrón anterior no se cumple en los premios de 9.000 puntos (nivel 2), en donde se observa una disminución en la frecuencia de elección de productos hedonistas en comparación al nivel de esfuerzo previo (nivel 1).

Figura 4.1: Porcentaje de Tipo de Canje por Nivel



Con el fin de evaluar la significancia estadística de la asociación entre las variables categóricas *tipo de producto canjeado* y *nivel de canje*, se realiza un test de Fisher obteniendo los resultados presentados en la Tabla 4.1. El valor del estadístico permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre ambas variables. Más aun, al interpretar los valores en cursiva que representan el número esperado de observaciones en cada celda de la tabla bajo la

hipótesis nula, es posible observar una relación positiva entre nivel de esfuerzo y frecuencia de canjes hedonistas. Por ejemplo, en el nivel 1 se observan menos canjes hedonistas que lo esperado (1.587 y 1.679, respectivamente), mientras que en el nivel 3 se observan más canjes de este tipo en comparación a lo que se obtendría si la relación entre las variables fuese nula (66 y 37, respectivamente).

Tabla 4.1: Test de Fisher: Tipo de Canje Según Nivel de Esfuerzo

	Canje Utilitario	Canje Hedonista
Nivel 1	10.025 (9.933)	1.587 (1.679)
Nivel 2	2.856 (2.736)	342 (462)
Nivel 3	1.910 (2.092)	536 (354)
Nivel 4	188 (217)	66 (37)
	Significancia	0,00

Considerando que la muestra de datos disponibles permite observar clientes que han realizado más de un canje, se analiza una posible influencia de la elección previa en la elección de tipo de canje actual, como una medida de persistencia o preferencia intrínseca por productos hedonistas. Aplicando un test de Fisher, cuyo resultado se observa en la Tabla 4.2, es posible deducir que la elección de canjes hedonistas es más frecuente entre aquellos clientes que canjearon este mismo tipo de producto en la ocasión anterior.

Tabla 4.2: Test de Fisher: Tipo de Canje Anterior

	Canje Utilitario	Canje Hedonista
Canje Anterior Utilitario	4241 (4220)	669 (690)
Canje Anterior Hedonista	720 (741)	142 (121)
	Significancia	0,03

Finalmente, para evaluar la presencia de diferencias en las disposiciones a pagar en tiempo según tipo de producto (Okada, 2005), se realizan test de comparación de medias de la duración de la carrera según tipo producto. Los resultados de la Tabla 4.3 muestran que en los niveles 2 y 3, las carreras hacia canjes hedonistas son más cortas que aquellas por productos utilitarios.

Tabla 4.3: Test de Comparación de Medias: Duración Carrera (Meses)

Nivel	Canje Utilitario	Canje Hedonista	P-Valor
Nivel 1	21,67	22,98	0,00
Nivel 2	20,96	19,59	0,03
Nivel 3	21,21	19,59	0,02
Nivel 4	21,03	20,44	0,71

4.3. Modelo Logit Binario Jerárquico Bayesiano

A continuación, se describe el enfoque teórico propuesto para evaluar los comportamientos previamente expuestos. En específico, se modelará la elección de canje de tipo hedonista en base a un modelo logit binario, modelo de elección discreta que deriva una probabilidad de elección bajo el supuesto de que el tomador de decisión escoge la alternativa que le reporta mayor utilidad. La estimación de los parámetros asociados a dicha utilidad, se realizará por medio de un enfoque jerárquico bayesiano con el fin de obtener valoraciones parciales para cada uno de los individuos de la muestra, y obtener conclusiones robustas en presencia de heterogeneidad en las preferencias.

4.3.1. Modelo Logit Binario

Sea un tomador de decisión i que se encuentra frente a dos alternativas $j = \{A, B\}$, caracterizadas por vectores de atributos x_{Ait} y x_{Bit} . Con cada una de estas alternativas, el tomador de decisión obtiene una utilidad U_{ijt} que depende de dos componentes: una componente observable V_{ijt} determinada por un vector de parámetros β y las características observables de cada alternativa; y una componente aleatoria o no observable ε_{ijt} :

$$U_{ijt} = V_{ijt} + \varepsilon_{ijt} = \beta' x_{ijt} + \varepsilon_{ijt}$$

El modelo logit se obtiene al asumir que ε_{ijt} es independiente e idénticamente distribuido Valor Extremo Tipo I. Con este supuesto, y asumiendo que el tomador de decisión escoge la alternativa que le genera mayor utilidad, es posible derivar una expresión para la probabilidad de que el individuo i escoja la alternativa A como:

$$Pr(y_{it} = 1) = \frac{\exp(x'_{Ait}\beta)}{\exp(x'_{Ait}\beta) + \exp(x'_{Bit}\beta)} = \frac{\exp((x'_{Ait} - x'_{Bit})\beta)}{1 + \exp((x_{Ait} - x_{Bit})'\beta)}$$

Este modelo puede ser estimado por métodos de máxima verosimilitud o métodos bayesianos. En este trabajo se utiliza un enfoque jerárquico bayesiano, que permite estimar los parámetros de interés a nivel de individuo, β_i , mediante los pasos que se describen a continuación.

4.3.2. Estimación Modelo Logit Binario Jerárquico Bayesiano

En esta sección se utiliza la notación propuesta por Rossi et. all (2005) [21].

La especificación del modelo logit binario jerárquico bayesiano considera una distribución normal de los parámetros de interés:

$$\beta_i \sim N(\Delta' z_i, V_\beta)$$

Las distribuciones a priori de Δ y V_β son respectivamente:

$$\begin{aligned} \text{vec}(\Delta|V_\beta) &\sim N(\text{vec}(\bar{\Delta}), A^{-1} \otimes V_\beta) \\ V_\beta &\sim IW(v, V_0) \end{aligned}$$

Cabe señalar que a diferencia de la estimación del modelo Tobit II presentado en el capítulo anterior, las distribuciones condicionales no tienen una forma conocida a partir de la cuál se pueda simular con facilidad. Por lo tanto, el modelo logit binario será estimado utilizando el algoritmo de Metropolis - Hasting que corresponde a una adaptación de un paseo aleatorio con reglas de aceptación/rechazo que permiten converger a una distribución objetivo específica.

4.4. Especificación del Modelo

Covariantes asociadas al canje

Para medir el efecto del esfuerzo en la probabilidad de elegir canjes hedonistas, se construyen variables binarias que indican al nivel que corresponde cada canje, $Dnivek_{nt}$:

$$Dnivek_{nit} = \begin{cases} 1, & \text{si el canje de } i \text{ en } t \text{ es del nivel } n, n \in \{1, 2, 3, 4\} \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

Además, para controlar por posibles estacionalidades en la elección de productos hedónicos, se construyen variables dummies Mes_{mit} de la forma:

$$Mes_{mit} = \begin{cases} 1, & \text{si la observación de } i \text{ en } t \text{ se realiza en el mes } m, m \in \{1, \dots, 12\} \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

Adicionalmente, se construye la variable $MesesCarrera_{it}$, que indica el número de meses que le tomó al cliente i acumular los puntos necesarios para realizar el canje observado en t , y se utiliza la variable $PtosPorVencer_{it}$ definida con anterioridad, para controlar por posibles variaciones en la elección en presencia de la presión por la expiración de puntos.

Covariantes asociadas al canje previo

Para incorporar en el modelo la persistencia o preferencia intrínseca por productos hedonistas observada en el análisis descriptivo, se construye una variable binaria para indicar si el canje realizado en la ocasión anterior corresponde a este tipo de productos o no:

$$Hed_Ant_{it} = \begin{cases} 1, & \text{si el canje de la carrera previa a } t \text{ fue hedonista} \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

4.5. Análisis de Resultados

Los resultados que se presentan a continuación resumen los parámetros obtenidos después de 100.000 iteraciones del algoritmo, considerando la primera mitad de ellas como *burn-in period*. En la sección Apéndice B se presentan los gráficos que ilustran la convergencia de los parámetros asociados a cada uno de los modelos estimados.

4.5.1. Resultados Canjes N°1

Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 4.4, la cual contiene cuatro estimaciones en las que se fueron incorporando progresivamente variables de control. Cabe señalar que estos resultados fueron obtenidos considerando únicamente los primeros canjes de cada cliente, con el fin de aislar efectos de persistencia o preferencia intrínseca por cierto tipo de productos.

Tabla 4.4: Resultados Modelo Logit, Probabilidad de Canje Hedonista
Primeros Canjes

	Modelo A	Modelo B	Modelo C	Modelo D
<i>Intercepto</i>	-2,64*	-2,97*	-0,28*	-0,68*
<i>Dnivel₂</i>	-0,30	-0,45*	-1,83*	-1,11*
<i>Dnivel₃</i>	0,22	0,30	1,86*	1,85*
<i>Dnivel₄</i>	0,81*	1,03*	1,23*	-0,09
<i>MesesCarrera</i>			-0,85*	-0,87*
<i>ControlMeses</i>	No	Sí	No	Sí
<i>Media Armónica</i>	-3858,17	-3185,40	-699,55	-670,20
\hat{p}_{DIC}	2278,98	2719,74	993,00	932,60
<i>DIC</i>	8998,12	8180,08	2028,21	1891,49

Nivel de Significancia: '*' < 0,05

Selección de Modelo

Al comparar las métricas de ajuste de los modelos A y C, y B y D respectivamente, es posible observar que la incorporación de la covariable *MesesCarrera* mejora significativamente el ajuste del modelo, incluso al penalizar por el número de parámetros adicionales (reflejado en la disminución del valor de *DIC*).

En base a la métrica *DIC*, se concluye que el modelo que representa mejor los datos obtenidos es el D.

Efecto Nivel de Esfuerzo

Bajo la hipótesis de que a mayor nivel de esfuerzo requerido aumenta la preferencia por productos de tipo hedonista, se debería observar un crecimiento en el valor de los parámetros asociados a nivel a medida que este aumenta. Sin embargo, el análisis descriptivo señaló una discontinuidad en el nivel 2, por lo que es factible que el parámetro asociado a dicho nivel sea menor que el del nivel 1 (Figura 4.1).

En base al modelo previamente seleccionado, modelo D, no es posible confirmar la veracidad de la hipótesis planteada. Si bien se observa que los parámetros asociados al nivel 2 y nivel 3 tienen una magnitud acorde a los esperado, es decir, menor que el nivel 1 y mayor que los niveles anteriores respectivamente, el parámetro asociado a nivel 4 resulta no ser estadísticamente significativo.

Lo anterior es válido incluso al considerar los demás modelos estimados. En general, la probabilidad de escoger un producto hedonista es más baja en el nivel 2, lo cual es compatible con lo observado en los datos; más los parámetros asociados a nivel 3 y 4 resultan no ser estadísticamente significativos, o no presentan el orden en magnitud que soporte la hipótesis.

4.5.2. Resultados Canjes N°2 o Superior

Con el objetivo de incorporar en el modelo posibles efectos de preferencia intrínseca por parte de los consumidores hacia productos de tipo hedonista, se incorpora la variable *Hed_Ant*, lo cual implica que la estimación de los parámetros se obtendrá considerando observaciones que correspondan a los segundos o superiores canjes de cada cliente.

Se estiman cuatro especificaciones del modelo incorporando paulatinamente variables de control. Los resultados obtenidos se resumen en Tabla 4.5.

Tabla 4.5: Resultados Modelo Logit, Probabilidad de Canje Hedonista Segundos Canjes

	Modelo G	Modelo H	Modelo I	Modelo J
<i>Intercepto</i>	-2,37*	-2,80*	-1,69*	-3,65
<i>Dnivel₂</i>	-0,54*	-0,95*	-1,91*	-2,77
<i>Dnivel₃</i>	0,65*	0,79*	1,28*	1,82
<i>Dnivel₄</i>	1,15*	0,76*	2,07*	1,68
<i>Hed_Ant</i>	-0,20	-0,36	-1,50*	-1,83
<i>Meses Carrera</i>			-0,29*	-0,44*
<i>Control Meses</i>	No	Sí	No	Sí
<i>Media Armónica</i>	-2027,69	-1585,31	-1258,43	-798,06
\hat{p}_{DIC}	666,74	1165,20	1181,61	1009,22
<i>DIC</i>	4376,74	4045,96	3307,43	2207,61

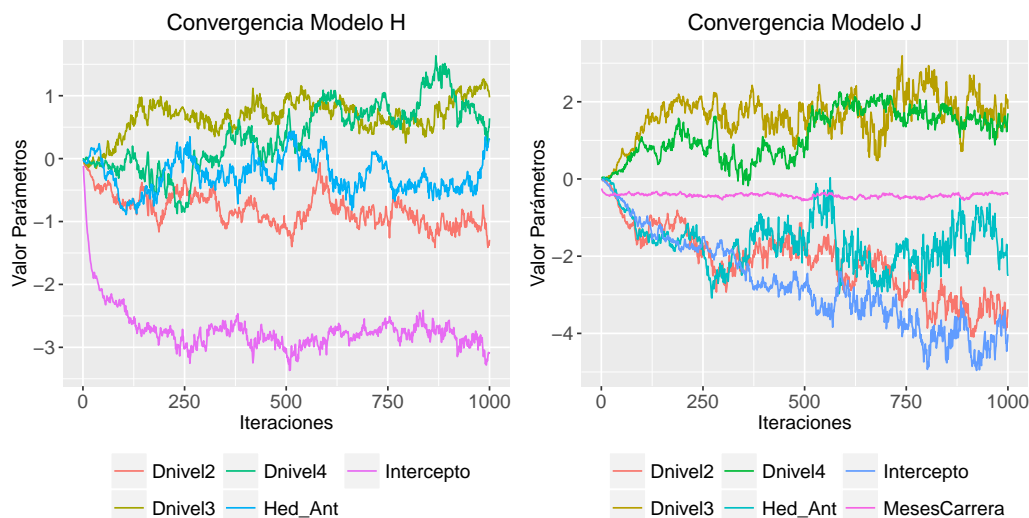
Nivel de Significancia: *' < 0,05

Selección de Modelo

En primer lugar, cabe señalar que la incorporación de variables de control asociadas a meses mejoran el ajuste de los modelos, lo cual se deduce al observar una disminución del *DIC* cada vez que dichas variables son incorporadas (modelo H en comparación a G, y modelo J en comparación a I).

En base a lo anterior, se seleccionará entre modelos que consideren dichas variables de control, modelo H y modelo J. Si bien el segundo de ellos es aquel que minimiza el *DIC*, los parámetros de interés estimados son poco estables y no han alcanzado su convergencia durante las iteraciones realizadas, como se puede observar en Figura 4.2. En su lugar, se escogerá el modelo H para realizar los análisis que siguen a continuación, priorizando la estabilidad de los parámetros que obtiene.

Figura 4.2: Comparación Convergencia Parámetros



Efecto Nivel de Esfuerzo

En base al modelo seleccionado, es posible observar que en relación al nivel 1, la probabilidad de escoger un producto hedonista aumenta en los niveles 3 y 4, y disminuye en el nivel 2. Sin embargo, el parámetro asociado al nivel 4 es menor que el estimado para el nivel 3, por lo tanto no es posible validar la hipótesis de que a mayor nivel de esfuerzo aumenta la preferencia por productos hedonistas.

Si bien los modelos G e I sustentan la hipótesis planteada, el resultado no es robusto a la incorporación de variables de control como meses o duración de la carrera.

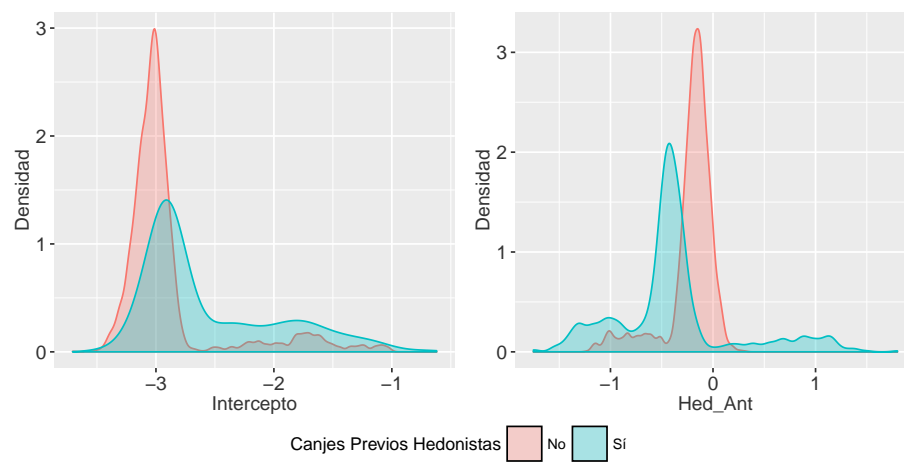
Efecto Elección anterior

En el modelo seleccionado, y en la mayoría de los estimados, se observa que el parámetro asociado al tipo de canje anterior no es estadísticamente distinto de cero.

Considerando que en los análisis descriptivos se observó una tendencia a escoger sucesivamente el mismo tipo de producto (Tabla 4.2), se explora la posibilidad de que la preferencia intrínseca por productos hedonistas esté capturada en el *Intercepto* de cada cliente, razón por la cual el parámetro asociado a *Hed_Ant* no resulta ser significativo.

En la Figura 4.3 se muestra la distribución de los parámetros individuales asociados a *Intercepto* y *Hed_Ant*, para dos grupos de clientes: aquellos que no han realizado canjes de tipo hedonista, y aquellos que han realizado al menos un canje de ese tipo. En la ilustración es posible apreciar que la media del *Intercepto* del segundo grupo de clientes es levemente mayor a la del segundo grupo, mientras que la media del parámetro asociado a *Hed_Ant* es menor.

Figura 4.3: Distribución de Parámetros Individuales



4.6. Discusión Resultados

Es importante destacar en primera instancia, que el aumento en la frecuencia observada de elección de productos hedonistas en niveles de canje más altos no se explica por variaciones en la participación de estos en el catálogo de premios ofertado. Sarkis (2009) [22] midió la participación según tipo de producto para cada nivel de los catálogos de premios ofrecidos por el programa para un período de tiempo que coincide con los datos analizados en este trabajo de memoria, y cuyo resultado se resume en la Tabla 4.6. En ella es posible observar que en cada catálogo, la proporción de productos hedonistas ofertados es relativamente similar para cada nivel de canje.

Un aspecto importante a considerar al momento de analizar los resultados, es la cantidad de datos disponibles que corresponden a canjes de tipo hedonista. De acuerdo a lo ilustrado

Tabla 4.6: Participación de la Oferta de Productos Hedónicos por Nivel
(Sarkis, 2009)

Catálogo	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
N° 10	19,23 %	22,62 %	21,59 %	16,36 %
N° 11	22,22 %	25,77 %	14,94 %	12,62 %
N° 12	28,81 %	27,71 %	15,85 %	30,95 %
N° 13	15,19 %	15,00 %	24,66 %	22,47 %
N° 14	21,13 %	27,42 %	20,93 %	20,00 %
N° 15	18,64 %	16,36 %	23,73 %	17,91 %

en la Tabla 4.1, la cantidad de canjes realizados en los niveles 3 y 4 es considerablemente menor que la cantidad de canjes en los niveles 1 y 2. En términos de participación, los canjes en los dos niveles más altos corresponden al 15,42 % del total; mas aún, la participación de canjes hedonistas en dichos niveles corresponde solo al 3,44 % del total de observaciones que constituyen la muestra. Este desbalance en el número de observaciones por nivel podría ser una de las causas de la inestabilidad o falta de significancia de los parámetros estimados asociados al los niveles 3 y 4.

Por otro lado, la no significancia estadística de los parámetros obtenidos podría ser consecuencia de la omisión de características relevantes para el consumidor al momento de escoger el tipo de premio a canjear. Una de ellas podría tener relación con el *atractivo* del producto, que no queda completamente especificado por la clasificación de productos hedonistas/utilitarios propuesta. Por ejemplo, entre dos productos del nivel 4 tales como una licuadora (utilitaria) y una carpa (hedonista) la clasificación es poco discutible, más para dos artículos del nivel 1 tales como un set de cuchillos (utilitario) y un juego de copas para postres (hedonistas) la clasificación puede variar considerablemente según distintos tomadores de decisión. Otro elemento omitido que podría ser relevante al momento de escoger el canje es el *historial de transacciones* de cada consumidor pues si los puntos acumulados se obtuvieron mayormente por compras hedonistas, puede que el mecanismo de justificación que facilita el canje de este tipo de productos cuando el nivel de esfuerzo es mayor (Kivetz y Simonson, 2002) no tome lugar.

Capítulo 5

Efecto del Primer Canje

Uno de los cuestionamientos usuales a los clubes de fidelización tiene relación con su efectividad, si logran o no aumentar la lealtad de los clientes o si el comportamiento de estos últimos se debe a características intrínsecas y no a causa del programa.

De acuerdo a las características del programa en estudio, todos los clientes que tienen la tarjeta de la tienda acumulan puntos cada vez que compran con ella, por lo tanto, se necesita un criterio adicional a las transacciones efectuadas para evaluar si estos están o no involucrados con el programa. En este trabajo se propone considerar la realización de un canje como indicatriz de la participación de los clientes en el programa, y atribuir potenciales cambios en sus comportamientos de compra después del canje como una medida de la efectividad del programa en cuestión.

El presente capítulo se organiza como sigue. Se inicia con una revisión de la literatura previa, resumiendo los principales hallazgos disponibles hasta la fecha. A continuación, se describe la metodología sugerida para evaluar el efecto del primer canje en el comportamiento de los clientes del programa, seguido de la especificación del modelo propuesto de acuerdo a los objetivos planteados. Para finalizar, se presentan los resultados obtenidos y una discusión respecto a la robustez y validez de estos.

5.1. Literatura Previa

Como se mencionó en capítulos anteriores, Nunes y Drèze (2011) [6] analizaron variaciones en el comportamiento de los clientes como resultado del cumplimiento de objetivos en un club de lealtad de una aerolínea. Según lo evaluado por estos autores, al obtener un ascenso en la categoría o tier del programa los consumidores aumentaban su nivel de participación en la compañía. Sin embargo, algunos autores como Dorotic et al. (2014) [5] han señalado que este aumento observado puede no ser efecto directo del cumplimiento de la meta, si no más bien, de los beneficios asociados al tier superior.

Otros autores han señalado que al momento de evaluar el impacto de este tipo de progra-

mas es crucial considerar dos factores: la frecuencia de canje y el segmento o tier de cliente. Entre ellos se encuentran Kopalle et al. (2012) [14], que en el contexto de un programa de fidelización de un hotel modelaron la elección de estadia en este en función del número de canjes realizados. Los autores incorporaron clases latentes en su estimación, encontrando que el mejor modelo destacaba la presencia de dos segmentos: un segmento buscador de precios, para el cuál el número de canjes acumulados tenía un efecto positivo en la probabilidad de elegir el hotel; y un segmento buscador de calidad de servicio, para el cuál dicho efecto no era estadísticamente significativo.

Ríos (2013) [20] midió el efecto de los canjes realizados por los clientes de un club de lealtad de una empresa de telecomunicaciones, con la cual los consumidores establecen una relación contractual. En este programa, los clientes reciben puntos según el servicio contratado, los cuales tienen una vigencia de 24 meses y pueden ser canjeados por una amplia variedad de alternativas como bolsas de mensajes de texto, entradas o descuentos al cine, donaciones al Hogar de Cristo y Proniño, entre otras.

La autora utilizó métodos de matching para medir el efecto que tiene la realización de un canje en comportamientos asociados a lealtad, tales como monto y cantidad de los servicios contratados. Entre sus principales resultados se encuentra que el grupo de clientes que había realizado al menos un canje durante el período de análisis aumentaba su nivel de consumo en relación a al grupo que no realizaba canjes: gastaba en promedio \$3.785 más, adquiría 0,037 productos más en total, y contrataba en total 0,002 más de productos distintos que aquellos pertenecientes al segundo grupo mencionado. Si bien la metodología utilizada le permitió comparar individuos parecidos en su conducta de compra, la definición de grupos podría generar sesgos de selección, puesto que el solo hecho de decidir canjear los premios puede ser resultado de diferencias no observables importantes entre ambos grupos de clientes.

En este trabajo de memoria se propone evaluar el efecto del primer canje en dos variables asociadas al comportamiento de compra de los consumidores: probabilidad de compra, y monto condicional de compra. La metodología a utilizar es un método de matching que permita comparar individuos similares en términos de las variables de interés, y así estimar el impacto del canje en ellas.

5.2. Métodos de Matching

Determinar el efecto que tiene un tratamiento en la respuesta que genera un individuo es un objetivo presente muchas ciencias o áreas de estudio, como por ejemplo, determinar cuál es el efecto de un medicamento en los síntomas de un paciente, o determinar cuál es el efecto de ofrecer un descuento a un cliente en su decisión de compra de cierto producto.

Formalmente, el efecto causal para el individuo i corresponde a la comparación de la respuesta potencial de este si recibe el tratamiento, y la respuesta potencial de este bajo una situación de control (sin la aplicación del tratamiento). Sin embargo, medir el efecto causal tomando la diferencia entre ambas respuestas no es factible, puesto que para cada individuo se observa solo una de esas respuestas potenciales (“problema fundamental de inferencia

causal”). Esto motiva la realización de experimentos en los cuales se generen dos grupos de individuos, uno de tratamiento y otro de control, con el fin de medir el efecto de interés a partir de la diferencia del valor esperado de la respuestas obtenidas en ambos.

Cuando se trata de experimentos aleatorios, en los que la asignación del tratamiento no depende sistemáticamente de las características de la unidad de análisis, es posible comparar directamente los resultados obtenidos por el grupo de tratamiento y el grupo de control para estimar el efecto causal del tratamiento, pues la aleatoriedad permite asegurar que la diferencia entre las respuestas de ambos grupos depende únicamente de la su aplicación (no a diferencias entre sus covariables).

En otras situaciones en que el experimento no es aleatorio, la diferencia en las respuestas entre ambos grupos no puede ser directamente atribuida a la aplicación del tratamiento. A lo largo del tiempo se han desarrollado distintas herramientas que permiten obtener resultados consistentes frente a la ausencia de aleatoriedad en la muestra, como métodos de matching, variables instrumentales, modelos de ecuaciones estructurales, entre otros.

5.2.1. Implementación de Métodos de Matching

De acuerdo a Stuart (2010) [24], la implementación de métodos de matching consta de cuatro pasos claves:

1. Definir una medida de distancia, similaridad o cercanía entre individuos. Esta etapa incluye a su vez dos importantes aspectos:
 - Selección de covariables: Considerando que los métodos de matching asumen que no existen diferencias no observables entre los grupos de tratamiento y control, es de crucial importancia incluir en el procedimiento todas las variables que puedan tener relación con la asignación del tratamiento y la variable de respuesta. Por otro lado, deben ser excluidas en el procedimiento covariables que puedan haber sido afectadas por el tratamiento de interés.
 - Elección de métrica de distancia: Existen distintas alternativas para definir la distancia entre dos individuos i y j , D_{ij} . Una de ellas es la distancia exacta entre covariables. Otra opción es la distancia *Mahalanobis* $D_{ij} = (X_i - X_j)' \Sigma^{-1} (X_i - X_j)$, donde X es el vector de covariables de cada individuo y Σ la matriz varianza-covarianza de X . Una alternativa adicional es $D_{ij} = |e_i - e_j|$, donde e_k es el propensity score del individuo k que representa la probabilidad de recibir el tratamiento dado el conjunto de covariables X .
2. Implementar, dada la medida de cercanía, un mecanismo para encontrar individuos similares entre sí. Entre los más utilizados se encuentran (Ríos, 2013 [20]):
 - *Nearest Neighbor Matching*: Consiste en encontrar para cada individuo del grupo de tratamiento, aquellos del grupo de control con los cuales posee menor distancia. En su forma más simple, 1:1, se emparejan dos individuos minimizando la distancia entre ambos.

- *Capiler Matching*: Incorpora al mecanismo anterior un criterio de tolerancia denominado “capiler”, que constituye una distancia máxima aceptable entre los individuos emparejados.
 - *Stratification Matching*: Consiste en una partición de la región común, zona en que se traslapan los valores de interés (covariables o propensity score) entre individuos tratados y no tratados, en una serie de intervalos o segmentos para calcular el impacto del tratamiento en cada uno de ellos.
3. Determinar la calidad de la muestra resultante tras aplicar el matching. En específico, se evalúa el balance de las variables relevantes que caracterizan a los clientes, comprobando que las distribuciones de estas no difieran significativamente entre individuos tratados y no tratados. Una alternativa para evaluar lo anterior, es comparar las medias poblacionales entre ambos grupos mediante test estadísticos.
 4. Analizar la variable de respuesta y estimar el efecto del tratamiento. Las estimaciones más comunes en estudios no-experimentales son el efecto promedio del tratamiento en los tratados o ATT (por su nombre en inglés, *average effect of the treatment on the treated*); y el efecto promedio del tratamiento en todos los individuos o ATE (por su nombre en inglés *average treatment effect*).

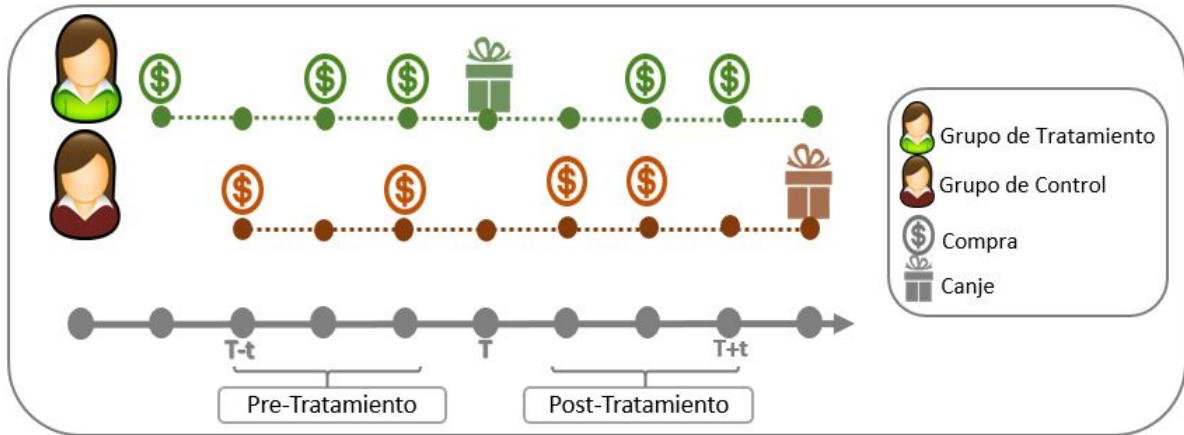
5.3. Especificación del Modelo

Con el fin de eliminar sesgos de selección, la muestra de datos a utilizar contiene información de clientes que realizaron al menos un canje durante el período observado. De manera adicional, y con el objetivo de comparar clientes con niveles de compra promedio similares, se considerará en la muestra solo a aquellos que realizaron su primer canje en el nivel 1 (5.000 puntos).

En el contexto estudiado, el tratamiento corresponde a la realización de un canje, y se evaluará el efecto de este en $t = \{1 \text{ mes}, 3 \text{ meses}, 6 \text{ meses}\}$ posteriores al canje en dos variables o comportamientos de interés: probabilidad de compra y monto condicional gastado en cada ocasión de compra.

El criterio de clasificación de los individuos en grupos de tratamiento o control se ilustra en la Figura 5.1, en donde se observan las compras (símbolo \$), canjes realizados (símbolo regalo), en distintos períodos de tiempo (línea de tiempo gris). Se define como tratamiento la realización de un canje en T , que junto con el período en el que se quiere evaluar el efecto t , definen un período pre-tratamiento desde $[T - t, T - 1]$, y un período post-tratamiento $[T + 1, T + t]$. Un individuo pertenece al grupo de tratamiento si efectúa su primer canje en T , o al grupo de control si efectúa su primer canje después de $T + t$ (post período de evaluación o comparación entre grupos). Además, es importante verificar que los clientes del grupo de control hayan iniciado su participación en el programa antes de $T - t$, para contar con la información necesaria para el matching.

Figura 5.1: Esquema Clasificación de Clientes



Para calcular la distancia entre individuos, se utilizó el propensity score, calculado a partir de un modelo logit para estimar la probabilidad de efectuar un canje en base a las siguientes covariables:

- *Antigüedad*: Meses desde el inicio del cliente en el programa hasta el inicio del período pre-tratamiento.
- *Compra_m*: Indicador que toma el valor 1 si el cliente compra en el mes m , o 0 en caso contrario, con $m \in [T - t, T - 1]$.
- *Puntos_m*: Cantidad de puntos adquiridos por el cliente en el mes m , $m \in [T - t, T - 1]$.

El matching fue realizado con el método *Nearest Neighbor* 1:1, es decir, cada individuo tratado fue emparejado con aquel individuo del grupo de control con propensity score más similar.

Finalmente, cabe señalar que se midió el efecto causal del tratamiento en los tratados (ATT) calculando la diferencia en las diferencias de las variables de respuesta de interés. En específico, se comparó la diferencia entre las variaciones experimentadas por ambos grupos después y antes del tratamiento, evaluando la diferencia estadística mediante test de comparación de medias.

5.4. Análisis de Resultados

Se consideraron tres escenarios a partir de seleccionar distintas fechas de tratamiento T , con el fin de evaluar la sensibilidad de el efecto causal estimado frente a la elección arbitraria del período de tratamiento. En el primero de ellos se consideró $T = \text{Junio del 2006}$. Para el segundo escenario se definió $T = \text{Enero del 2007}$. En el último escenario se generó una sub muestra aleatoria de clientes clasificados como grupo de tratamiento (independiente de la fecha de canje), el resto de los clientes fueron considerados como candidatos al grupo de control y considerando únicamente sus observaciones previas a la realización del primer canje, se calculó su propensity score.

Es importante indicar que en el tercer escenario, el método de matching fue realizado con una restricción adicional: cada individuo del grupo de tratamiento fue emparejado con el individuo del grupo de control con el propensity score más parecido, condicional en que las observaciones de ambos correspondieran a exactamente la misma fecha. Esta condición fue incorporada con el fin de tener una muestra balanceada en términos de temporalidad, y evitar que diferencias en tendencias o estacionalidades sesgaran los resultados obtenidos.

En la Tabla 5.1 se resumen los resultados obtenidos para el propensity score (PS) y el tamaño muestral que resulta del matching en cada uno de los escenarios considerados.²

Tabla 5.1: Resultados Matching

Escenario	Período de Evaluación	Tamaño Muestral	Mínimo PS	Máximo PS
Junio 2006	1 mes	500	0,02	0,14
	3 meses	500	0,02	0,42
	6 meses	500	0,02	0,50
Enero 2007	1 mes	254	0,01	0,17
	3 meses	254	0,01	0,28
	6 meses	254	0,01	0,35
Horizonte Móvil	1 mes	964	0,02	0,27
	3 meses	950	0,01	0,77
	6 meses	892	0,01	0,93

A continuación se presentan los resultados obtenidos para los dos comportamientos de interés, probabilidad de compra y monto de compra, y finalmente el efecto neto esperado a partir de combinar ambos. Para cada uno de los escenarios y análisis presentados, se confirmó el balance de las covariables consideradas en el cálculo del propensity score obteniéndose diferencias no significativas entre ambos grupos, detalle disponible en Apéndice C.2.

Efecto en Probabilidad de Compra

En cada escenario y período de evaluación, se estimó la significancia de la diferencia en la incidencia de compra entre los grupos de tratamiento y control post realización del tratamiento. Al ser la variable *Compra* una variable dicotómica, se utilizó un test de distribución de Fisher para la obtención de los resultados, cuyo detalle se encuentra en Apéndice C.3

En la Tabla 5.2 se presenta el efecto del tratamiento en los tratados, ATT, como

$$\begin{aligned}
 ATT &= \Delta_{Tratamiento} - \Delta_{Control} \\
 \Delta_g &= \bar{Y}_{i \in g, p \in post} - \bar{Y}_{i \in g, p \in pre}
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

²Dado que se usó el método *Nearest Neighbor* 1:1, el 50 % de los individuos de la muestra pertenece a cada grupo (tratamiento y control).

donde $g = \{Control, Tratamiento\}$, i corresponde a cada individuo de la muestra, pre y $post$ indican los periodos de pre y post tratamiento respectivamente, e Y la variable de respuesta evaluada (en este caso la variable binaria *Compra*).

Tabla 5.2: Variación en la Probabilidad de Compra

	1 mes	3 meses	6 meses
Junio 2006	- 12 %**	- 6 %***	- 4 %***
Enero 2007	- 5 %	- 10 %***	- 8 %***
Horizonte Móvil	- 25 %***	- 16 %***	- 10 %***

Nivel de Significancia: '***' < 0,01; '**' < 0,05; '*' < 0,10

Los resultados varían dependiendo del escenario evaluado, determinado por la fecha de tratamiento escogida para la generación de la muestra de clientes. En general, se observa que la probabilidad de compra disminuye en aquellos clientes que realizaron un canje en los períodos posteriores a este, y que esta disminución se va atenuando con el paso del tiempo.

Cabe señalar que la significancia estadística de los resultados es mayor al evaluar el efecto en 3 y 6 meses, que al evaluar 1 mes después de aplicado el tratamiento. Por otro lado, se observa que el escenario en que la fecha de canje es móvil, la disminución en la probabilidad de compra en el mes posterior al canje para los clientes del grupo de tratamiento es mucho mayor que la observada en los otros dos escenarios evaluados (-25 % versus -12 % y -5 %, respectivamente).

Efecto en Monto Condicional de Compra

La Tabla 5.3 contiene los resultados del efecto del tratamiento en los tratados en relación al monto efectuado en cada ocasión de compra. Su cálculo se obtiene tal como expresado en la fórmula del ATT 5.1, siendo en esta oportunidad Y igual a los puntos adquiridos. Dada la naturaleza de esta variable, en esta ocasión se realizaron tests de comparación de medias (test t para muestras con distintas varianzas) cuyos detalles se encuentran en Apéndice C.4.

Tabla 5.3: Variación en el Monto Condicional de Compra

	1 mes	3 meses	6 meses
Junio 2006	\$ 8.600*	\$ 25.034***	\$ 48.233***
Enero 2007	\$ 9.867	\$ 18.260**	\$ 22.125***
Horizonte Móvil	\$ 17.687*	\$ 27.003***	\$ 39.290***

Nivel de Significancia: '***' < 0,01; '**' < 0,05; '*' < 0,10

Es posible apreciar en los resultados, que independiente del escenario evaluado, el monto condicional de compra después de efectuar un canje aumenta con el paso del tiempo.

Tal como lo obtenido con la variable de incidencia (*Compra*), la significancia estadística del efecto un mes después de realizado el canje es baja, y aumenta a medida que se consideran más meses en el período de evaluación. La magnitud del efecto varía según el escenario considerado, siendo aquel que define el tratamiento como canjes realizados en *Enero 2007* el más conservador.

Efecto Neto: Monto Esperado de Compra

Los resultados anteriores señalan que después de efectuar un canje, los clientes disminuyen su probabilidad de compra, pero aumentan el monto condicional gastado en cada ocasión. ¿Es esto beneficioso para la compañía que imparte el programa?

Para responder lo anterior, se propone considerar el valor esperado de las transacciones que efectúan los clientes pertenecientes a cada grupo, multiplicando la probabilidad de compra por el monto condicional gastado en cada ocasión de compra.

Tabla 5.4: Variación en el Monto Esperado de Compra

	1 mes	3 meses	6 meses
Junio 2006	-\$ 1.126*	\$ 12.399***	\$ 16.389***
Enero 2007	\$ 1.915	\$ 6.574**	\$ 9.130***
Horizonte Móvil	-\$ 7.910*	\$ 5.199***	\$ 17.496***

Nivel de Significancia: '***' < 0,01; '**' < 0,05; '*' < 0,10

Según los resultados presentados en la Tabla 5.4, el efecto neto es positivo después de tres meses de efectuar el canje en adelante. Si bien el escenario *Enero 2007* señala que tras un mes del canje, los clientes tratados gastan en valor esperado \$1.915 más que quienes no efectuaron canje, este resultado no es estadísticamente significativo.

Como era de esperarse, consecuencia de lo observado en la evaluación de las variables probabilidad de compra y monto de compra, si bien la dirección del efecto del tratamiento en los tratados es similar para los distintos escenarios, la magnitud de este varía dependiendo de la definición del tratamiento.

5.5. Discusión Resultados

La definición de distintos escenarios de evaluación del efecto del tratamiento en los tratados tenía como finalidad validar la robustez de los resultados obtenidos, que mostraron variar en magnitud. A pesar de lo anterior, la dirección de los efectos después de tres y seis meses de realizado el canje, resultó ser consistente para todos los escenarios: existe una disminución en la probabilidad de compra que se atenúa y un aumento en el monto de compra con el paso

de los meses después del canje, resultando en un efecto neto positivo que aumenta a lo largo del tiempo considerado.

Una posible explicación a la disminución en la probabilidad de compra observada tras el primer canje es que los consumidores cambian temporalmente de tienda para poder utilizar otras tarjetas, ya sea por las restricciones de cupo que usualmente estas tienen o porque mueven sus esfuerzos de compra a programas de fidelización de otras tiendas en los que ya tienen puntos acumulados. Por otro lado, el aumento en el monto condicional de compra podría indicar un aumento en la lealtad de los consumidores, que tras tangibilizar las recompensas que el programa les ofrece se involucran más en este para seguir obteniendo premios.

Respecto a las diferencias en la magnitud del efecto estimado en función del escenario definido, se observó en aquellos con fecha de canje fija (*Junio 2006* y *Enero 2007*) una disminución en la probabilidad de compra mucho menor que la estimada en el escenario con fecha de canje móvil. Es posible que este fenómeno se deba a la elección arbitraria de las fechas en los dos primeros escenarios, pues ambos períodos se caracterizan por preceder a un período en que las ventas de la cadena aumentan. Las ventas de Julio 2006 fueron 18,36 % superiores que las observadas en el mes anterior, mientras que las de Febero 2007 fueron un 17,08 % más altas que las de Enero 2007, lo cual podría generar una sobrestimación del efecto asociado al tratamiento.

Por último, es importante señalar que los períodos de evaluación y las conclusiones que se les atribuyen pueden ser cuestionables. En específico, es posible que el período de evaluación definido como seis meses después del canje sea demasiado extenso como para representar efectos únicamente atribuidos al canje, caso en el cual el efecto positivo encontrado para dicho período podría estar sobrestimado. Aun así, fue posible encontrar resultados netos positivos y consistentes a los distintos escenarios propuestos después de tres meses realizado el canje, por lo que es posible concluir que el cambio que este genera en los patrones de compra de los consumidores sí genera beneficios para la compañía.

Capítulo 6

Conclusiones

6.1. Conclusiones

Los programas de fidelización han sido un mecanismo ampliamente utilizado por las empresas, que buscan aumentar la lealtad de sus consumidores premiándolos por su participación repetitiva en la compañía. En este trabajo se propuso medir la efectividad de un programa de fidelización de una tienda de retail en base al efecto que generan en tres aristas: comportamiento del consumidor durante su carrera al canje, preferencia por tipo de producto canjeado y efecto del primer canje en el patrón de compra de sus miembros.

En relación al comportamiento del consumidor durante su trayectoria al canje, se confirmó la existencia de la aceleración en el esfuerzo invertido reflejada en un aumento en la probabilidad de compra y aumento en el monto condicional de compra a medida que se está más cerca del punto de canje. A pesar de que la aceleración en ambas variables de decisión fue observada en todos los niveles de canje, la variación del esfuerzo invertido al final y al inicio de la carrera tiende a concentrarse en una variable de respuesta. Por ejemplo, las personas que participan en canjes del nivel 1 aumentan en mayor medida sus esfuerzos en incidencia (28,37 % para canjes utilitarios) que en cantidad (18,93 % para canjes utilitarios); mientras que aquellos que participan en el nivel 4 concentran el aumento de sus esfuerzos en monto (156,91 % para canjes utilitarios) más que en incidencia de compra (1,80 % para canjes utilitarios). Estas diferencias podrían ser resultado de las distintas capacidades de compra de las personas que participan en cada nivel, que pueden aumentar sus niveles de esfuerzo de acuerdo a cierta restricción presupuestaria. De hecho quienes participan en niveles de canjes altos se caracterizan por comprar frecuentemente en la tienda, por lo tanto, el aumento en la incidencia de compra que estos pueden efectuar es menor al que experimentan clientes que comprar con menor frecuencia y acceden a canjes de niveles más bajos.

En el período inmediatamente siguiente al canje, se observó una disminución en la probabilidad y monto de compra, confirmando la existencia de un efecto reseteo en los patrones de compra post canje. Las magnitud de estas disminuciones también varían según el nivel de canje, presentando una dirección contraria a la observada en la aceleración: en aquellos niveles de canje en que se acelera más en incidencia se observa mayor disminución en pro-

babilidad de compra, mientras que en los niveles donde la aceleración más relevante es en cantidad se observa una mayor disminución del monto de compra. En otras palabras, existe mayor disminución en el esfuerzo que se aceleró más para alcanzar el canje, lo cual podría indicar que el programa no aumenta el nivel de interacción de los clientes con la compañía, si no que estos acomodan estratégicamente sus compras para obtener antes el premio. Esto implica que al evaluar la efectividad del programa en la lealtad de los clientes, es importante considerar efectos de mediano o largo plazo y no solo de un único período.

De manera adicional, se midió variaciones en los patrones de aceleración en función del tipo de producto canjeado obteniéndose que la variación porcentual de la probabilidad de compra es mayor para canjes utilitarios, pero que la variación porcentual del monto de compra es mayor para canjes hedonistas. Estas diferencias podrían tener su origen en los distintos mecanismos de esfuerzo planteados por Locke y Latham, siendo posible que las características de los productos hedonistas apelen a un incremento en el esfuerzo invertido (monto de compra); mientras que los productos utilitarios afectan en mayor medida el mecanismo de persistencia en el esfuerzo para el logro del objetivo (incidencia de compra).

Respecto a la preferencia por tipo de producto dependiendo del nivel de esfuerzo (total de puntos) necesario para su obtención, se obtuvo que existe una mayor probabilidad de elegir productos hedonistas en los niveles más altos (12.000 y 24.000 puntos) que en los dos niveles más bajos de canje (5.000 y 9.000 puntos). Considerando como nivel base el primero de ellos, todos los modelos estimaron un parámetro asociado al nivel 2 negativo, lo cual es consistente con el hecho de que la participación de canjes hedonistas sea la menor observada en este nivel. Sin embargo, la relación de orden de la frecuencia de canjes hedonistas en los otros niveles no fue recuperada por el modelo logit propuesto, principalmente por falta de significancia estadística en los parámetros asociados a dichos niveles.

La no monotonía en la relación entre los puntos necesarios para el canje y la probabilidad de escoger un canje hedonista, podría indicar la presencia de otros moderadores de la preferencia por tipo de producto no explorados en el presente trabajo, tales como el atractivo de este para el consumidor dependiendo de su nivel de ingreso, el historial de compras que le permitió adquirir los puntos, o la brecha entre los precios de los productos expuestos para cada nivel del catálogo de canje.

Por último, se analizó el efecto del primer canje en aquellos consumidores que lo realizaron en el nivel 1 (5.000 puntos), como una forma de cuantificar el efecto neto en el patrón de compra de los consumidores en el corto y mediano plazo. La metodología propuesta para lograr lo anterior requirió la definición de dos grupos comparables entre sí: un grupo de tratamiento, que en este caso corresponde a quienes efectuaron un canje; y un grupo de control, que para este trabajo fueron aquellos que realizarían un canje después que el individuo con el cual se comparaba. Las conclusiones presentadas a continuación se obtienen a partir del escenario que define aleatoriamente las fechas de canje, con el fin de evitar sesgos generados por la elección arbitraria de períodos que pueden estar caracterizados por estacionalidades en las ventas.

La primera variable de comportamiento estudiada fue la probabilidad de compra tras el canje, obteniéndose una disminución de esta que se atenúa en el tiempo. En específico, se observó que en comparación a quienes no han realizado un canje aún, quienes efectuaron

un canje compran con -25 % de probabilidad en el mes siguiente, cifra que disminuye a -16 % tras tres meses y a -10 % después de seis de meses ocurrido el canje. Esta disminución en la incidencia de compra podría ser resultado de una sustitución temporal entre tarjetas de distintas tiendas, ya sea por las restricciones de cupo que usualmente las caracterizan o porque otros programas de fidelización se vuelven atractivos (más aún si ya cuentan con puntos acumulados en ellos).

La segunda variable de comportamiento medida fue el monto condicional de compra tras el canje, obteniéndose un aumento que crece en el tiempo para quienes efectúan un canje en comparación a quienes no. Tras un mes de realizado el canje, el primer grupo gasta en promedio \$17.687 más que el primero, cifra que aumenta a \$27.003 tras tres meses del canje, y a \$39.290 tras seis meses de su realización. Este aumento en el monto de compra podría indicar un aumento en la lealtad de los consumidores como resultado de un incremento en los niveles de satisfacción o por una concentración en los esfuerzos de compra en la tienda para seguir adquiriendo los beneficios asociados a su programa de recompensas.

Para calcular el efecto neto del tratamiento o canje, se calculó las diferencias en el valor esperado de las transacciones. Así, se obtuvo que el efecto neto del tratamiento de los tratados es una disminución de \$7.910 después de un mes del canje, valor que cambia a un aumento de \$5.199 tras tres meses y a \$17.496 tras seis meses del canje. A partir de esto, es posible señalar que a pesar de que en el mes posterior al canje el patrón de compra de los consumidores disminuye, posiblemente porque la aceleración al canje se logra adelantando las compras futuras, después de tres meses el efecto neto agregado es positivo para la compañía.

6.2. Limitaciones

Una limitación común a los tres aspectos abordados en este trabajo de memoria es la calidad de la información disponible. Primero, porque no se contaba con información demográfica de los consumidores, quienes quedan caracterizados únicamente por su comportamiento de compra. Los modelos Tobit II y Logit Binario fueron estimados con modelos bayesianos cuya jerarquía permite la incorporación de variables demográficas de manera sencilla, y que podría haber resultado en mejores ajustes de los modelos estimados. Por otro lado, este tipo de variables también podrían ayudar a mejorar la calidad del matching de clientes y obtener resultados más robustos del efecto causal del primer canje en el comportamiento de compra.

Un aspecto adicional en términos de la información disponible, tiene relación con la baja participación de canjes en los niveles más altos y de productos hedonistas. El desbalance entre estas observaciones y las que correspondían a canjes utilitarios, generará complicaciones en la convergencia de los parámetros asociados.

Otra limitación del presente trabajo, específicamente del modelo Tobit II propuesto para la evaluar el comportamiento de los clientes durante su carrera al canje, es el tiempo computacional que toma su estimación. Si bien este modelo particular permite modelar de manera simultánea las decisiones de incidencia y monto de compra, evitando sesgos en la estimaciones frente a la presencia de correlación entre ambas, puede no ser idóneo para otros

finés operacionales en dónde la precisión de los resultados sea menos relevante que el tiempo necesario para su obtención.

Finalmente, queda señalar las limitaciones generadas por los supuestos tomados en cada uno de los análisis realizados y que podrían afectar la magnitud de los efectos estimados. En cuanto al análisis de comportamiento durante la carrera, se asume implícitamente que los clientes se plantean desde un inicio el producto que quieren canjear, cuando puede ocurrir que durante los meses en que acumulan suficientes puntos para un canje su meta experimente cambios; o que los clientes se establecen un canje como objetivo después de tener una cierta cantidad de puntos acumulados, y por lo tanto, sus primeras compras no debieran ser consideradas como esfuerzo invertido para su obtención. Respecto a la preferencia por tipo de producto según el nivel de esfuerzo invertido, se asume que todos los clientes clasifican un producto de la misma forma, aun cuando algunos de ellos pueden ser caracterizado de distintas formas dependiendo del tomador de decisión. Por último, al analizar el efecto causal mediante métodos de matching se asume que no existen diferencias no observables entre los grupos de tratamiento y control, y que por lo tanto, todo lo relevante para la asignación del tratamiento y la variable de respuesta está especificado en las covariables disponibles para el cálculo del propensity score (métrica de distancia utilizada en esta oportunidad). En el desarrollo de este trabajo, debido a la falta de disponibilidad de datos, debieron ser omitidas variables que pueden ser muy relevantes en la respuesta obtenida, como el nivel de ingreso del cliente en estudio, edad, tamaño del grupo familiar, entre otras.

6.3. Recomendaciones y Trabajos Futuros

A partir de los resultados obtenidos es posible realizar recomendaciones al diseño del catálogo de productos disponibles para el canje. En particular, se sugiere aumentar la oferta de productos hedonistas, pues durante el período de estudio tuvo una participación promedio de 20,2 % en cada nivel de canje, y según los resultados obtenidos los consumidores aumentan significativamente el monto de compra invertido para lograr su obtención. Un aumento en el esfuerzo invertido se traduce directamente en un incremento de la participación de los clientes con la compañía, lo que permitiría que el programa tuviese mejores resultados en el aumento de la lealtad de estos.

Por otro lado, en base a la estimación del comportamiento de compras tras la realización del primer canje, se sugiere crear mecanismos que incentiven o faciliten la ejecución de este. El primer canje permite a los clientes que participan el programa tangibilizar los beneficios que este les ofrece, y de acuerdo a los resultados obtenidos, la empresa recibe mayores ingresos como consecuencia de un aumento en el gasto promedio de los clientes tras el canje. Dentro de los mecanismos que se pueden implementar para incentivar el primer canje son ofrecer tarifas especiales o el envío regular de información del balance de puntos para evitar la expiración de estos.

Con el fin de complementar los resultados presentados en este informe, se puede incorporar otras medidas que reflejen el grado de interacción de los clientes que participan en el programa de fidelización. La efectividad de este puede también estar reflejada en un aumento de visitas

a la tienda, en que se efectúan compras de menor tamaño y por lo tanto no se usa la tarjeta como medio de pago; en un incremento en la interacción con otros canales, como el sitio web de la tienda de retail; entre otros.

Adicionalmente, se propone como trabajo futuro indagar en las características o atributos del producto que tienen directa relación con su atractivo, con el fin de poder maximizar la experiencia de los usuarios en el programa y la satisfacción que estos derivan con las recompensas que obtienen. Por ejemplo, diseños experimentales en los cuales los sujetos deban calificar los distintos productos de un catálogo de premios, o entrevistar a clientes en el momento en que acuden a los centros de canje para intercambiar sus puntos.

Bibliografía

- [1] Jeff Berry. The 2015 colloquy loyalty census. *Colloquy*, February 2015.
- [2] André Carboni. Estudio de las respuestas de los consumidores ante un programa de lealtad. Tesis para optar al grado de magister en gestión de operaciones, memoria para optar al título de ingeniero civil industrial, Universidad de Chile, 2012.
- [3] Boiteau Niknafs Charrad, Ghazzali. Nbclust: An r package for determining the relevant number of clusters in a data set. *Journal of Statistical Software*, 61(6), 2014.
- [4] Centro de Estudios del Retail. Comparación ente beneficios de clubes de fidelización en Chile. *Universidad de Chile*, 2012.
- [5] Matilda Dorotic, Peter C Verhoef, Dennis Fok, and Tammo HA Bijmolt. Reward redemption effects in a loyalty program when customers choose how much and when to redeem. *International Journal of Research in Marketing*, 31(4):339–355, 2014.
- [6] Xavier Dreze and Joseph C Nunes. Recurring goals and learning: The impact of successful reward attainment on purchase behavior. *Journal of Marketing Research*, 48(2):268–281, 2011.
- [7] Patrick Hadlock Dylan Bolden and Keith Melker. Leveraging the loyalty margin: Rewards programs that work. *Boston Consulting Group*, April 2014.
- [8] Andrew Gelman, John B Carlin, Hal S Stern, and Donald B Rubin. *Bayesian data analysis*, volume 2. Taylor & Francis, 2014.
- [9] John A Hartigan and PM Hartigan. The dip test of unimodality. *The Annals of Statistics*, pages 70–84, 1985.
- [10] Ho-Chuan River Huang. Bayesian analysis of the dividend behaviour. *Applied Financial Economics*, 11(3):333–339, 2001.
- [11] Clark L Hull. The goal-gradient hypothesis and maze learning. *Psychological Review*, 39(1):25, 1932.
- [12] Ran Kivetz and Itamar Simonson. Earning the right to indulge: Effort as a determinant of customer preferences toward frequency program rewards. *Journal of Marketing Research*, 39(2):155–170, 2002.

- [13] Ran Kivetz, Oleg Urminsky, and Yuhuang Zheng. The goal-gradient hypothesis resurrected: Purchase acceleration, illusionary goal progress, and customer retention. *Journal of Marketing Research*, 43(1):39–58, 2006.
- [14] Praveen K Kopalle, Yacheng Sun, Scott A Neslin, Baohong Sun, and Vanitha Swaminathan. The joint sales impact of frequency reward and customer tier components of loyalty programs. *Marketing Science*, 31(2):216–235, 2012.
- [15] Yuping Liu. The long-term impact of loyalty programs on consumer purchase behavior and loyalty. *Journal of Marketing*, 71(4):19–35, 2007.
- [16] Edwin A Locke and Gary P Latham. Work motivation and satisfaction: Light at the end of the tunnel. *Psychological science*, 1(4):240–246, 1990.
- [17] Michael A Newton and Adrian E Raftery. Approximate bayesian inference with the weighted likelihood bootstrap. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, pages 3–48, 1994.
- [18] Erica Mina Okada. Justification effects on consumer choice of hedonic and utilitarian goods. *Journal of marketing research*, 42(1):43–53, 2005.
- [19] Frederick P Reichheld and W Earl Sasser. Zero defections: Quality comes to services. *Harvard business review*, 68(5):105–111, 1990.
- [20] Carla Ríos. Análisis del efecto de un club de fidelización en el comportamiento de clientes bajo régimen contractual. Memoria para optar al título de ingeniera civil industrial, Universidad de Chile, 2013.
- [21] Peter E Rossi, Greg M Allenby, and Rob McCulloch. *Bayesian statistics and marketing*. John Wiley & Sons, 2012.
- [22] Sebastián Sarkis. Medición del efecto de un programa de lealtad en el comportamiento de compra y canje de sus clientes. Memoria para optar al título de ingeniero civil industrial, Universidad de Chile, 2009.
- [23] Tariq Shaukat and Phil Auerbach. Loyalty: Is it really working for you? *Forbes*, December 2011.
- [24] Elizabeth A Stuart. Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical science: a review journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 25(1):1, 2010.
- [25] Kevin E Voss, Eric R Spangenberg, and Bianca Grohmann. Measuring the hedonic and utilitarian dimensions of consumer attitude. *Journal of marketing research*, 40(3):310–320, 2003.
- [26] Jeffrey M Wooldridge. *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT press, 2010.

Apéndice A

Comportamiento Durante la Carrera

A.1. Convergencia Parámetros Modelo I

Figura A.1: Convergencia Parámetros Modelo I - Incidencia

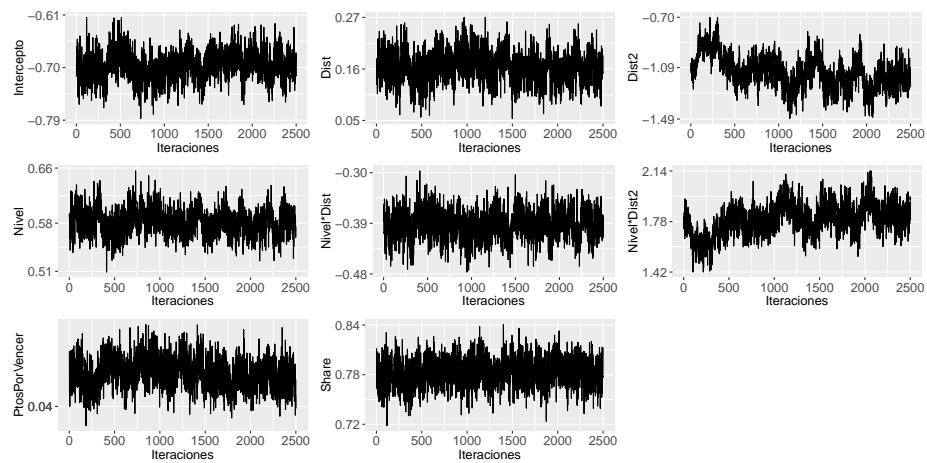
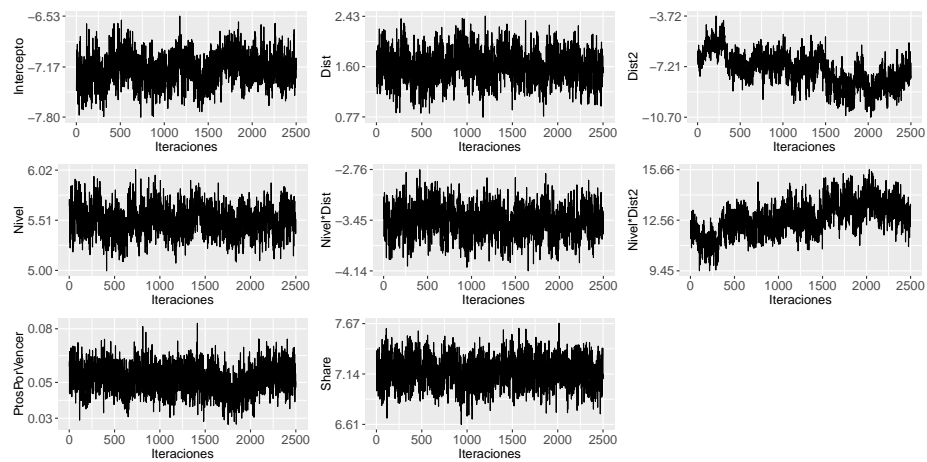


Figura A.2: Convergencia Parámetros Modelo I - Cantidad



A.2. Convergencia Parámetros Modelo II

Figura A.3: Convergencia Parámetros Modelo II - Incidencia

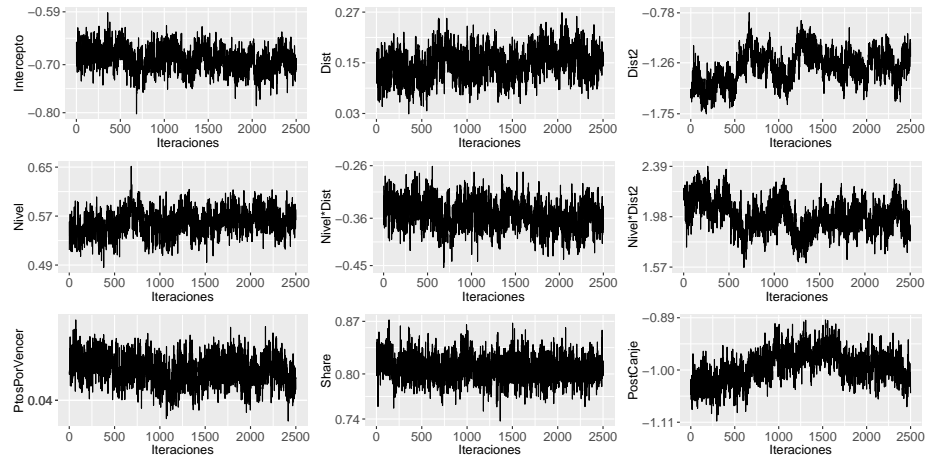
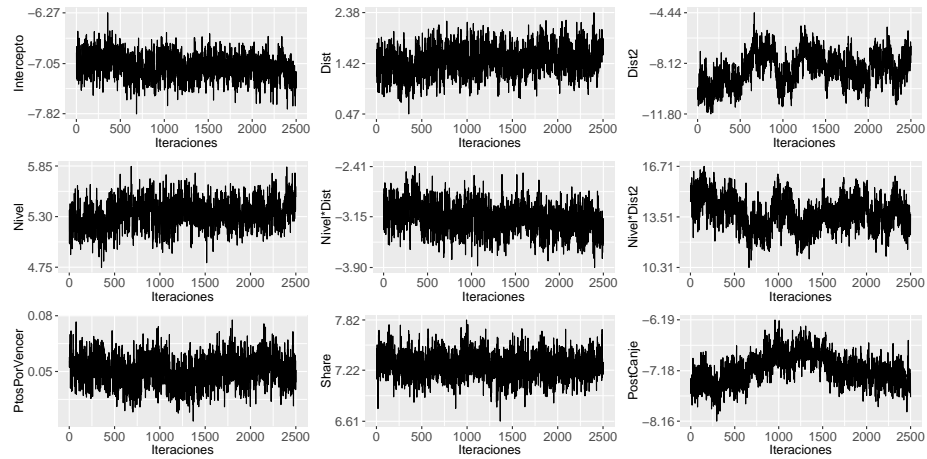


Figura A.4: Convergencia Parámetros Modelo II - Cantidad



A.3. Convergencia Parámetros Modelo III

Figura A.5: Convergencia Parámetros Modelo III - Incidencia

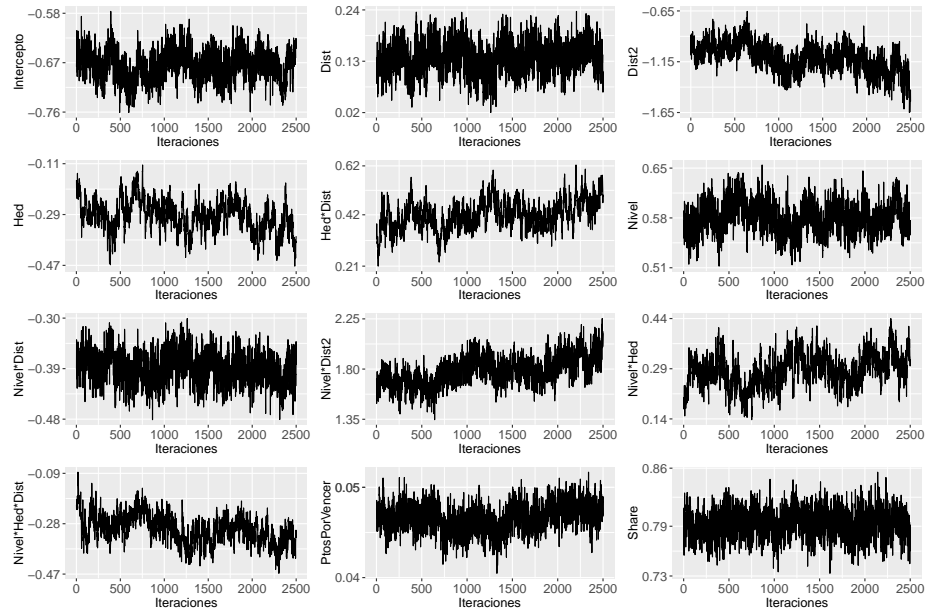
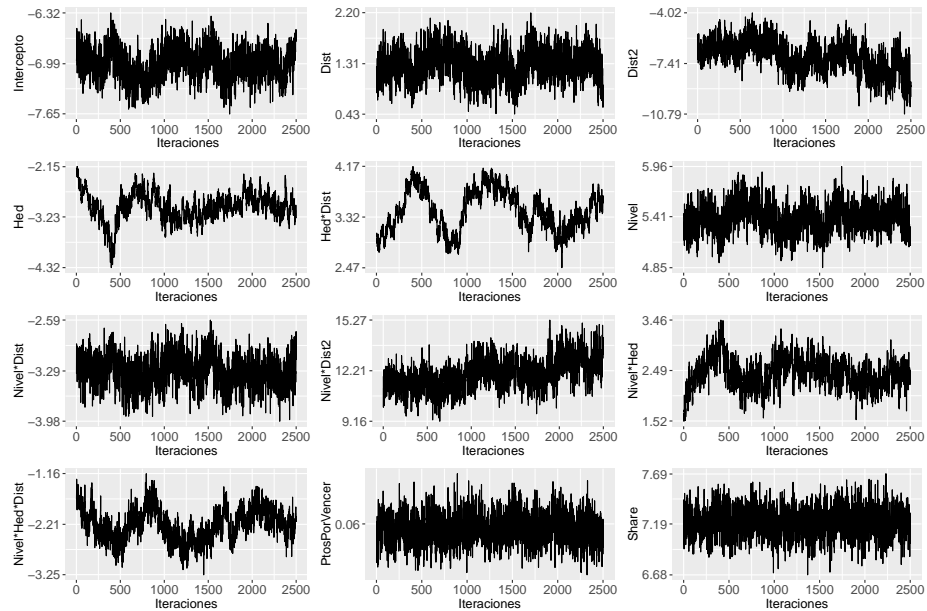


Figura A.6: Convergencia Parámetros Modelo III - Cantidad



A.4. Convergencia Parámetros Modelo IV

Figura A.7: Convergencia Parámetros Modelo IV - Incidencia

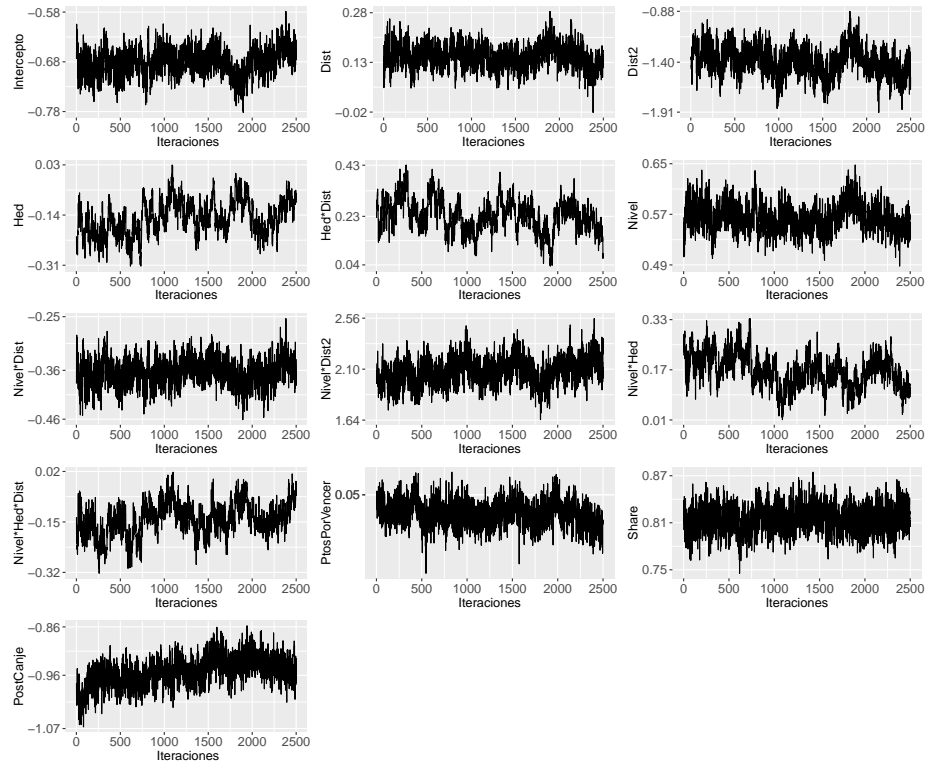
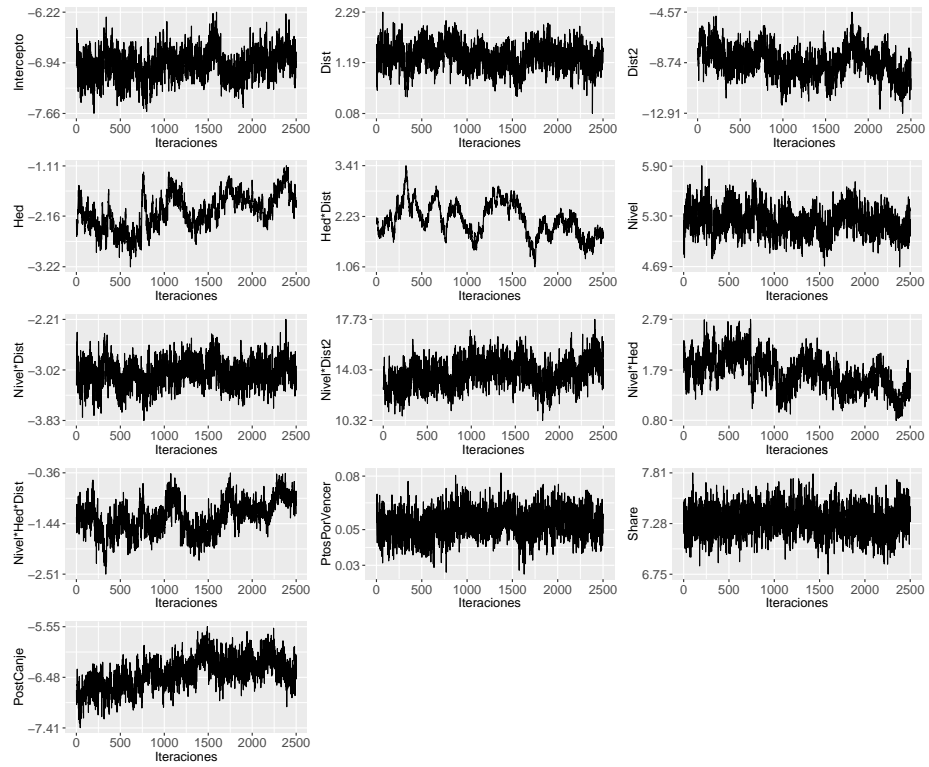


Figura A.8: Convergencia Parámetros Modelo IV - Cantidad



A.5. Convergencia Parámetros Modelo V

Figura A.9: Convergencia Parámetros Modelo V - Incidencia

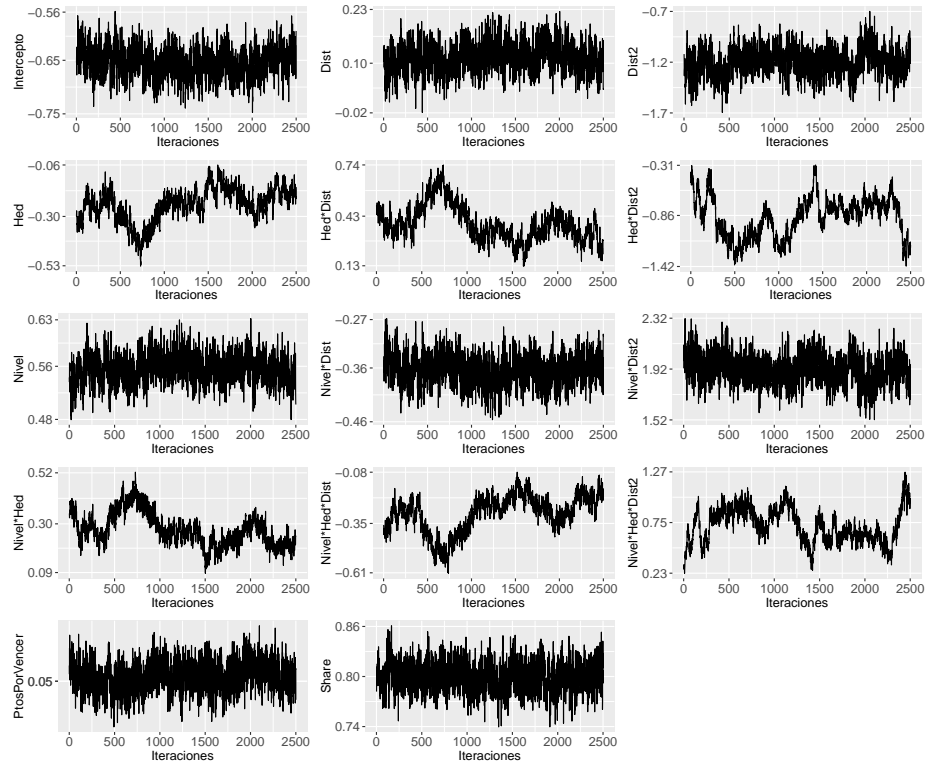
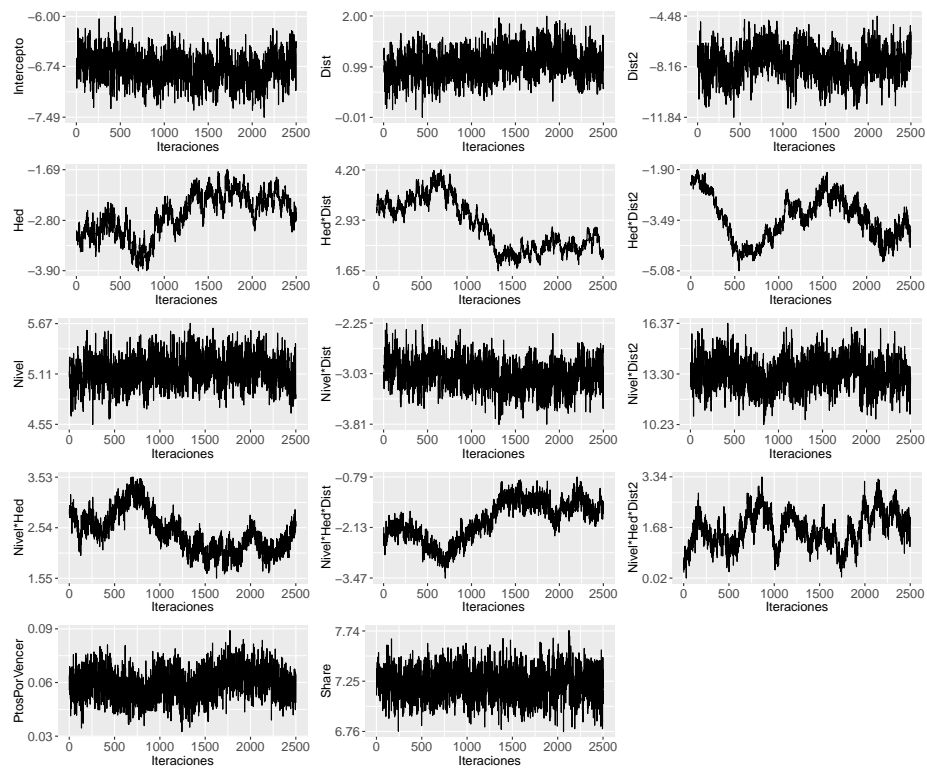


Figura A.10: Convergencia Parámetros Modelo V - Cantidad



A.6. Convergencia Parámetros Modelo VI

Figura A.11: Convergencia Parámetros Modelo VI - Incidencia

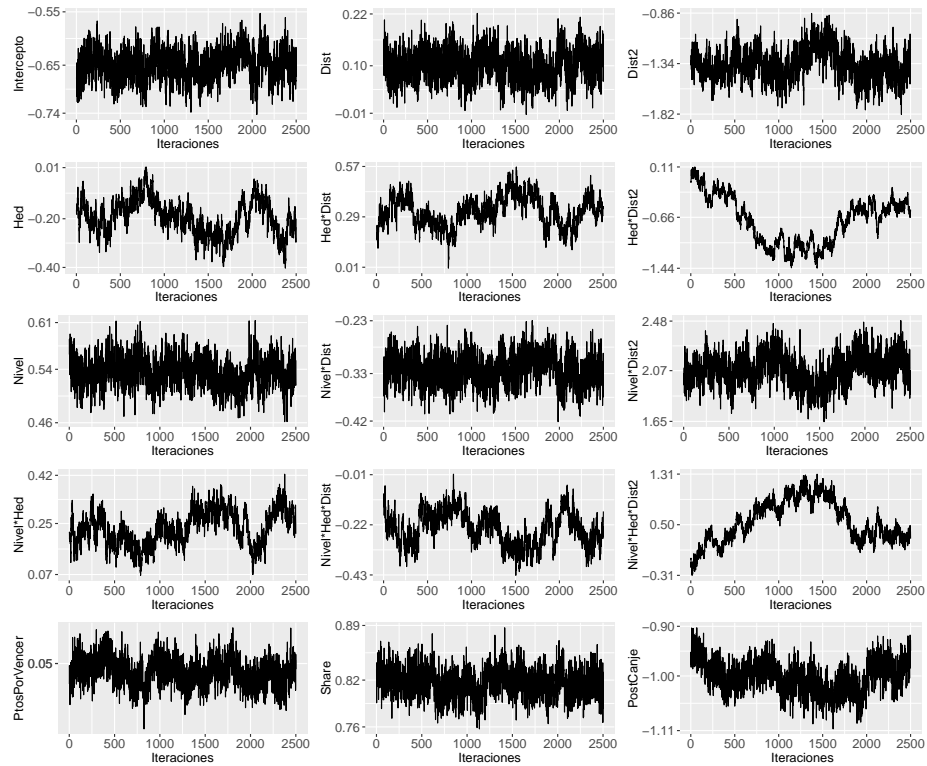
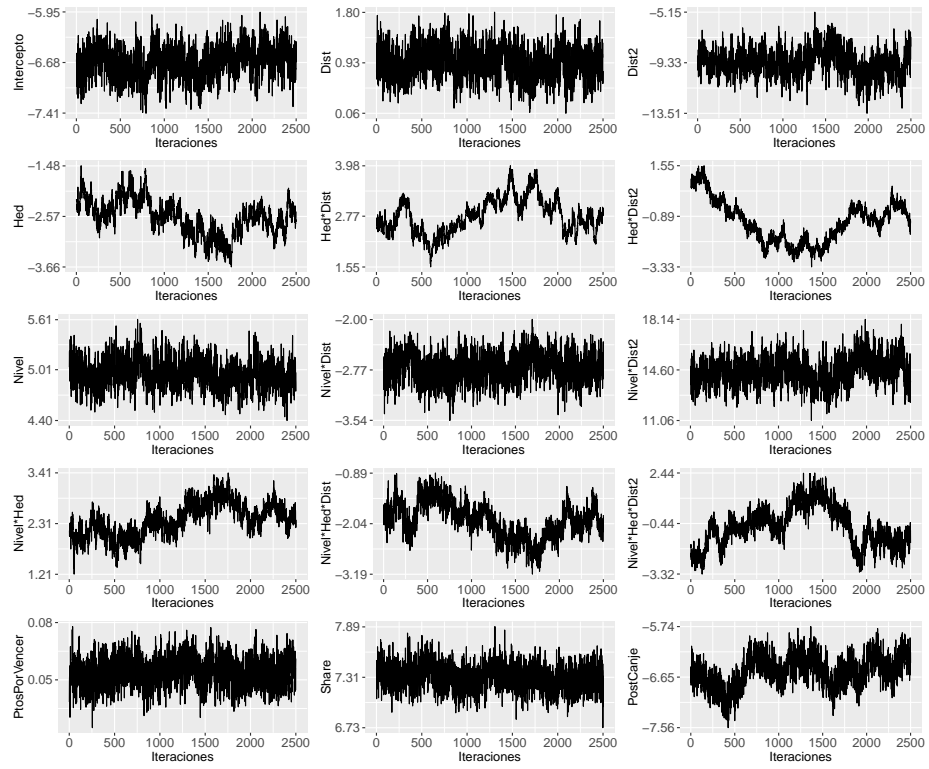


Figura A.12: Convergencia Parámetros Modelo VI - Cantidad

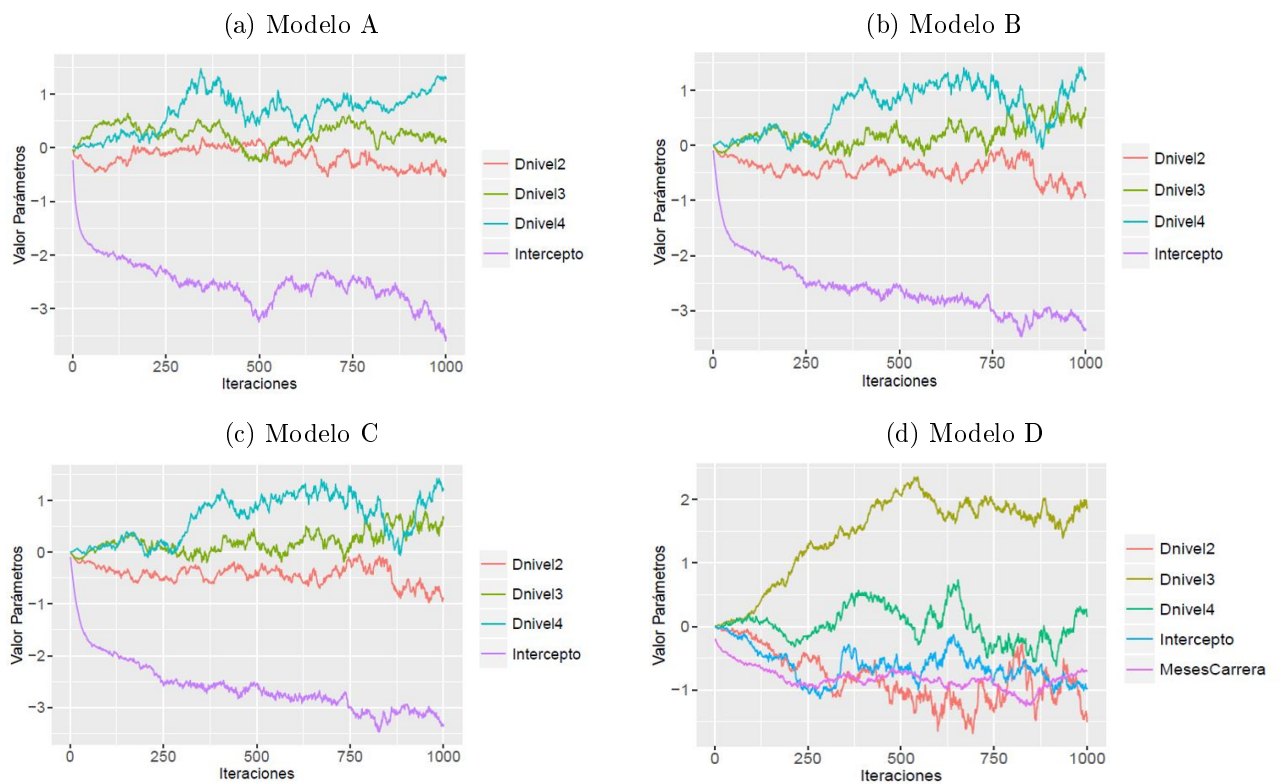


Apéndice B

Preferencia por Tipo de Producto

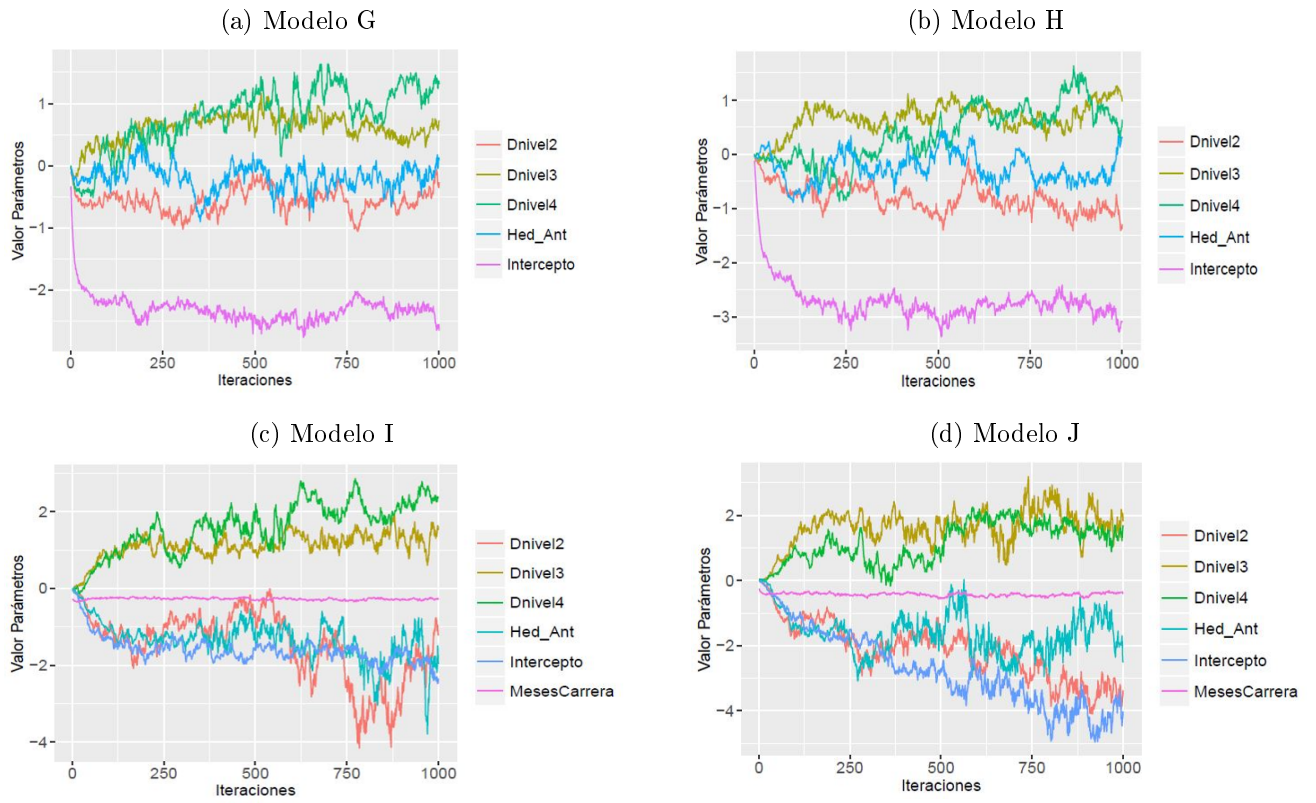
B.1. Convergencia Parámetros Modelos Canjes N°1

Figura B.1: Convergencia Parámetros Modelos 1eros Canjes



B.2. Convergencia Parámetros Modelos Canjes N°2 o Superior

Figura B.2: Convergencia Parámetros Modelos 2dos Canjes o Superior



Apéndice C

Efecto del Primer Canje

C.1. Histogramas Propensity Score

Figura C.1: Propensity Score Escenario Junio 2006

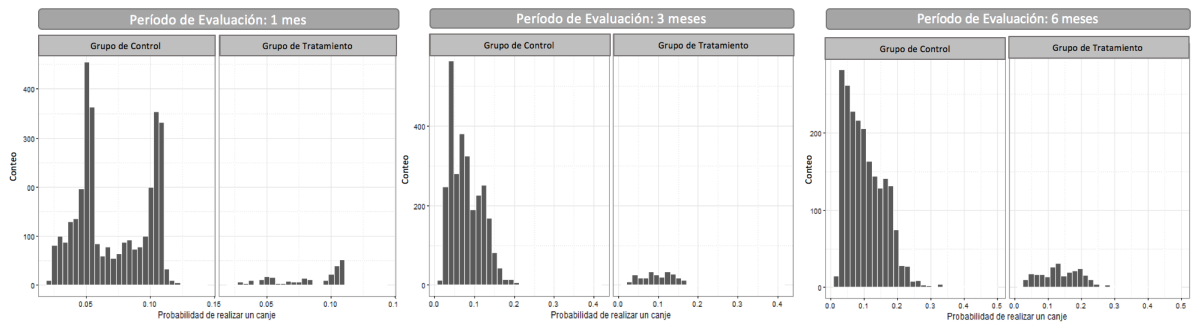


Figura C.2: Propensity Score Escenario Enero 2007

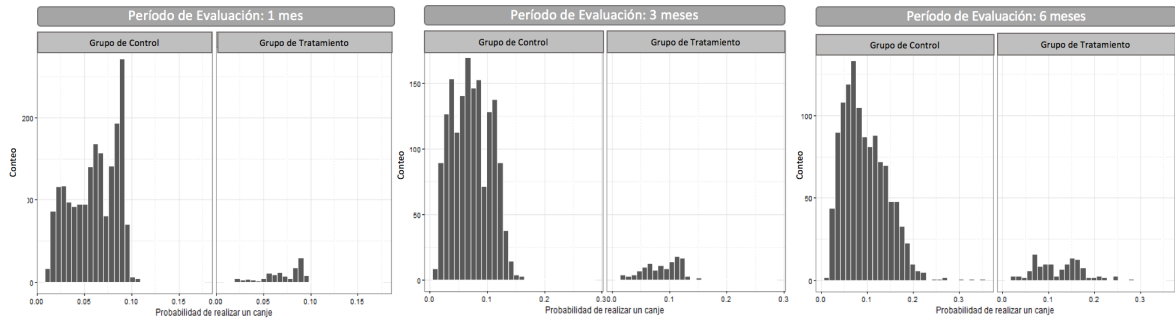
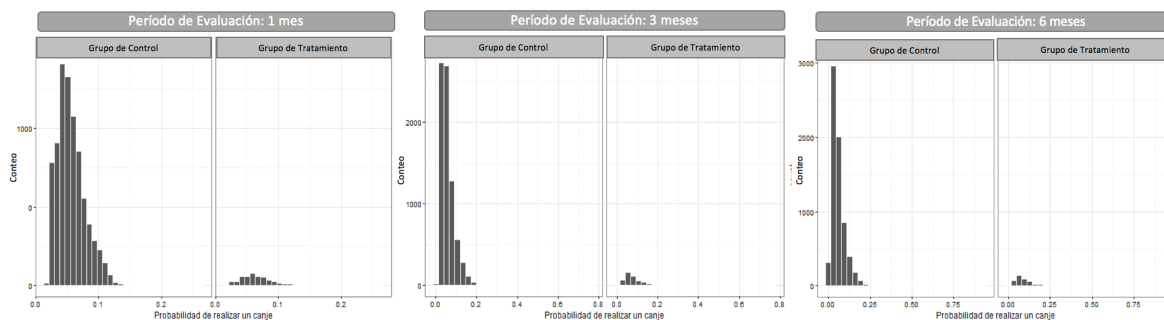


Figura C.3: Propensity Score Escenario Horizonte Móvil



C.2. Balance de Covariables entre Grupos

Tabla C.1: Escenario Fecha de Canje Junio 2006

Período Evaluación	Covariable	Control	Tratamiento	P-Valor Diferencia
1 mes	Antigüedad	32,20	32,28	0,90
	Compra	0,74	0,74	1,00
	Puntos	354,96	381,12	0,90
3 meses	Antigüedad	31,18	31,28	0,65
	Compra	0,71	0,72	0,36
	Puntos	459,42	426,92	0,36
6 meses	Antigüedad	29,93	29,89	0,90
	Compra	0,73	0,72	0,68
	Puntos	418,69	417,36	0,95

Tabla C.2: Escenario Fecha de Canje Enero 2007

Período Evaluación	Covariable	Control	Tratamiento	P-Valor Diferencia
1 mes	Antigüedad	40,33	40,23	0,92
	Compra	0,78	0,79	1,00
	Puntos	532,46	563,27	0,62
3 meses	Antigüedad	38,57	39,23	0,30
	Compra	0,74	0,72	0,57
	Puntos	475,48	436,20	0,58
6 meses	Antigüedad	37,00	37,73	0,13
	Compra	0,69	0,67	0,38
	Puntos	410,03	396,61	0,65

Tabla C.3: Escenario Fecha de Canje Móvil

Período Evaluación	Covariable	Control	Tratamiento	P-Valor Diferencia
1 mes	Antigüedad	28,87	28,61	0,75
	Compra	0,77	0,79	0,59
	Puntos	483,71	481,79	0,96
3 meses	Antigüedad	27,17	26,97	0,81
	Compra	0,72	0,74	0,38
	Puntos	463,70	498,41	0,19
6 meses	Antigüedad	24,01	23,01	0,21
	Compra	0,69	0,70	0,21
	Puntos	467,79	480,60	0,44

C.3. Test de Fisher

Tabla C.4: Resultados Test de Fisher - Incidencia de Compra

Escenario	Período Evaluación	Grupo Control	Grupo Tratamiento	P-valor Diferencia
Junio 2006	1 mes	0,68	0,56	0,01
	3 meses	0,65	0,60	0,00
	6 meses	0,68	0,63	0,00
Enero 2007	1 mes	0,65	0,61	0,60
	3 meses	0,71	0,59	0,00
	6 meses	0,70	0,60	0,00
Horizonte Móvil	1 mes	0,73	0,50	0,00
	3 meses	0,73	0,59	0,00
	6 meses	0,69	0,60	0,00

C.4. Test de Comparación de Medias

Tabla C.5: Resultados Test t - Puntos por Compra

Escenario	Período Evaluación	Grupo Control	Grupo Tratamiento	P-valor Diferencia
Junio 2006	1 mes	290,87	374,36	0,06
	3 meses	335,65	470,04	0,00
	6 meses	365,20	556,80	0,00
Enero 2007	1 mes	412,28	508,87	0,31
	3 meses	355,10	437,55	0,01
	6 meses	367,75	501,83	0,00
Horizonte Móvil	1 mes	455,92	571,91	0,05
	3 meses	407,64	622,37	0,00
	6 meses	383,96	658,70	0,00