



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

**ANÁLISIS DEL EFECTO DE UN CLUB DE FIDELIZACIÓN EN EL
COMPORTAMIENTO DE CLIENTES BAJO RÉGIMEN CONTRACTUAL**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

CARLA ANDREA RÍOS PALMA

**PROFESOR GUÍA:
RICARDO ESTEBAN MONTOYA MOREIRA**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ANDRÉS IGNACIO MUSALEM SAID
ROLANDO HUMBERTO CARO ABELLO**

**SANTIAGO DE CHILE
AGOSTO 2013**

ANÁLISIS DEL EFECTO DE UN CLUB DE FIDELIZACIÓN EN EL COMPORTAMIENTO DE CLIENTES BAJO RÉGIMEN CONTRACTUAL

Debido a la mayor competencia en la industria de telecomunicaciones y a la disponibilidad de mayor información que tienen los clientes al momento de elegir, es más difícil para las empresas mantener a sus clientes. Es por esta razón que muchas firmas han optado por implementar clubes de fidelización, los que tienen como uno de sus objetivos principales fidelizar a sus clientes por medio de recompensas y beneficios. Sin embargo, la efectividad de estos programas depende de diversos factores que no aseguran un impacto en su lealtad. A raíz de esto último, el presente estudio analizará el efecto que tiene el club de fidelización de la empresa Movistar en el comportamiento de sus clientes.

La mayor dificultad al momento de medir el impacto de este tipo de clubes en el comportamiento de los usuarios es que los clientes que pueden participar en el club de fidelización no son elegidos aleatoriamente, y por lo tanto, tienen la libertad de elegir si quieren utilizar los beneficios o no. Esto podría generar sesgos de autoselección, ya que los clientes que deciden participar podrían tener características distintas a los que deciden no participar. Por este motivo, ambos grupos de clientes no pueden ser comparados directamente. Otra dificultad que presenta el problema abordado en esta memoria es que la relación de los clientes con la empresa es de tipo contractual y por lo tanto, el comportamiento observado en esta industria es más constante, si se compara con otros sectores como el retail.

Para reducir los sesgos de autoselección el efecto del club será medido utilizando la metodología "Propensity Score". Este método busca encontrar "clones" de clientes (tratados/no tratados) con características y comportamientos similares antes de ser expuestos a un tratamiento y de esta forma puedan ser comparados directamente posterior a éste. En esta memoria el tratamiento observado corresponde a los canjes realizados por los clientes. El cambio de comportamiento será medido en las variables monto gastado en la empresa, permanencia en la empresa y productos distintos contratados por el cliente.

Los clientes fueron segmentados en seis grupos de acuerdo a sus características e información sobre los servicios que tienen contratados. Dentro de los principales resultados, se pudo observar un efecto positivo en la variable monto gastado en la empresa, ya que los clientes que realizaron al menos un canje, gastaron mensualmente en promedio \$3.785 más que los clientes que no realizaron canjes, efecto que es estadísticamente significativo en cuatro de los seis segmentos encontrados. Al calcular el efecto solo con esos cuatro segmentos, se obtiene un efecto promedio de \$4.469. En el caso de las variables que miden involucramiento con la empresa, el efecto encontrado también fue positivo. Los clientes que realizaron canjes tenían en promedio 0,0366 productos más que los clientes que no realizaron canjes y 0,0019 productos distintos más. El efecto encontrado para estas últimas variables fue estadísticamente significativo para dos segmentos en el caso del número de productos y un segmento en el caso de los productos distintos. Al calcular el efecto solo con esos segmentos, el efecto fue de 0,168 productos más y 0,27 productos distintos más. Con respecto a la duración, no hay diferencias estadísticamente significativas para ningún segmento.

Finalmente, se puede concluir que el club de fidelización de la empresa Movistar tiene un impacto positivo en el comportamiento de sus clientes, ya que los hace actuar de una forma distinta a la que harían si no realizaran canjes.

AGRADECIMIENTOS

A mi familia. Agradezco a Dios por haberme dado la mejor familia del mundo. Gracias por todo su apoyo y su ayuda. Ha sido un camino largo y difícil y gracias por acompañarme a través de él. Sé que para todos nosotros hoy es el cierre de un ciclo y que de alguna forma todos nos estamos titulando.

A mi mami. Eres la mejor mamá del mundo y el mejor ejemplo que podría tener. Eres una mujer increíblemente fuerte y luchadora, y gracias por hacer todo para que la Andrea y yo podamos cumplir nuestros sueños. Te amo. Muchas gracias por estar conmigo cada vez que te necesito y por darme las fuerzas para terminar este gran desafío.

A mi hermana. Gracias por toda tu ayuda, trabajos con plasticina, tareas de un día para otro y muchas otras cosas. Sin tu ayuda esto habría sido infinitamente más difícil. Eres la mejor persona que conozco y gracias por haber sido siempre algo más que una hermana. Gracias por ser la primera en apoyarme en cada cosa que me propongo. Te amo con todo mi corazón y lo más importante, sin mi autito de cartón no habría podido llegar hasta acá.

A mi tío. Gracias a Dios por ponerlo en nuestras vidas. Gracias por estar siempre ahí, por llegar siempre que me pasa algo, incluso antes que todos los demás. Soy muy afortunada por tenerlo en mi vida. Gracias por todos los consejos y por acompañarme siempre que lo he necesitado.

Son el mejor regalo de la vida.

A mi papá Raúl, mi tía Rosario, mi tío Luis, mi primo Martín, mi hermano Joan, mi hermana Macarena y a la mamá Juana. Gracias por toda la fuerza que me dan. Los quiero mucho.

A mis compañeros del CEINE. Gracias por toda su ayuda. Son un gran equipo y más allá de eso, increíbles personas. Fue un agrado compartir todo este año con ustedes.

A Ricardo, muchas gracias por todo, por acompañarme durante todo el proceso de mi memoria, por aconsejarme y ayudarme a ganar confianza. Hiciste que esta etapa fuera mucho mejor y me enseñaste a disfrutarla. Eres la mejor terapia contra los nervios.

A mis amigos de la vida. Paulina, Natalia, Maureen, Ilein, Daniela y Sebastián. Gracias por estar siempre ahí y entenderme cuando no tenía tiempo para compartir con ustedes. Los quiero con todo mi corazón.

A Mauricio, porque si hay alguien que sabe lo difícil que fueron estos años eres tú. Gracias por toda tu ayuda y paciencia, y por ayudarme a cumplir tantos sueños.

A las personas de Telefónica. César, muchas gracias por toda tu ayuda y por contestarme todas las dudas tan rápido. Rolando, muchas gracias por tu apoyo y por aceptar ser parte de mi comisión.

A mis profesores, Sebastián Ríos, Andrés Musalem, Alejandra Puente, Luis Aburto y en especial a mi profesor guía, Ricardo Montoya. Gracias profesor por toda su ayuda. Es uno de los mejores recuerdos que me llevo de la universidad. Gracias por ayudarme a crecer como persona y por enseñarme mucho más que marketing. Siempre que estuve nerviosa por algo recibí algún consejo que me ayudó a superarlo. Nunca lo olvidaré.

Finalmente, agradezco a todas las personas que me han apoyado y de alguna forma me ayudaron a llegar hasta acá.

TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE TABLAS	iv
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES	vi
1. INTRODUCCIÓN	1
2. JUSTIFICACIÓN Y DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO	3
3. OBJETIVOS	9
3.1 Objetivo General	9
3.2 Objetivos Específicos	9
4. ALCANCES	9
5. RESULTADOS ESPERADOS	10
6. MARCO CONCEPTUAL	10
6.1 Clubes de fidelización	10
6.2 Retención	12
6.3 Causalidad	13
6.4 Propensity Score	14
6.4.1 Estimación del efecto causal	18
6.4.2 Métodos de Matching	19
6.4.3 Estudios anteriores utilizando la metodología “Propensity Score”	22
6.5 Metodología alternativa: Variables Instrumentales	25
7. MARCO METODOLÓGICO	27
7.1 Comprensión del problema	27
7.2 Determinación de variables de comportamiento	27
7.3 Procesamiento de datos y transformación de variables	28
7.4 Estimación del efecto causal	28
7.4.1 Definición del tratamiento	29
7.4.2 Cálculo del Propensity Score	29
7.4.3 Segmentación	29
7.4.4 Diagnóstico de balance en segmentos	30
7.4.5 Estimación del efecto	30
7.4.6 Caracterización de segmentos	30

8.	LA EMPRESA Y SU CLUB DE FIDELIZACIÓN	31
9.	ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS DATOS	32
9.1	Datos disponibles	32
9.1.1	Datos de clientes con contrato móvil	32
9.1.2	Datos de clientes con contrato fijo	33
9.1.3	Datos de los canjes	34
9.2	Análisis del parque móvil.....	35
9.3	Análisis de los canjes	39
10.	DESARROLLO METODOLÓGICO	41
10.1	Modelo 1: Clientes activos los 18 meses de observación	41
10.1.1	Definición de tratamiento.....	41
10.1.2	Cálculo del Propensity Score	43
10.1.3	Segmentación	44
10.1.4	Diagnóstico de balance en segmentos.....	45
10.1.5	Estimación del efecto	47
10.1.6	Caracterización de segmentos	52
10.1.7	Conclusiones modelo 1	55
10.2	Modelo 2: Clientes activos durante al menos 13 meses	56
10.2.1	Definición de tratamiento.....	57
10.2.2	Cálculo del Propensity Score	57
10.2.3	Segmentación	58
10.2.4	Diagnóstico de balance en segmentos.....	60
10.2.5	Estimación del efecto	61
10.2.6	Conclusiones modelo 2	68
10.3	Descuentos	68
11.	ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD.....	69
11.1	Duración del periodo de tratamiento	69
11.2	Inicio del periodo de tratamiento	71
12.	CONCLUSIONES.....	73
13.	LIMITACIONES Y TRABAJO FUTURO	75
14.	BIBLIOGRAFÍA.....	77
15.	ANEXOS	80

15.1	Anexos modelo 1	80
15.1.1	Resultados regresión logística	80
15.1.2	Variables utilizadas para el cálculo del Propensity Score	80
15.2	Anexos modelo 2	83
15.2.1	Resultados regresión logística	83
15.2.2	Variables utilizadas para el cálculo del Propensity Score	83

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Acumulación de puntos	31
Tabla 2: Datos de clientes con contrato móvil	33
Tabla 3: Datos de clientes con contrato fijo.....	34
Tabla 4: Datos de los canjes	34
Tabla 5: Número de líneas nuevas en agosto de 2011	37
Tabla 6: Número de líneas contratadas por clientes nuevos de agosto 2011	37
Tabla 7: Tipo de servicio contratado	38
Tabla 8: Región	38
Tabla 9: Cantidad de canjes por categoría.....	40
Tabla 10: Número de canjes realizados por clientes canjeadores	40
Tabla 11: Número clientes modelo 1	42
Tabla 12: Región común modelo 1	43
Tabla 13: Segmentos modelo 1.....	45
Tabla 14: Promedio ARPU por segmentos del modelo 1	46
Tabla 15: Promedio de edad por segmentos del modelo 1	46
Tabla 16: Efecto promedio en el monto gastado por segmentos del modelo 1	47
Tabla 17: Diferencias de montos gastados antes y después del modelo 1	48
Tabla 18: Significancia de las diferencias entre los montos gastados del modelo 1	49
Tabla 19: Efecto promedio en el involucramiento por segmentos del modelo 1	50
Tabla 20: Significancia de las diferencias de involucramiento del modelo 1	51
Tabla 21: Número clientes modelo 2.....	57
Tabla 22: Región común modelo 2.....	58
Tabla 23: Detalle de las variables del segmento excluido	59
Tabla 24: Segmentos modelo 2.....	59
Tabla 25: Promedio ARPU por segmentos del modelo 2	60
Tabla 26: Promedio de edad por segmentos del modelo 2	61
Tabla 27: Efecto promedio en el monto gastado por segmentos del modelo 2	62
Tabla 28: Diferencias de montos gastados antes y después del modelo 2	63
Tabla 29: Significancia de las diferencias entre los montos gastados del modelo 2	63
Tabla 30: Efecto promedio en el involucramiento por segmentos del modelo 2.....	64
Tabla 31: Significancia de las diferencias de involucramiento del modelo 2	65
Tabla 32: Efecto en la permanencia por segmentos del modelo 2.....	66
Tabla 33: Significancia de las diferencias de permanencia del modelo 2	66
Tabla 34: Efecto promedio para distintas duraciones del "periodo de tratamiento"	70
Tabla 35: Efecto promedio para distintos inicios del "periodo de tratamiento"	72
Tabla 36: Resultados regresión logística modelo 1	80
Tabla 37: Promedio del número de productos antes del modelo 1	80
Tabla 38: Promedio del número de productos distintos antes del modelo 1	81
Tabla 39: Género de los clientes del modelo 1	81

Tabla 40: Porcentaje de clientes del centro del modelo 1	82
Tabla 41: Porcentaje de clientes del sur del modelo 1	82
Tabla 42: Resultados regresión logística modelo 2.....	83
Tabla 43: Promedio del número de productos antes del modelo 2	83
Tabla 44: Promedio del número de productos distintos antes del modelo 2	84
Tabla 45: Género de los clientes del modelo 2	84
Tabla 46: Porcentaje de clientes del centro del modelo 2	85
Tabla 47: Porcentaje de clientes del sur del modelo 2	85

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1: Metodología para estimar efectos causales	17
Ilustración 2: Ejemplo región común	21
Ilustración 3: Número de clientes con contrato móvil por mes	35
Ilustración 4: Número de clientes banda ancha móvil (BAM) por mes	36
Ilustración 5: Canjes por mes clientes nuevos agosto 2011	39
Ilustración 6: Periodo de tratamiento	42
Ilustración 7: Clientes que permanecen activos durante el periodo de observación	67
Ilustración 8: Duración del "periodo de tratamiento"	70
Ilustración 9: Inicio del "periodo de tratamiento"	71

1. INTRODUCCIÓN

Según la Subsecretaría de Telecomunicaciones (SUBTEL) [1], la industria de telecomunicaciones en Chile es una de las más competitivas a nivel nacional. Las empresas que pertenecen a este rubro son las que ofrecen servicios de telefonía celular, telefonía fija, internet banda ancha, televisión digital y banda ancha móvil. Además de la competitividad, la industria se ha caracterizado por el crecimiento que ha mostrado durante los últimos años. El tercer trimestre de 2012 el PIB del sector mostró un aumento de un 5,66% con respecto a igual período de 2011, lo que muestra un crecimiento similar al que mostró la economía chilena representada por el PIB, que creció un 5,72%. La expansión de la industria puede ser explicada en gran medida por el fuerte crecimiento de telefonía móvil e internet móvil.

El informe sectorial realizado por la SUBTEL muestra que dentro del sector, la mayor penetración la tiene el segmento de telefonía móvil, la que en 2012 alcanzó un nivel de 138,05 por cada 100 habitantes, aunque el mayor crecimiento en penetración por habitante lo presenta el segmento de internet, ya que en los últimos tres años ha crecido un 197%, llegando a niveles de 40,7 por cada 100 habitantes.

Durante los últimos años el gobierno ha tratado de incentivar la competencia en el sector a través de una serie de iniciativas que buscan, entre otras cosas, mejorar los precios para los clientes. Por ejemplo, el año 2012 comenzó a regir la portabilidad numérica y así, la que solía ser una barrera para cambiarse de empresa, ya no es motivo para seguir en la actual compañía. A fines del año 2012 habían hecho uso de la portabilidad casi un 4% del total de conexiones de telefonía en uso en el país (811.212 usuarios), de los cuales un 92,4% corresponden a usuarios de telefonía móvil [1].

Otra iniciativa que es parte del plan del gobierno es el proceso de homologación de la numeración de la telefonía local a 9 dígitos, la que tiene por objetivo que todas las redes telefónicas fijas, móviles o voz por internet, tengan el mismo largo de numeración, permitiendo la ejecución total de la portabilidad entre redes, lo que apunta a que todas las comunicaciones en Chile no tengan diferenciación de precios por distancias o tecnologías de acceso.

Además de las estrategias para aumentar la competencia del sector que fueron mencionadas anteriormente, se suma la entrada de nuevos competidores a la industria. Al mismo tiempo, los avances tecnológicos como internet y las redes sociales permiten que los clientes puedan acceder a mayor información y comparar entre las empresas. Esto tiene como consecuencia que adquirir nuevos consumidores sea cada vez más

difícil y por lo tanto, hace que las empresas se enfoquen en mantener a sus actuales clientes [2]. Una de las estrategias utilizadas por las empresas para fidelizar y retener clientes son los clubes de fidelización.

Cada club de fidelización tiene sus propias reglas para premiar a sus clientes, sin embargo, la mayoría de ellos tienen en común que los clientes pueden ganar puntos por la adquisición de productos y servicios en la empresa, y los puntos acumulados pueden ser canjeados por descuentos o premios. En algunos, es necesario llegar a un nivel mínimo para poder realizar canjes, mientras que en otros no es necesario. No obstante, aunque las características de los clubes son distintas, el objetivo principal que persiguen este tipo de programas es estimular y recompensar la lealtad de comportamiento y de actitud de los miembros y así fomentar la retención de ellos [3].

Un beneficio que se puede conseguir a través de los programas de lealtad es que se pueden construir relaciones con los clientes y en el caso de los clubes exitosos, existen incentivos para que un consumidor compre con mayor frecuencia, aumente los montos de compra a través del tiempo y aumente el *share of wallet* [3], que es la proporción del gasto en una categoría que se destinó a comprar en una determinada empresa.

Hay numerosas investigaciones realizadas para determinar si estos clubes son capaces de cambiar el comportamiento de los clientes, sin embargo, no se ha llegado a un consenso con respecto al tema ya que los estudios previos muestran distintas conclusiones sobre la eficacia de éstos. Mientras algunas de las investigaciones realizadas en la industria del retail encontraron efectos positivos en el comportamiento de los clientes (Lal y Bell (2003) [4], Leenheer *et al.* (2007) [5], Carboni (2012) [6]), algunas muestran evidencia de que no generan ningún impacto (Sharp y Sharp (1997) [7]), e incluso otros llegan a resultados mixtos (Mägi (2003) [8]). La ambigüedad sobre el impacto de los clubes de fidelización puede ser explicada en parte por limitaciones metodológicas que impiden una evaluación adecuada de los efectos. No obstante, aunque la mayoría de estos programas no convierten a todos sus clientes desleales en leales, esto no significa que no sean una herramienta útil [5].

Un problema presente al medir los efectos de los clubes de beneficios es la autoselección de los clientes más fieles, lo que significa que los clientes que ya son más leales a la empresa antes de la participación en el programa de lealtad podrían tener una mayor probabilidad de participar en este tipo de clubes, ya que debido a su comportamiento en la empresa, el club es más atractivo para ellos porque no debería ser un desafío mayor obtener algunos de los premios. Por lo tanto, si se mide el impacto que tienen estos clubes en el comportamiento de los clientes simplemente comparando los clientes que participan en el club de beneficios y los que no, se podría estar

sobreestimando el efecto. Esto significa que para cualquier variable de lealtad, si se mide el efecto comparando las diferencias entre los clientes que participan y los que no participan del club, estas diferencias podrían ser en parte explicadas por la autoselección de los clientes más fieles, más que por el club en sí [5].

En la presente memoria se analizará el efecto del club de fidelización de la empresa Movistar, para lo que se utilizará el método de “Propensity Score” [9], metodología que permite encontrar los efectos causales de tratamientos disminuyendo los sesgos de autoselección de los clientes.

2. JUSTIFICACIÓN Y DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO

La presente memoria de título es desarrollada en la empresa de telecomunicaciones Movistar, la que cuenta con un club de fidelización en el que se pueden acumular puntos dependiendo de los servicios que se tengan contratados, y además se pueden acceder a beneficios inmediatos, como descuentos en el cine y en la compra de entradas a conciertos.

El objetivo general del trabajo es determinar si la participación en el club produce algún cambio en el comportamiento de los clientes, el cual será caracterizado como monto gastado en los diversos servicios que ofrece la empresa, tiempo de permanencia en la compañía e involucramiento, que son los distintos tipos de servicios que tiene contratado un mismo cliente. La interacción del cliente con el club de fidelización que será observada son los canjes que ellos realizan con los puntos que tienen acumulados.

Movistar realiza grandes inversiones en su club de lealtad, por lo tanto, es importante saber si su principal estrategia de fidelización y retención modifica de alguna forma el comportamiento de sus clientes y aporta al negocio de la empresa. Una de las dificultades que tiene medir el impacto de este club en particular, es que como la compañía es de la industria de las telecomunicaciones y solo se trabajará con clientes de contrato, la relación entre el cliente y la empresa es de tipo contractual. Debido a esto no hay grandes variaciones de comportamiento entre un mes y otro, como podría tenerse en una empresa de retail.

Como se quiere medir si los cambios en el comportamiento fueron provocados por el club de beneficios, será utilizada una metodología que permita medir causalidad. La solución intuitiva de un problema que quiera medir el efecto de algún tratamiento es

comparar a los individuos que fueron tratados y a los que no, pero el problema de aplicar eso a los efectos que tienen los clubes de fidelización es la autoselección que podrían tener los clientes más leales a la empresa, es decir, ellos se podrían “auto-elegir” para aprovechar los beneficios del programa de lealtad. Es por este motivo que si se estima directamente el impacto que tienen los programas de lealtad comparando a los clientes de ambos grupos se podría estar sobreestimando el efecto, ya que los clientes que participan en el club de fidelización podrían haber sido más leales a la empresa antes de ser beneficiados por el club. Por lo tanto, debido a la autoselección de los clientes más fieles los grupos tratados y no tratados no poseen características similares antes del tratamiento y por esa razón no pueden ser comparados directamente.

En la presente memoria, serán considerados como “clientes que participan en el club” a aquellos que canjearon sus puntos acumulados al menos una vez durante el periodo de observación. Además, como será utilizada una metodología que mide efectos causales de tratamientos, para efectos de la memoria, será llamado “tratamiento” a la participación en el club y serán considerados como tratados los clientes que utilizan los beneficios de él y como no tratados (o grupo de control) los que no los utilizan. Es necesario dejar claro en este punto que a diferencia de otros estudios donde los clientes son expuestos realmente a un tratamiento (como por ejemplo, una promoción dirigida u otro tipo de intervención de marketing en la cual un tercero es quien decide si el cliente participa o no), en este caso, los clientes que tienen un contrato con la empresa pueden elegir libremente si utilizar o no los beneficios del programa de lealtad. Es por esta razón, que los nombres “tratados” y “no tratados/grupo de control” solo serán usados para facilitar la interpretación y comparación con otros estudios realizados que miden efectos causales.

Para explicar el hecho de que los canjes puedan ser considerados como una intervención o tratamiento, hay que considerar que cuando se realiza un tratamiento, el objetivo principal es provocar un cambio en el objeto o persona intervenida. De acuerdo a esto, los canjes pueden ser considerados de esa forma, debido a que fueron creados para modificar el comportamiento de los clientes.

La preocupación sobre el impacto que podrían tener los clubes de fidelización en los clientes no es algo nuevo. Hay muchos estudios que se han realizado tratando de medir el efecto que tienen los clubes de beneficios en distintas variables de fidelidad. Una de las definiciones más utilizada establece la lealtad como una profunda relación de compromiso de repetir la compra de un producto o servicio preferido constantemente en el futuro, causando múltiples transacciones con una misma marca, a pesar de situaciones o acciones de marketing que tengan el potencial de hacer cambiar este comportamiento [10]. A pesar de que la lealtad está compuesta por una parte de

comportamiento y otra de actitud, la presente memoria solo analizará cambios de comportamiento. Por lo tanto, los siguientes ejemplos son estudios que se han realizado midiendo estos tipos de cambios, dejando de lado la lealtad como actitud.

La fidelidad como comportamiento se refiere a comprar repetitivamente una marca o producto como una manifestación de su lealtad [11]. Los programas de fidelización son esfuerzos de marketing que recompensan y por lo tanto, estimulan este comportamiento leal [7]. Es debido a esto, que se espera que los programas de beneficios tengan algún impacto en el comportamiento de los clientes y los hagan actuar, de alguna forma, de manera más leal. Lo interesante de medir la lealtad como comportamiento y no como actitud, es que los programas de lealtad solo premian este tipo de fidelidad. A los clientes no se les dan puntos, ni premios, ni descuentos, ni cualquier otro tipo de recompensa o incentivo por cambiar su lealtad de actitud [7]. Una ventaja al medir este tipo de fidelidad es que puede ser analizada a través de los datos que posee la empresa.

El estudio realizado por Sharp y Sharp (1997) [7] se enfocó en medir el potencial que tienen los clubes de lealtad para alterar los patrones normales de recompras usando el modelo de Dirichlet. Este modelo proporciona una línea base sobre la cual los cambios que podrían ser producto de los clubes de fidelización puedan ser evaluados. A partir del modelo se pudo observar una tendencia débil de exceso de lealtad, sin embargo, no fue observada para todas las marcas pertenecientes al programa de lealtad. Sólo dos de las seis marcas evaluadas mostraron desviaciones considerables de exceso de lealtad. Sin embargo, estas desviaciones también fueron observadas para los clientes que no son miembros del programa de lealtad y parece ser probable que la razón sea, al menos parcialmente, el resultado de otros esfuerzos de fidelización propios de las marcas.

Como fue expuesto anteriormente, uno de los problemas al medir el efecto de los programas de fidelización, es que los clubes de lealtad podrían ser más atractivos para los clientes que previo a la introducción del club, ya presentaban un comportamiento más leal, debido a que su comportamiento de compra podría beneficiarlo de mejor manera, comparado a otro cliente que presenta una conducta menos leal. Es debido a esto que no se puede comparar directamente a los clientes que participan del programa de lealtad y los que no, debido a los sesgos que se podrían producir por la autoselección de los clientes más leales. El estudio de Leenheer *et al.* (2007) [5] es uno de los que considera este problema al momento de medir el efecto de un club de fidelización. En su trabajo midieron el impacto de pertenecer al club en el *share of wallet*, asumiendo que los miembros del club podrían tener un *share of wallet* mayor que los clientes que no son miembros. Por lo tanto, si la comparación se hace de manera directa, una diferencia entre ellos podría no significar que el programa sea

efectivo, sino que los miembros del club ya tenían un *share of wallet* mayor previo a la creación del club y se autoseleccionaron para pertenecer al programa porque debido a su comportamiento podrían beneficiarse en una gran medida. Para medir el impacto consideraron que la membresía del club es una variable endógena, y por esto, se estimó el efecto utilizando variables instrumentales para modelar la decisión de pertenecer al club. Las variables instrumentales utilizadas fueron construidas con información obtenida a través de una encuesta, dentro de las cuales están los beneficios económicos percibidos de las membresías en clubes de fidelización, la preocupación por la privacidad con respecto a este tema y el número de membresías en clubes de fidelización de estaciones de servicios. Finalmente, se encontró un efecto positivo y pequeño, aunque significativo, de ser miembro del club de fidelización en el *share of wallet*. El efecto encontrado fue siete veces menor que lo que se estima si no se considera la membresía del club como una variable endógena [5].

Con respecto a las memorias de títulos que estudiaron anteriormente el comportamiento de clientes relacionados a clubes de fidelización, se destacan las memorias de Durán (2008) [12], Riquelme (2009) [13] y Carboni (2012) [6].

En la memoria de Durán (2008) el objetivo era analizar el comportamiento de compra y canje de los participantes de un club de beneficios de una empresa de retail. Este estudio sería el primer paso para la futura estimación del valor de los clientes participantes del programa de lealtad y así poder estimar la rentabilidad del club. El comportamiento de compra fue representado como los montos gastados por un cliente i en el mes t y el comportamiento de canje como la probabilidad de que dicho cliente canjee en t , ambos en función de variables explicativas medidas en el mes anterior, incluyendo efectos de estacionalidad y variables demográficas como género y edad. A partir del modelo, se quería determinar cuáles eran las variables que más influían en el comportamiento de los clientes. Es importante destacar que todo el análisis se hace a nivel agregado, suponiendo homogeneidad entre los clientes.

Dentro de los principales resultados de la memoria, se pudieron distinguir tres grandes grupos de clientes. El primero agrupa la mayoría de los clientes, quienes se caracterizan por no realizar canjes, debido principalmente a que los gastos que realizan con la tarjeta de la empresa son bajos. En segundo lugar está un grupo muy pequeño compuesto por clientes que gastan sobre el promedio, pero que por algún motivo no canjean sus puntos cuando tienen los suficientes para realizar un canje, y en tercer lugar, están los clientes que presentan un ticket promedio más alto que el resto y si han canjeado en alguna oportunidad. Otros resultados interesantes de mencionar es que a nivel promedio, el comportamiento pasado de los clientes medido en las variables RFM (*recency*, *frequency* y *monetary value*) de compra y canje, explica de buena manera el

comportamiento futuro. Además, los clientes que tienen puntos suficientes para canjear, no se esfuerzan por alcanzar un nivel superior.

La memoria de Riquelme (2009) es otro de los trabajos de título relacionados a los clubes de fidelización, en el que el objetivo era evaluar el impacto de una promoción correspondiente a un cambio en la estructura de canje de puntos realizada por una tienda por departamento, en tres dimensiones distintas: número total de canjes, probabilidad de compra y probabilidad de canje. La promoción permitía cancelar un monto en pesos en el caso de haber alcanzado un nivel mínimo de puntos, pero que aun no eran suficientes para llegar al próximo nivel, lo que les otorgaba a los clientes la posibilidad de canjear en niveles superiores a los que les correspondía de acuerdo a sus puntos acumulados. En total fueron analizadas 238 semanas de datos de compras y canjes en la empresa, en las que hubo dos periodos promocionales.

Los principales resultados mostraron un incremento en el número de canjes en el primer periodo promocional, sin embargo, en el segundo periodo se mantuvieron de acuerdo a lo esperado a una semana regular de canje. Esto puede ser explicado debido a la incorporación permanente de la modalidad de canje al programa, por lo tanto, el cliente no tiene urgencia por canjear. Con respecto a las otras dos dimensiones en las que se quería medir el efecto, se determinó que durante una semana de promoción disminuye la probabilidad de comprar y aumenta la probabilidad de canjear para los clientes canjeadores. También se pudo observar que cuando un cliente está próximo a un nivel de canje, aumenta la probabilidad de compra. La conclusión del trabajo fue que la promoción tuvo un efecto positivo, ya que permitió que clientes que no alcanzaban la cantidad mínima de puntos para realizar un canje se vieran beneficiados por el programa. Además, posterior a la promoción se observó una disminución de los tiempos entre compras de los clientes que la usaron, lo que a futuro puede incrementar los ingresos de la empresa. Finalmente, a través de la recompensa, la promoción incentivó a los clientes a participar más activamente en el programa.

Finalmente se destaca el trabajo de Carboni (2012), el cual también fue realizado en la industria del retail. El objetivo de la memoria era estudiar los posibles efectos de un programa de lealtad sobre el comportamiento de compra y canje de sus clientes. Para medir el cambio de conducta de los consumidores se estudiaron cinco posibles efectos: la reducción en los tiempos entre compras sucesivas a medida que los clientes se acercan al canje de un premio, el aumento en el esfuerzo invertido en cada compra (medido en dinero gastado) al acercarse al canje de un premio, el reinicio del patrón de compras del cliente después de canjear un premio, la relación entre el esfuerzo requerido para el canje y el tipo de premio elegido por el cliente, y finalmente la magnitud de la aceleración en los tiempos entre compras sucesivas dependiendo del tipo de premio canjeado, hedónico o utilitario.

Entre los principales resultados se observó una aceleración en las compras a medida que los clientes se acercan al canje de un premio. Además, se comprobó que existe un efecto de reinicio parcial en el comportamiento de compra después del canje. Otro resultado importante de destacar es que se determinó que los clientes que eligen premios hedónicos aceleran más que aquellos que eligen premios utilitarios. Además, se encontró que a medida que los clientes se acercan al canje, el esfuerzo invertido (medido en dinero) es creciente. Finalmente, se encontró que a mayor esfuerzo invertido por los clientes, mayor es la probabilidad de que prefieran premios hedónicos por sobre premios utilitarios. A partir de los resultados del estudio se concluyó que existe evidencia de que el programa de lealtad modifica favorablemente el comportamiento de sus clientes, aumentando la frecuencia de compra y el dinero gastado en cada una de ellas a medida que se acercan al canje de un premio.

El aporte de la presente memoria a la investigación que se ha realizado es que la mayoría de las investigaciones pasadas se han hecho en clubes de fidelización donde la empresa se relaciona de manera no contractual con sus clientes, por lo tanto, ellos pueden decidir libremente como actuar en cada instante. En este caso, como solo se consideraron los clientes del segmento con contrato, los clientes podrían no tener una gran variación en su comportamiento.

Otro aporte relevante es que para medir el impacto del club en el comportamiento de los clientes se considerará el problema de autoselección que podría existir en los clientes que participan en la empresa. De esta forma, se utilizará una metodología que permita estimar efectos causales tratando de disminuir los sesgos producidos por las decisiones de los clientes de participar o no en el club.

Finalmente, es importante mencionar que todos los clientes que poseen un contrato con la empresa tienen la posibilidad de participar en el club, y no es necesario que se registren o que se inscriban previamente. Por lo tanto, el efecto que se quiere medir no es si cambia o no su comportamiento por ser miembros del club de fidelización como en el estudio de Leenheer *et al.* (2007) [5], (ya que todos los que poseen contrato son miembros), sino que se medirá si realizar canjes impacta en su comportamiento posterior.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo General

Determinar el efecto que tienen los canjes realizados por los clientes del Club Movistar en su comportamiento en la empresa.

3.2 Objetivos Específicos

- Definir las principales variables de comportamiento del consumidor en la industria de telecomunicaciones.
- Medir el impacto de los canjes en distintas variables de lealtad.
- Encontrar los segmentos de clientes en los que los canjes tienen un impacto mayor y caracterizarlos.
- Determinar si la realización de canjes por los clientes modifica su comportamiento posterior.

4. ALCANCES

- Se analizarán solo datos de los clientes que poseen un contrato con la empresa, por lo tanto, los clientes de prepago quedan fuera del estudio.
- Se estudiarán solo los casos de los clientes personas. Quedarán fuera del estudio las PYMES, empresas y otro tipo de clientes.
- Solo se estudiará el comportamiento de compra, canje y solicitud de descuentos de los clientes. No se incluirán en el análisis las percepciones de los clientes.
- No se considerarán los puntos acumulados por alianzas con bancos u otro tipo de empresas, debido a la falta de información de éstas.

5. RESULTADOS ESPERADOS

- Las variables que determinan el comportamiento en telecomunicaciones y que serán utilizadas para este estudio.
- El valor promedio de cada una de las variables de lealtad para los clientes que participan del club de beneficios y los que no participan, por segmentos de clientes.
- El efecto que tiene en los clientes participar en el club de fidelización.
- Los segmentos de clientes en los que el Club Movistar tiene un impacto mayor.

6. MARCO CONCEPTUAL

6.1 Clubes de fidelización

Los clubes de fidelización son una de las estrategias más importantes para retener a los clientes [14]. A pesar de que en un principio solo existían en la industria aérea (con la creación del programa de pasajero frecuente de American Airlines en 1981, y su siguiente expansión al resto de la industria [15]), en la actualidad están presentes en diversos comercios como hoteles, supermercados, tarjetas de créditos, telecomunicaciones y casinos de juegos [16].

Cada club de fidelización es distinto y tiene sus propias reglas, sin embargo, la idea básica de todo programa de lealtad es recompensar a los clientes por repetir sus compras. Los miembros del club ganan algún tipo de moneda promocional de acuerdo a algún comportamiento que la empresa estipule, como por ejemplo puntos o kilómetros, los que después de alcanzar cierto nivel mínimo pueden ser utilizados para acceder a descuentos o precios especiales en bienes o servicios [2]. Además, estos clubes ofrecen ventajas para los clientes que participan y a través de esto, intentan incrementar la satisfacción de los clientes y su lealtad [14].

Uno de los supuestos relacionados a los clubes de fidelización es que proveen ciertos beneficios a los clientes que crean valor para ellos y debido a esto, es que los programas podrían fomentar la lealtad de los consumidores. Sin embargo, esto es

cuestionable debido a que es distinto lo que genera valor para cada persona, lo que dependerá del tipo de cliente y del contexto [15].

Son muchas las razones por las que las empresas pueden implementar un club de lealtad. A continuación se detallarán algunas de ellas [15]:

- Premiar la lealtad de los clientes: La mayoría de las empresas que fundan un club establecen que es bajo el objetivo de premiar a los clientes que repiten sus compras, lo que hacen a través de descuentos u otro tipo de recompensa.
- Obtener información: Para las empresas es importante conocer a sus clientes e identificar a los mejores, es por esto que es necesario vincular la información de los servicios o productos vendidos a los clientes que pagaron por ellos. No es fácil que un cliente quiera entregar información a las empresas, pero podría estar dispuesto a ceder gracias a que puede optar a recompensas. Es de esta forma que los programas de lealtad permiten justificar la entrega de los datos y además, proveer de un sistema para hacerlo, como por ejemplo una tarjeta de puntos. Gracias a esto es que las empresas pueden vincular la información sobre las compras con sus clientes. Esta información puede ser utilizada para mejorar el *targeting* y para crear ofertas.
- Incentivar el comportamiento de los clientes: El objetivo fundamental de muchos programas de fidelización es modificar el comportamiento de sus consumidores. Algunos ejemplos de lo que quieren lograr es incentivar que los clientes prueben nuevos productos o marcas al recibir cupones o algún tipo de incentivo, estimular que paguen precios *premium* o que utilicen alguna marca asociada a la empresa.
- Defenderse de las otras empresas: Muchas veces las empresas lanzan programas de lealtad porque sus competidores directos tienen uno.

Si se vuelve a los orígenes de los clubes de fidelización, estos fueron creados para intentar incrementar el valor del cliente por medio de recompensas que sean proporcionales a sus compras acumuladas, ingresos para la empresa o la rentabilidad del cliente [16].

En términos del *customer lifetime value*,

$$CLV = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{m_t * r^{t-1}}{(1 + \delta)^{t-1}}$$

donde t son los periodos y δ es la tasa de descuento, los programas de lealtad intentan incrementar la tasa de retención r (el tiempo que el cliente permanece en la empresa) y el monto comprado m (el cliente comprará más para acumular suficientes “puntos” para recibir una recompensa) [16]. Además de estas variables, un programa de lealtad que funciona eficazmente debería [17]:

- Aumentar la frecuencia de compra.
- Disminuir la sensibilidad al precio de los clientes.
- Extender la duración de la relación cliente-empresa.
- Incrementar el *share of wallet* (que es la proporción del gasto en una categoría que se destinó a compras en una determinada empresa).
- Crear comunidad y conectividad.
- Incrementar el rendimiento de la firma.

A pesar de la proliferación de los clubes de lealtad en las últimas décadas, la evidencia que existe sobre su efectividad en fortalecer la fidelidad del cliente aun es variada y a menudo inconsistente [17].

6.2 Retención

Una de las variables de lealtad que será estudiada en la presente memoria es la permanencia de los clientes. Es por esta razón que será explicada a continuación la importancia de mantener una relación larga con los clientes y poner énfasis en las estrategias de retención.

Las empresas tienen estrategias especialmente enfocadas en fidelizar a sus clientes y retenerlos, esto principalmente porque los costos de atraer un nuevo cliente en los mercados altamente competitivos son cada vez mayores [14]. En promedio, es al menos cinco veces más costoso captar un nuevo cliente que retener uno. Otra razón importante para que las empresas quieran retener a sus clientes es que si son atendidos correctamente, los consumidores pueden ir generando incrementalmente más ganancias para la empresa cada año que estén con ella. Así, cuando un cliente se va de la empresa, se lleva todas sus potenciales ganancias con él. Es por esta razón que las empresas podrían incrementar sus ganancias en casi un cien por ciento solo reteniendo a un cinco por ciento más de sus clientes [18].

Las principales razones para que un cliente genere más ingresos a través del tiempo es que los clientes van confiando más en la empresa y pueden ir utilizando más los servicios o comprando más productos. Además, la empresa va adquiriendo más

experiencia y puede responder a sus clientes con más eficiencia. Los clientes que han mantenido una relación larga con la empresa, generalmente estarán más dispuestos a pagar un precio especial por algunos servicios o productos. Además, estos clientes proporcionan publicidad gratis para la empresa cuando lo comentan con sus conocidos [18].

6.3 Causalidad

Las empresas utilizan acciones de marketing, tales como promociones y descuentos, para influir en el comportamiento de los clientes y modificar su conducta a una distinta a la que harían en el caso de que la empresa no hubiera intervenido. Estas intervenciones son creadas para generar una diferencia y por lo tanto, es importante medir si están produciendo algún cambio. Para lograr este objetivo es necesario un método que permita medir el efecto causal de las acciones realizadas por la empresa.

Antes de abordar el método que será utilizado para medir causalidad es importante tener en cuenta que el cambio que se busca medir no es un cambio en el tiempo, es decir, no se quiere comparar como se comportaba el cliente antes de la intervención y después de ella, sino lo que se quiere medir es la diferencia entre cómo se comporta un cliente después de ser expuesto a la acción de marketing y como se hubiera comportado sin ella, en el mismo instante de tiempo, en otras palabras, se quiere medir si hay un cambio “causado por” el tratamiento [9]. Un problema presente al querer comparar estos dos comportamientos es que solo uno de ellos es observable y por lo tanto, es necesario encontrar un método que permita saber cómo se hubiera comportado el individuo en la otra situación.

La mejor forma de medir causalidad es realizando un experimento aleatorio, en el cuál como su nombre lo indica, los clientes que serán sometidos al tratamiento son elegidos de manera aleatoria, al igual que los que serán utilizados como grupo de control. La aleatoriedad permite una estimación insesgada de los efectos que tiene el tratamiento en los individuos, ya que para cada una de las variables que podría incidir en que un cliente sea o no expuesto a la intervención, entre ambos grupos las distribuciones deberían estar balanceadas en promedio, lo que puede ser explicado por la ley de los grandes números. De esta forma, como no hay diferencias entre los grupos antes de realizarse el experimento, después de éste los grupos pueden ser comparados directamente y así, calcular de manera directa la influencia que tuvo en los individuos [19].

Muchas veces no es posible realizar experimentos aleatorios (ya sea por temas éticos, porque es muy caro o porque los resultados tardan mucho en ser obtenidos) y solo se pueden realizar estudios observacionales, en los que los clientes no son elegidos de manera aleatoria para aplicarles el tratamiento, sino que de alguna forma fueron designados o se autoseleccionaron para ello [19]. Por lo tanto, al perder la aleatoriedad del criterio de selección, podrían existir diferencias entre ellos que no se deban a la aplicación del tratamiento, sino que se pueden deber a las variables que explican que la persona sea sometida o no la intervención, como por ejemplo pueden haber diferencias entre las distribuciones de edad o género, las cuales no ocurrirían en experimentos aleatorios. Por esto, cuando se quiere medir el efecto causal de un tratamiento a partir de datos obtenidos de estudios observacionales, es necesario controlar por las variables que caracterizan a los clientes [19].

La metodología del “Propensity Score” [9, 19, 20] permite medir causalidad reduciendo los sesgos producidos por comparar a clientes que en un principio no son comparables directamente, ya que la diferencia entre ellos podría no ser explicada por el hecho de haberle aplicado el tratamiento a uno y a otro no, sino que se podría deber a que los clientes de ambos grupos eran distintos desde antes y sus características influenciaron para que uno fuera expuesto al tratamiento y el otro no.

6.4 Propensity Score

Como fue expuesto anteriormente el mayor problema que tienen los estudios observacionales es que los clientes al ser designados por ciertos criterios a la intervención o por autoseleccionarse, los individuos del grupo de control y los del grupo de tratamiento podrían tener distintas distribuciones entre las variables que los caracterizan y que influenciaron que cada uno perteneciera a cada conjunto. Por esta razón, estos clientes no pueden ser comparados directamente, debido a que los clientes que previo a la intervención tienen un comportamiento más leal podrían haberse autoseleccionado para recibir el tratamiento, lo que podría sobreestimar el efecto causal en el caso de ser calculado de forma directa. En otras palabras, los diferentes resultados entre ambos grupos podrían ser explicados en parte por la autoselección de los individuos más leales [5].

Una forma de reducir los sesgos producidos por la autoselección es el método de “Propensity Score”, el cual permite encontrar clientes tratados y no tratados que sean comparables, ya que poseen características y un comportamiento similar antes de que fuera aplicado el tratamiento. Esta metodología permite encontrar como se hubiera comportado el cliente en la otra situación, por ejemplo, si fue expuesto a la intervención,

como se hubiese comportado si no, por medio de recrear un experimento aleatorio de donde se pudieran haber obtenido esos datos.

Para explicar de manera más intuitiva lo que hace esta metodología, lo primero es tomar un cliente tratado y calcular su *propensity score*, que es la probabilidad de que ese cliente sea expuesto a la intervención, calculada a partir de las variables que lo caracterizan. Luego, del grupo de los individuos que no fueron tratados se busca un cliente que tenga la misma probabilidad de ser intervenido. De esta forma, se tienen dos clientes con la misma probabilidad de asignarles el tratamiento, pero que por razones aleatorias uno fue sometido a la intervención y el otro no, por lo tanto, estos individuos pueden ser comparados directamente y el efecto causal del tratamiento es la diferencia del resultado de la variable en la que se quiere medir el cambio de comportamiento, entre el que fue expuesto y el del grupo de control [19].

Para lograr hacer el *matching* entre los clientes lo que se hace es reducir todas las covariables a una única variable llamada “propensity score”, que como fue dicho anteriormente es la probabilidad de haber sido asignado al tratamiento en función de todas las características de los clientes, estimado a partir de los datos del estudio observacional [9]. Esta probabilidad puede ser estimada por distintos métodos, como por ejemplo una regresión logística o por análisis discriminante [19]. Para el cálculo es importante que la variable objetivo, en la que se quiere saber si hubo un cambio, no juegue ningún rol. Finalmente, cada cliente tendrá un *propensity score* y de esa forma se podrán crear subgrupos de clientes con valores parecidos, en los cuales habrá individuos que fueron expuestos a la intervención y otros que no. Dentro de cada subgrupo se tendrá una colección de clientes que fueron tratados y otra de clientes que no fueron tratados, donde la distribución de los *propensity scores* no tiene diferencias estadísticamente significativas en ambas colecciones. Entonces, en cada subgrupo es como si la persona que recibió el tratamiento hubiera sido elegida aleatoriamente. Como resultado de esto, dentro de cada subgrupo, la distribución multivariada de las covariables usadas para estimar el *propensity score* difiere solo aleatoriamente entre el grupo tratado y el grupo de control [19].

A continuación se presentarán los pasos necesarios para medir el efecto causal de una intervención a partir de la metodología del “Propensity Score” [9].

- 1) Reunir los datos: En el caso de que las variables que caracterizan a los clientes estén en distintas bases de datos, el primer paso es consolidarlos en una sola que reúna la información que podría afectar que el cliente sea expuesto o no la intervención. Es importante destacar que se debe contar con información de clientes que fueron del grupo tratado y del grupo de control.

- 2) Definir el “tratamiento”: En este paso hay que dejar establecido lo que será entendido como que el cliente fue expuesto a la intervención o no. Para esto es necesario tener claro cuáles son las respuestas que se están buscando. Una notación común para denotar el tratamiento es Z , donde $Z = 1$ representa que el cliente fue expuesto al tratamiento y $Z = 0$ significa que no.

- 3) Estimar el *propensity score*: Para cada cliente se debe calcular la probabilidad de ser expuesto a la intervención (PS) en función de sus variables observables, esto es calcular $PS = P(Z = 1|X)$, donde X corresponde a las covariables. Estas probabilidades pueden ser estimadas de varias formas, pero lo más común es estimarlo con una regresión logística [21].

- 4) Estratificar a los clientes de acuerdo a su “*propensity score*”.

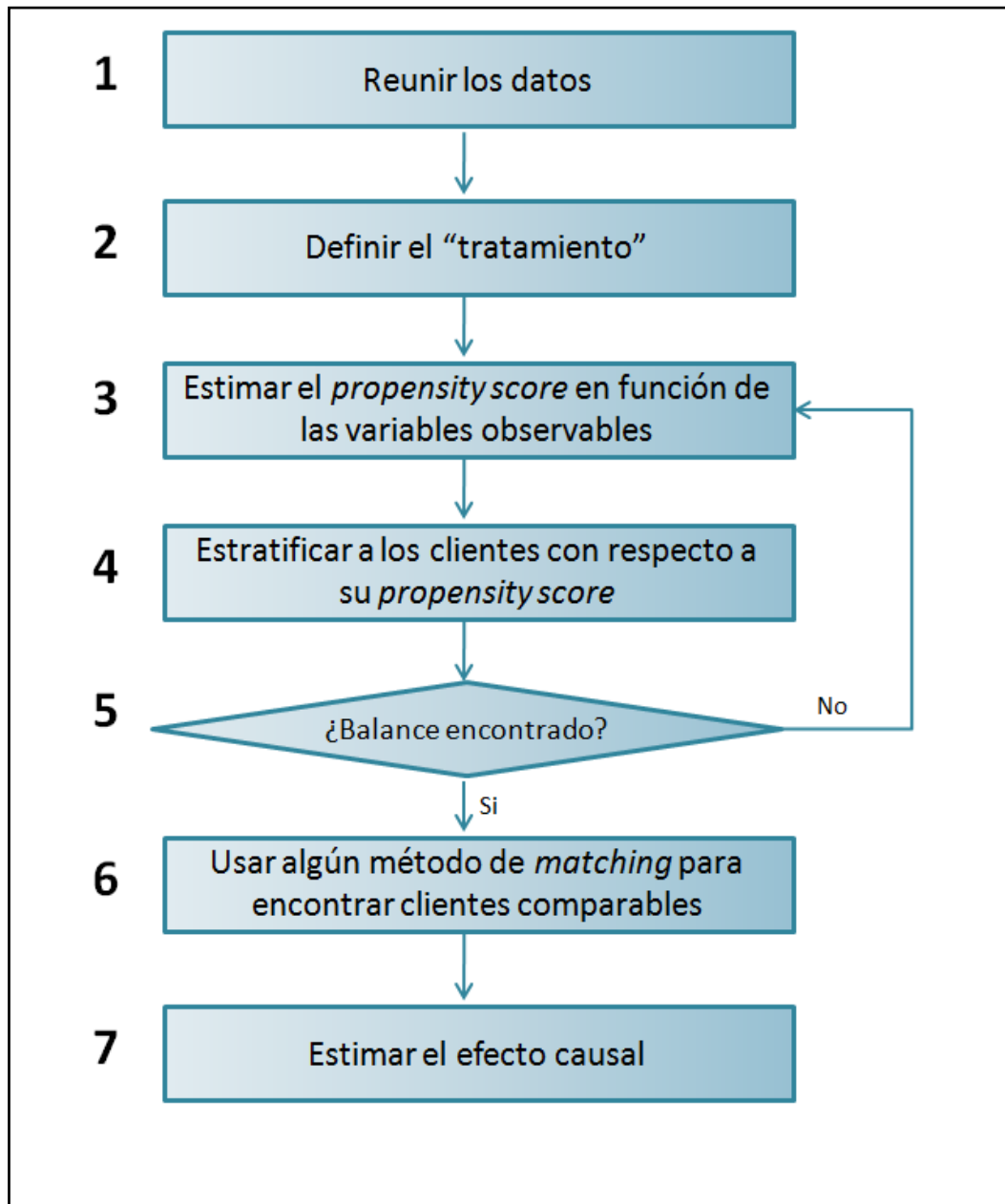
- 5) Ejecutar pruebas de diagnóstico para asegurar que las distribuciones de cada una de las variables observables dentro de cada segmento son las mismas para los clientes tratados y los del grupo de control.
Si el balance en cada uno de los segmentos para los clientes tratados y los del grupo de control no ha sido logrado, es necesario refinar el modelo utilizado para calcular el *propensity score* hasta que sea satisfactorio, por lo que se debe volver al paso 3.

- 6) Utilizar algún método de *matching* para encontrar los “clones”.

- 7) Estimar el efecto causal del tratamiento, el cual es la diferencia entre los resultados de los clientes que fue sometidos al tratamiento y los que no.

La Ilustración 1 muestra gráficamente el proceso para calcular el efecto causal de un tratamiento utilizando la metodología de “Propensity Score”.

Ilustración 1: Metodología para estimar efectos causales



Fuente: D. Rubin and R. Waterman, "Estimating the Causal Effects of Marketing Interventions Using Propensity Score Methodology", *Statistical Science*, vol. 21, no. 2, pp. 206-222, 2006.

6.4.1 Estimación del efecto causal

Tal como fue mencionado anteriormente, para estimar el efecto causal de un tratamiento a partir de datos obtenidos de estudios observacionales, lo ideal sería comparar los resultados obtenidos de haber participado en la intervención, con los resultados obtenidos por no haber participado. En ese caso hipotético, el efecto del tratamiento para el individuo i sería:

$$\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0) \quad (1)$$

donde $Y_i(1)$ corresponde al resultado del individuo i al ser tratado e $Y_i(0)$ corresponde al resultado en el caso de ser parte del grupo de control, pero para cada individuo, solo uno de los resultados es observado. Es por esta razón, que estimar el efecto individual del tratamiento τ_i no es posible, aunque con la metodología de “Propensity Score” se pueden estimar efectos promedios del tratamiento, lo que es detallado a continuación.

6.4.1.1 Efecto promedio del tratamiento en los tratados

Una de las medidas más utilizadas para medir el efecto de un tratamiento es el “Efecto Promedio del Tratamiento en los Tratados” (llamado ATT por su nombre en inglés “*Average effect of Treatment on the Treated*”). El ATT es el efecto causal de la intervención para aquellos individuos quienes realmente fueron tratados [22] y se define de la siguiente manera:

$$\tau_{ATT} = E(\tau | Z = 1) = E[Y(1)|Z = 1] - E[Y(0)|Z = 1] \quad (2)$$

donde $Z = 1$ indica que el cliente fue expuesto al tratamiento y $Z = 0$ indica que pertenece al grupo de control.

Como $E[Y(0)|Z = 1]$ no puede ser observado, se puede elegir un estimador apropiado que permita calcular el ATT, que en el caso de tener individuos comparables puede ser $E[Y(0)|Z = 0]$ [23].

6.4.1.2 Efecto promedio del tratamiento

Otra medida utilizada para medir el efecto causal de tratamientos es el “Efecto Promedio del Tratamiento” (llamado ATE por su nombre en inglés “*Average Treatment Effect*”), el cual se define como:

$$\tau_{ATE} = E[Y(1) - Y(0)]. \quad (3)$$

El ATE es el efecto promedio, a un nivel poblacional, de mover a toda la población de “no tratado” a “tratado” [22]. Un desafío adicional al estimar el ATE es que ambos resultados $E[Y(1)|Z = 0]$ y $E[Y(0)|Z = 1]$ tienen que ser estimados [23].

Cuando se está realizando un estudio para determinar el efecto causal de algún tratamiento, cada investigador debe decidir qué medida es de mayor utilidad, si el ATT o el ATE, para cada contexto particular de la investigación [23]. En el caso de la presente memoria se quiere determinar si realizar un canje o solicitar un descuento provoca algún cambio en el comportamiento de los clientes, por lo tanto, se quiere saber si afecta a los clientes “tratados”. Es por esta razón que para el desarrollo del presente estudio será utilizado el ATT para estimar los efectos causales.

6.4.2 Métodos de Matching

Para calcular el ATT es necesario encontrar individuos que sean comparables y para lograr este objetivo existen distintos métodos. A continuación se muestran los tres más conocidos, los que son “*Nearest Neighbor Matching*”, “*Caliper/Radius Matching*” y “*Stratification Matching*” [24].

6.4.2.1 Nearest Neighbor Matching

El método más sencillo de *matching* es el del “vecino más cercano”, el cual consiste en buscar para cada individuo tratado, el individuo no tratado con el valor del *propensity score* más parecido. Este método puede aplicarse con o sin reemplazo. En el caso de permitir reemplazo, cada individuo no tratado puede ser el mejor *match* de más de un individuo tratado. Una vez que cada individuo que fue expuesto al tratamiento fue emparejado con un individuo del grupo de control, se registra la diferencia entre ambos resultados. Finalmente, el ATT es obtenido simplemente promediando estas diferencias [24].

6.4.2.2 Caliper/Radius Matching

Una de las desventajas que puede tener el método “*Nearest Neighbor Matching*” es que el vecino más cercano puede estar demasiado lejos, lo que podría generar que las parejas encontradas sean muy distintas. Este problema se puede evitar permitiendo un nivel de tolerancia máxima, es decir, una distancia máxima entre sus *propensity scores* entre los cuales se permita crear grupos comparables. Esta distancia máxima es llamada “caliper”. Al aplicar este método, cada individuo del grupo de control que es elegido como pareja del individuo tratado, debe estar a una distancia (medida entre la diferencia de sus *propensity scores*) menor al caliper elegido, por lo cual, los clones elegidos son más parecidos que los encontrados con el método “*Nearest Neighbor Matching*”, pero esto también implica que hay clientes tratados que no pueden ser emparejados. Una variante del “*Caliper Matching*” es el “*Radius Matching*”, en el que no solo el individuo no tratado más cercano se usa como pareja del individuo tratado, sino que todos los que queden dentro del radio del caliper [23].

Para los métodos de “*Nearest Neighbor Matching*” y “*Radius Matching*” el ATT puede ser calculado de la siguiente forma [24]. Sea T el conjunto de individuos tratados y C el conjunto de individuos del grupo de control y sean Y_i^T y Y_j^C los resultados observados para cada individuo i tratado y j no tratado. Considere $C(i)$ a todos los pertenecientes al grupo de control que fueron emparejados con el individuo i , que tiene un *propensity score* estimado p_i .

Para el caso del método “*Nearest Neighbor Matching*”

$$C(i) = \min_j \|p_i - p_j\| \quad (4)$$

y si se utiliza el método “*Radius Matching*”

$$C(i) = \{ p_j \mid \|p_i - p_j\| < r \} \quad (5)$$

lo que significa que todas las unidades de control que estén dentro del radio definido desde p_i son emparejados con el individuo tratado i .

Definiendo como N_i^C al número de unidades del grupo de control que fueron emparejadas con el individuo i y como N^T al número de unidades tratadas, el ATT puede ser estimado de la siguiente forma:

$$ATT = \frac{1}{N^T} \sum_{i \in T} \left[Y_i^T - \sum_{j \in C(i)} \frac{Y_j^C}{N_i^C} \right] \quad (6)$$

$$ATT = \frac{1}{N^T} \left[\sum_{i \in T} Y_i^T - \sum_{i \in T} \sum_{j \in C(i)} \frac{Y_j^C}{N_i^C} \right] \quad (7)$$

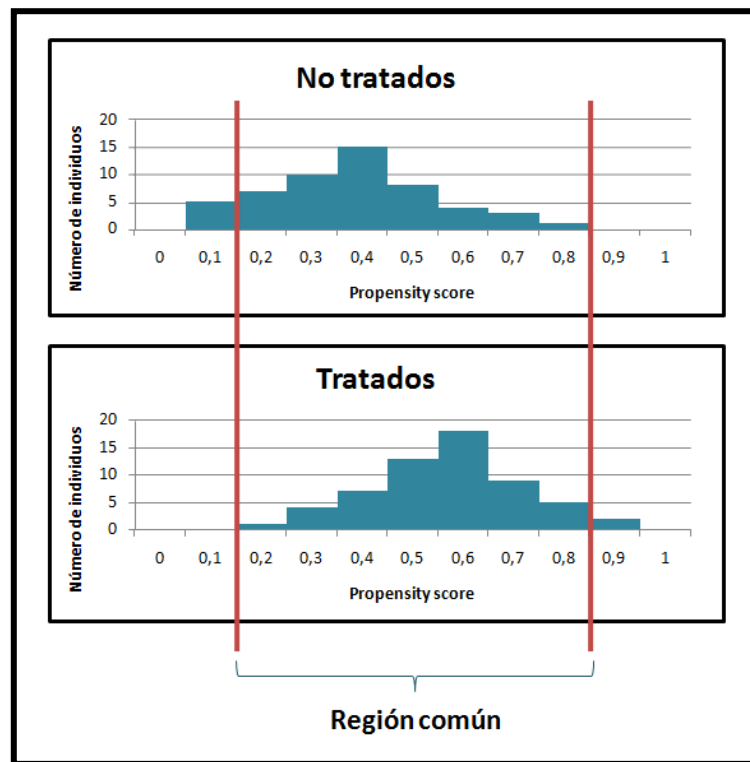
$$ATT = \frac{1}{N^T} \sum_{i \in T} Y_i^T - \frac{1}{N^T} \sum_{i \in T} \sum_{j \in C(i)} \frac{Y_j^C}{N_i^C} \quad (8)$$

6.4.2.3 Stratification Matching

Otro de los métodos más utilizados es el de estratificación [24]. Antes de definirlo en detalle es necesario explicar el concepto de “región común”. En la región común los valores entre los individuos tratados y no tratados deben traslaparse lo suficiente para encontrar segmentos comparables, esto quiere decir que para cada intervalo dentro de esta región es posible encontrar tanto unidades tratadas como no tratadas.

La Ilustración 2 muestra un ejemplo de la región común en la cual los individuos no tratados con *propensity score* menor a 0,2 y los individuos tratados con *propensity score* mayor a 0,8 son dejados fuera del análisis debido a que no existe alguna contraparte en el otro grupo que sea comparable a ellos.

Ilustración 2: Ejemplo región común



Fuente: Elaboración propia.

La idea principal del método “*Stratification Matching*” es particionar la región común en una serie de intervalos y calcular el impacto en cada uno de esos estratos, tomando el promedio de la diferencia de los resultados entre tratados y no tratados [23]. Es importante notar que por construcción, dentro de cada uno de estos bloques, las variables que caracterizan a los individuos tratados y no tratados están balanceadas y la asignación al tratamiento puede ser considerada aleatoria [24].

Para estimar el ATT con este método, para todo estrato q se puede calcular el efecto con la siguiente fórmula:

$$ATT_q = \frac{\sum_{i \in I(q)} Y_i^T}{N_q^T} - \frac{\sum_{j \in I(q)} Y_j^C}{N_q^C} \quad (9)$$

donde $I(q)$ es el conjunto de individuos en el segmento q , mientras que N_q^T y N_q^C es el número de unidades tratadas y del grupo de control en el bloque q respectivamente.

Finalmente, el ATT puede ser estimado como:

$$ATT = \sum_{q=1}^Q ATT_q * \frac{\sum_{i \in I(q)} D_i}{\sum_{v_i} D_i} \quad (10)$$

donde D_i es el número de clientes tratados i .

Para el desarrollo de esta memoria se utilizará el método de estratificación, ya que es el que mejor se adapta a los objetivos específicos del estudio, debido principalmente a que entrega segmentos de clientes comparables.

6.4.3 Estudios anteriores utilizando la metodología “Propensity Score”

La metodología de “Propensity Score” fue propuesta por Rosenbaum y Rubin en el año 1983 [20] y desde ese momento ha sido utilizada en distintas áreas, como medicina, economía, epidemiología, educación y marketing [9]. Los estudios presentados a continuación muestran como esta metodología ha sido utilizada en el área de marketing.

En el estudio presentado por Rubin y Waterman (2006) [9] el objetivo era aumentar el retorno sobre la inversión (ROI) de una intervención de marketing realizada a doctores. La intervención podría ser de distintas maneras, con el fin de aumentar las ventas de un fármaco. Algunos ejemplos de las intervenciones son visitar a los doctores para describirles los detalles del fármaco, cenar con el doctor para entregar información similar o darles muestras gratis. Lo que se quería lograr con esto es que los doctores visitados aumentaran la cantidad de recetas para ese fármaco, con respecto a la

cantidad de recetas que hubieran recetado sin recibir la intervención de marketing. Por lo tanto, lo que se quiere comparar en este caso es algo que se puede observar (el número de recetas que el doctor escribe si es que fue visitado) con algo que no se puede observar (el número de recetas que hubiera escrito sin recibir la intervención de marketing, es decir, sin ser visitado).

Los datos utilizados correspondían a aproximadamente 250.000 doctores de Estados Unidos quienes estaban activos en el área donde el fármaco sería promocionado. El objetivo era ordenar a los doctores basados en los efectos de la intervención de marketing, en una lista de tal forma que los doctores quienes tuvieran el ROI más alto serían visitados (al menos antes que los otros). En otras palabras, se quería ordenar con respecto a su efecto causal estimado (debido a las visitas) en el número de recetas que ellos hubieran escrito sin ellas.

Al realizar un análisis descriptivo de las variables que usarían para caracterizar a los doctores, observaron que los doctores “tratados”, es decir quienes fueron visitados, tenían más de un 50% más de recetas escritas en ese tipo de fármaco antes de la intervención. Esto puede ser explicado debido a que los bonos entregados a los visitantes médicos dependen del número de recetas que escriba el doctor y no del efecto que causa en ellos, por lo tanto, ellos prefieren visitar a los doctores que saben que recetan más ese tipo de fármacos. Las diferencias entre los doctores que fueron expuestos a la intervención y los que no, también están presentes en el resto de las variables que los caracterizan, lo que permite concluir que los doctores visitados y los que no, no pueden ser comparados directamente para estimar el efecto del tratamiento, debido a que no eran igual antes de la intervención. Debido a esta razón, si fueran comparados, el efecto estimado podría deberse a otras razones y no ser un impacto causado por las visitas.

Para estimar el efecto que tiene la intervención en el comportamiento de los doctores se utilizó la metodología de “Propensity Score”, ya que permite encontrar “clones” y así estimar como se hubiera comportado el individuo en la otra situación (es decir, si no hubiera sido visitado). Cuando ya se había estimado el efecto que tenía la visita para cada doctor, se ordenaron los doctores que aun no habían sido visitados con respecto a ese valor y la recomendación fue visitar a los primeros de la lista antes que a los demás. La empresa farmacéutica ya tenía su propia lista para decidir a quienes visitar, la cual fue realizada en base a una regresión que predecía el número de recetas que serían escritas utilizando como variables explicativas las características de los doctores y el número de recetas que habían escrito anteriormente. La recomendación en ese caso era la misma, visitar primero a los doctores que tenían una predicción del número de recetas que serían escritas mayor. La principal diferencia entre la lista entregada por el estudio y la lista de la empresa era la forma en que se obtuvieron, una

estimando efectos causales y otra prediciendo con una regresión, las que solo bajo circunstancias especiales generarían el mismo orden o uno similar.

En el siguiente periodo (después de haber estimado los efectos causales), a pesar de las listas que los visitadores médicos debían seguir, ellos no fueron muy estrictos con las recomendaciones y eligieron a quienes visitar, ya sea porque tenían sus propias estimaciones sobre cuales doctores escribirían más recetas, por conexiones personales o por otras razones. La nueva información de las visitas permitió comparar los resultados de ambas listas. En particular lo que hicieron fue ordenar a los nuevos doctores visitados de acuerdo a ambas listas y luego comparar el promedio del efecto causal estimado en el mejor decil de ambas listas. Como resultado se tuvo que aunque todos los promedios de los efectos causales fueron pequeños (debido a que el tiempo para observar un efecto causal fue muy corto), el mejor decil de la lista obtenida mediante el método de “Propensity Score” fue superior al mejor decil de la lista obtenida mediante regresión. Finalmente, la conclusión del estudio fue que se deben usar los efectos causales estimados para crear listas de *targeting* y no usar las listas tradicionales basadas en la predicción del número de recetas, lo que debería resultar en un mejor retorno sobre la inversión.

Otro estudio del área de marketing donde es utilizada la metodología de “Propensity Score” es el de Bakhtiari, Murthi y Steffes (2013) [25], donde el objetivo era evaluar el efecto que tenía un programa de tarjetas de afinidad en la rentabilidad de los clientes. Una tarjeta de afinidad es una tarjeta de crédito que es ofrecida a miembros de una organización como equipos de fútbol, partidos políticos, organizaciones de ex alumnos y organizaciones benéficas. La diferencia principal entre las tarjetas de afinidad y las tarjetas de crédito regular, es que cuando una persona usa una tarjeta de afinidad, un pequeño pago es hecho por el emisor de la tarjeta (por ejemplo un banco), a la organización asociada a la tarjeta para recompensarlos por su cooperación en la promoción de una particular tarjeta de crédito bancaria. Los bancos esperan aprovechar la afinidad del cliente por una organización para incentivarlos a obtener la tarjeta o incrementar su uso en el caso de poseerla.

El foco del estudio estaba en la diferencia en la rentabilidad de los clientes de las tarjetas de afinidad y los clientes del resto de las tarjetas, es decir, lo que se quería responder era si las tarjetas de afinidad generaban más clientes rentables después de descontar los costos por los pagos realizados a las organizaciones asociadas a cada tarjeta de afinidad. Además, se estudió si las tarjetas de afinidad están asociadas a una mayor frecuencia de uso y si existen algunas tarjetas de afinidad mejores que otras.

Como la asignación de las tarjetas de afinidad no fue realizada de forma aleatoria, los clientes con tarjetas de afinidad y los clientes con tarjetas de crédito

normales no pueden ser comparados directamente, ya que ellos podrían diferir en muchas de sus características que podrían explicar potencialmente la diferencia entre la rentabilidad de ambos grupos, es decir, podrían existir sesgos de selección. Por esta razón, se utilizó la metodología “Propensity Score”, usando datos de un banco de Estados Unidos, el cual es uno de los líderes ofreciendo tarjetas de afinidad. Los datos consisten en una muestra aleatoria de 9.000 clientes y sus transacciones por un periodo de tres años. Los principales resultados mostraron que la diferencia en la rentabilidad no es estadísticamente significativa entre los clientes que tienen tarjetas de afinidad y los que tienen tarjetas de créditos normales, es decir, no asociadas a alguna organización. Además, los clientes de las tarjetas de afinidad tampoco muestran un mayor número de transacciones o mayores montos de transacciones. Con respecto a los tipos de tarjetas de afinidad, se concluyó que algunas tarjetas de afinidad, como las de organizaciones financieras y las de marca compartida (las están asociadas a otra marca además del banco emisor de la tarjeta) son mejores que otros tipos de tarjetas de afinidad, como las asociadas a clubes deportivos o a asociaciones de ex alumnos.

6.5 Metodología alternativa: Variables Instrumentales

Una metodología alternativa que fue analizada para estimar el efecto causal de los canjes en el comportamiento de los clientes fue el método de variables instrumentales. Como fue expuesto anteriormente, que los clientes que canjean sus puntos tengan mejores resultados en términos de comportamiento (es decir, que gasten más en la empresa, que contraten más servicios y/o se queden más tiempo en Movistar) podría no significar que el club sea el causante de eso. Una razón para esto puede ser que los clientes que son más leales a la empresa antes de canjear se autoseleccionen para beneficiarse de los canjes, y por lo tanto, los clientes que canjean y que no, podrían ser distintos desde antes de que alguno de ellos decida canjear. Esto implica que la decisión de realizar canjes es endógena [5]. El problema de endogeneidad nombrado anteriormente impide obtener un estimador MCO insesgado, ya que no se estaría cumpliendo uno de los supuestos claves de este estimador, que es que el término de error no debe estar correlacionado con las variables explicativas o regresores del modelo [26].

Una forma de abordar el problema de endogeneidad es utilizar el método de variables instrumentales [21, 27], el cuál típicamente se hace en dos etapas. Primero, las variables instrumentales (también llamadas instrumentos) son utilizadas para predecir que un individuo decida ser parte del tratamiento y en una segunda etapa, se estima el efecto del tratamiento en la variable dependiente [28]. Para el caso de la

presente memoria el primer modelo estimado sería para la decisión de realizar un canje (utilizando variables instrumentales) y el segundo, para el efecto que tienen los canjes en la variable dependiente, que en el caso de este estudio corresponden al monto gastado en la empresa, los servicios contratados y la permanencia en la empresa [5]. Una variable instrumental tiene dos características claves: está altamente correlacionado con el tratamiento y no afecta de manera independiente a la variable en la que se quiere medir el efecto [29].

Un estudio realizado anteriormente donde fue utilizado este método para medir el impacto de los clubes de fidelización es el de Leenheer *et al.* (2007) [5], en el cuál se quería medir el impacto de este tipo de programas en el *share of wallet* de los clientes. Una distinción con la presente memoria es que la membresía en los clubes no era directa y por lo tanto, el cliente debía inscribirse. Por lo tanto, en particular se quería medir el efecto de ser miembro del club en el *share of wallet*. Para el estudio fueron utilizados datos de panel a partir de una muestra representativa de hogares holandeses que reporta la membresía en siete programas de lealtad de comercios minoristas de comestibles, así como sus gastos en cada una de las 20 principales cadenas de supermercados.

Para la estimación del efecto lo que se hizo fue estimar un modelo para la decisión de ser miembro (utilizando variables instrumentales) y otro para el efecto de la membresía en el *share of wallet*. Con información obtenida de una encuesta se pudo construir las siguientes cuatro variables instrumentales:

- Beneficios económicos percibidos de las membresías en clubes de fidelización para cada cliente.
- Beneficios no económicos percibidos de las membresías en clubes de fidelización para cada cliente.
- Preocupaciones sobre la privacidad con respecto a las membresías en clubes de fidelización para cada cliente.
- Número de membresías en clubes de fidelización de estaciones de servicios de cada cliente.

Un requisito fundamental para las variables instrumentales es que deben ser independientes de la variable en la que se quiere medir el efecto, es por esto que las cuatro variables instrumentales están formuladas con respecto al comercio minorista en general y por lo tanto, no están relacionadas a ninguna cadena de supermercados en particular.

Dentro de los principales resultados obtenidos se encontró un efecto positivo pequeño, pero significativo, de la membresía en un club en el *share of wallet*. Este

efecto es siete veces menor que el estimado con un modelo que ignora la endogeneidad de la membresía en el club.

Para el desarrollo de esta memoria la metodología de variables instrumentales fue descartada para ser utilizada por la dificultad de construir algún instrumento que permitiera abordar de manera adecuada el problema de endogeneidad, lo que es generado por la escasez de datos que permitan la creación de éste.

7. MARCO METODOLÓGICO

El objetivo de la memoria es determinar el efecto que tienen los canjes realizados por los clientes de la empresa Movistar en su comportamiento. Para ello se utilizará una metodología que permita estimar efectos causales de tratamientos. A continuación se detalla la metodología utilizada para cumplir los objetivos de la presente memoria.

7.1 Comprensión del problema

El objetivo de esta primera etapa es conocer el problema de la empresa, definir los objetivos y alcances de la memoria e investigar sobre metodologías que permitan resolverlo. En el caso del presente estudio, la búsqueda se enfoca en herramientas que permitan estimar efectos causales y variables de comportamiento que podrían ser modificadas por los clubes de fidelización. Por otra parte, en este primer acercamiento es importante interiorizarse en la industria y entender las diferencias que tiene con otros sectores, como por ejemplo con el retail, que harán que el problema deba ser enfrentado de una manera distinta.

7.2 Determinación de variables de comportamiento

El efecto del programa de beneficios será medido en distintas variables de comportamiento de los clientes en la industria de telecomunicaciones. Según Sharp y Sharp (1997) los clubes de fidelización que premian algún tipo de comportamiento (y por lo tanto, lo incentivan), deben ser evaluados con respecto a ese comportamiento [7]. En el caso del Club Movistar, se puede acceder a los canjes de acuerdo a los puntos

que se tienen acumulados y la manera de aumentar esta cantidad es aumentando el monto de las boletas, contratando nuevos servicios en la empresa y estando más tiempo en ella. Por esta razón, estas son las variables que serán utilizadas para comparar a los clientes, luego de tener segmentos de ellos que sean comparables.

7.3 Procesamiento de datos y transformación de variables

Para el desarrollo de la memoria se cuenta con información de los clientes con contrato de la empresa Movistar.

El objetivo de esta etapa es preparar los datos para poder aplicar el modelo de estimación de efectos causales. Por lo tanto, se quiere lograr reunir la información de cada cliente y de esa forma poder caracterizarlo de la mejor manera posible. A continuación se detallan los pasos que serán necesarios para cumplir el objetivo:

- Seleccionar un grupo clientes que hayan entrado a la empresa en el mismo periodo y de los que se tenga información desde su ingreso.
- Consolidar en una única base de datos la información de cada cliente del segmento elegido.
- Identificar a los clientes que realizaron al menos un canje en la empresa.
- Seleccionar y transformar variables que permitan un mejor desarrollo del modelo de causalidad.
- Limpieza de datos.

7.4 Estimación del efecto causal

El objetivo de esta etapa es determinar si existe una diferencia en los comportamientos de los clientes que han sido expuestos a una intervención y los que no. Para efectos de esta memoria un cliente expuesto o tratado es el que realizó al menos un canje en la empresa.

7.4.1 Definición del tratamiento

En este estudio, el canje puede ser hecho por el cliente en cualquier instante, es decir, el cliente podría ser expuesto al tratamiento desde el primer mes de observación, pero para el cálculo del *propensity score* es necesario contar con información que caracterice al cliente previo a la intervención. Además, para determinar si hubo un cambio en el comportamiento del cliente causado por la intervención se requiere de información posterior a ella. Por lo tanto, solo los canjes que sean realizados durante un periodo de tiempo (específico para cada modelo) serán considerados para el análisis, excluyendo a todos aquellos clientes que realizaron un canje fuera de este periodo.

7.4.2 Cálculo del Propensity Score

A partir de las variables demográficas del cliente como su edad y su género, además de sus variables de comportamiento en la empresa, se calculará para cada cliente la probabilidad de realizar un canje en el periodo definido como “periodo de tratamiento”. Esta probabilidad será obtenida por medio de una regresión logística [21].

7.4.3 Segmentación

El objetivo de esta etapa es encontrar segmentos con clientes tratados y no tratados, dentro de los cuales el promedio de los *propensity scores* de los clientes que canjearon y los que no canjearon no tengan diferencias estadísticamente significativas. Para lograr esto lo que se hace es dividir la muestra en k intervalos del mismo tamaño con respecto a los valores obtenidos de *propensity score*, donde se puede partir con 1 intervalo. Luego es necesario testear que los promedios del *propensity score* de los grupos tratados y no tratados no tengan diferencias estadísticamente significativas, es decir, que el segmento esté balanceado. En el caso que un segmento no esté balanceado, puede dividirse y volver a evaluar si existen diferencias entre los promedios de sus *propensity scores*. El proceso continúa hasta que cada segmento esté balanceado [24].

7.4.4 Diagnóstico de balance en segmentos

El objetivo principal de utilizar la metodología de “Propensity Score” es encontrar clientes que puedan ser comparados directamente. Para lograr esto es necesario que para cada una de las variables que los caracterizan, las distribuciones sean similares en cada segmento entre los clientes que fueron tratados y los que no [9]. Por lo tanto, será necesario analizar si los promedios de cada una de las variables utilizadas para caracterizar a los clientes tienen diferencias estadísticamente significativas entre los clientes tratados y no tratados dentro de cada uno de los segmentos.

7.4.5 Estimación del efecto

Dentro de cada segmento confirmado los clientes que fueron tratados y los que no, son directamente comparables. Para calcular el efecto promedio del tratamiento en los tratados, primero se calculará el efecto por segmento, el que es la diferencia entre los promedios de la variable objetivo (donde se quiere medir el efecto) de los clientes tratados y los clientes no tratados [9]. Luego, para obtener el ATT, el efecto por segmento será ponderado por el número de tratados en cada uno de los segmentos.

Las respuestas o resultados que serán comparados para determinar si hubo un cambio en el comportamiento debido al tratamiento son los montos que los clientes pagan por sus servicios, la permanencia de ellos en la empresa y el involucramiento que tienen los clientes con los distintos servicios de la empresa, que puede ser medido como cantidad de productos o tipos de productos que poseen.

7.4.6 Caracterización de segmentos

En esta última etapa se caracterizarán los segmentos encontrados, indicando cuáles son los segmentos donde el club de fidelización tiene un efecto mayor, comparando los resultados de los impactos de todos los segmentos.

8. LA EMPRESA Y SU CLUB DE FIDELIZACIÓN

Movistar es una empresa de telecomunicaciones que ofrece servicios de telefonía móvil, banda ancha móvil, televisión pagada, internet y telefonía fija. Es una de las empresas líderes de la industria y durante el año 2012 tuvo la mayor participación de mercado en cada uno de los servicios que ofrece, menos en televisión pagada, donde es VTR quien tuvo un porcentaje mayor [1].

El programa de lealtad de la empresa se llama Club Movistar, y los clientes que cumplen algunos requisitos pueden acumular puntos de acuerdo a los servicios que tenga contratados. Los puntos acumulados tienen una vigencia de 24 meses.

Los requisitos para poder acumular puntos son tener un contrato de telefonía móvil o un contrato hogar de algunos de los siguientes servicios: “Plan dúo banda ancha” (telefonía fija y banda ancha), “Plan dúo TV” (telefonía fija y televisión) o un “Plan trío” (telefonía fija, banda ancha y televisión). Además, se debe pertenecer al segmento personas. La cantidad de puntos acumulados dependerá de los servicios contratados, como se detalla a continuación [30]:

Tabla 1: Acumulación de puntos

Servicios contratados	Cantidad de puntos acumulados mensualmente.
Contrato móvil	2% de valor de la boleta (excluyendo cobros por reposición, intereses y cobranzas).
Plan dúo hogar	300 puntos
Plan trío hogar	500 puntos
Plan trío hogar HD	1.000 puntos

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Además, si los clientes cuentan con la tarjeta de crédito Santander Movistar o Banefe Movistar, acumulan tres puntos por cada quinientos pesos de compras con la tarjeta.

Con los puntos acumulados los clientes pueden canjear entradas a CineHoyts, a sala *premium* y normal, bolsas de mensajes de texto, hacer donaciones al Hogar de Cristo y Proniño, servicios de canales por un mes o se pueden transferir a otro cliente [30], entre otros.

Además de la acumulación y canje de productos, los clientes pueden acceder a distintos descuentos, como en entradas al cine o a conciertos.

9. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS DATOS

En esta sección se presenta la información disponible para la realización de esta memoria, incluyendo un análisis descriptivo de esta información.

9.1 Datos disponibles

Para el desarrollo de la memoria se cuenta con datos entregados por la empresa Movistar, tanto de clientes con contrato móvil, como de contrato fijo. Además, se cuenta con información sobre los canjes realizados por los clientes y de las solicitudes de descuentos. El periodo analizado es de 18 meses, desde agosto de 2011 a enero de 2013.

Es importante destacar que la información del parque fijo solo fue utilizada para complementar la información de los clientes de parque móvil. Es decir, si un cliente de parque móvil fue incorporado en el estudio, se agregó la información de los productos hogar que tenía contratados.

9.1.1 Datos de clientes con contrato móvil

Los clientes de contrato móvil son aquellos que cuentan con servicios de telefonía móvil o banda ancha móvil. Para cada cliente se cuenta con la siguiente información:

Tabla 2: Datos de clientes con contrato móvil

Datos disponibles
ID: Identificador único de cliente.
Código de cliente: Identificador de un cliente. Un cliente (ID) puede tener más de un código de cliente.
Número de celular del servicio contratado.
Región del cliente.
Edad del cliente.
Género del cliente.
Fecha de alta: Fecha en la que se inició el servicio.
Plan: El tipo de plan que tiene contratado.
Antigüedad de la línea.
Antigüedad del plan.
Antigüedad del equipo.
Número de recambios: Cantidad de veces que ha cambiado el equipo.
Número de cambios de plan.
Importe por cargo fijo: Lo que paga el cliente por el plan contratado.
Importe por minuto adicional: Lo que paga el cliente por utilizar minutos adicionales al plan.
Importe por servicio de valor agregado: Lo que paga el cliente por utilizar servicios de valor agregado.
ARPU (Average Revenue Per User): Ingreso promedio por usuario. Corresponde al pago total efectuado mensualmente por el cliente.

Fuente: Elaboración propia.

9.1.2 Datos de clientes con contrato fijo

Los clientes con contrato fijo son aquellos que tienen servicios de telefonía fija, televisión, internet banda ancha o la mezcla de ellos, formando planes dúo o trío. La información que se cuenta de esos clientes es la siguiente:

Tabla 3: Datos de clientes con contrato fijo

Datos disponibles
ID
Número de teléfono.
Antigüedad del cliente.
Antigüedad de la línea telefónica (en caso de tener el servicio contratado).
Antigüedad de la banda ancha (en caso de tener el servicio contratado).
Antigüedad de la televisión pagada (en caso de tener el servicio contratado).
Región.
Comuna.
Ciudad.
Edad.
Género.
ARPU.
Tipo de plan de telefonía contratado.
Tipo de plan de banda ancha contratado.
Tipo de plan de televisión contratado.

Fuente: Elaboración propia.

9.1.3 Datos de los canjes

Para los canjes se cuenta con la siguiente información:

Tabla 4: Datos de los canjes

Datos disponibles
ID
Código de cliente.
Mes en el que se realizó el canje.
Puntos utilizados en el canje.
Descripción del canje.
Categoría del canje.

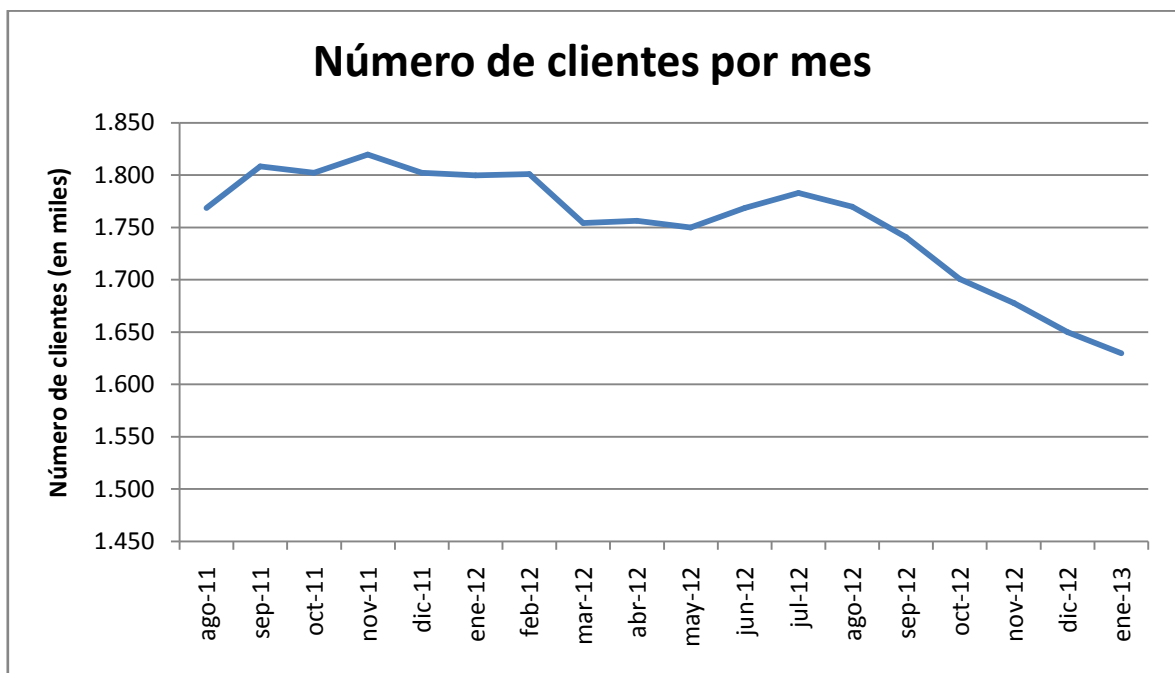
Fuente: Elaboración propia.

9.2 Análisis del parque móvil

El parque móvil corresponde a aquellos clientes que poseen un contrato móvil activo en la empresa. A continuación se muestran algunos análisis descriptivos de los datos entregados para el desarrollo de la memoria.

La siguiente ilustración muestra la cantidad de clientes activos con contrato móvil por mes.

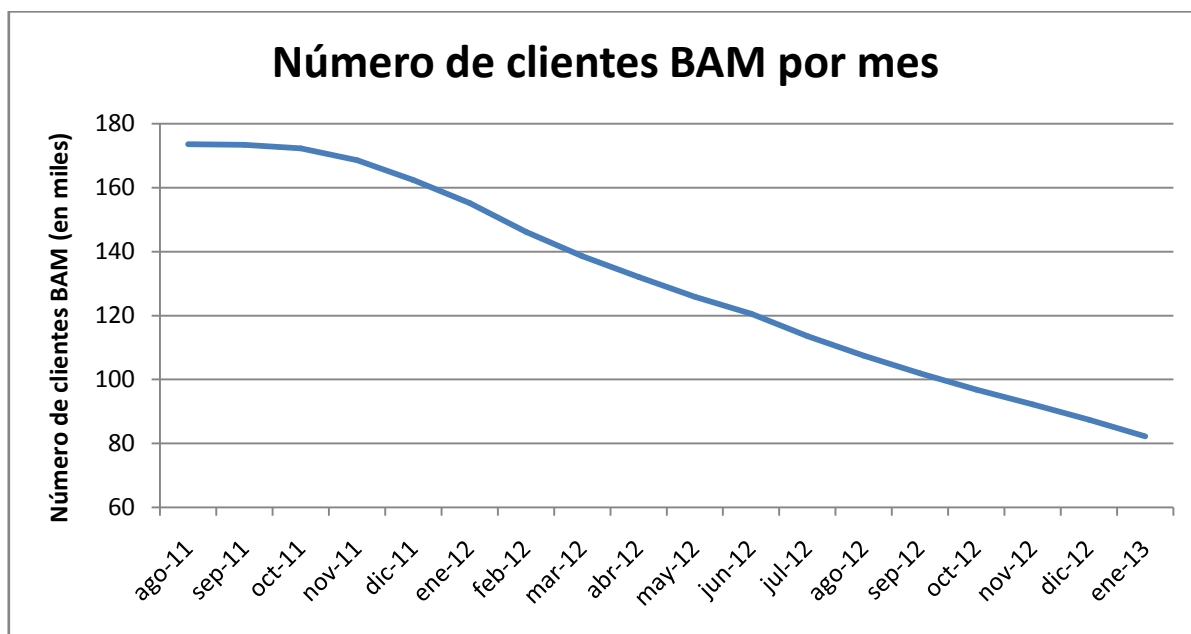
Ilustración 3: Número de clientes con contrato móvil por mes



Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Se puede observar en el gráfico que desde junio de 2012 la cantidad de clientes del parque móvil ha ido disminuyendo, llegando a 1.600.798 clientes en enero de 2013. Algunas de las razones para explicar la baja en el número de clientes son la constante disminución en el servicio de banda ancha móvil (como puede ser observada en la Ilustración 4), el inicio de la portabilidad numérica y el ingreso de nuevos competidores a la industria.

Ilustración 4: Número de clientes banda ancha móvil (BAM) por mes



Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

El estudio que se quiere realizar es en base al impacto que podría tener el club de beneficios en el comportamiento de los clientes, por lo tanto, es necesario distinguir a los clientes que han tenido alguna interacción con los canjes, de los que no han participado. Es por esto, que para los siguientes análisis se seleccionó a todos los clientes que ingresaron a la empresa en agosto de 2011, por las siguientes dos razones:

- 1) Al tener una muestra de clientes nuevos, se puede asegurar que no han tenido una interacción con el club en un periodo previo al que será observado.
- 2) Es necesario comprobar que los clientes sean realmente nuevos en la empresa y esa nueva incorporación no sea solo una nueva línea de algún cliente antiguo. Para lograr esto, se revisó que cada uno de estos clientes no tuviese algún servicio móvil contratado en julio 2011.

La siguiente tabla muestra la cantidad de líneas que fueron contratadas en agosto de 2011 y la cantidad de líneas que fueron contratadas por clientes que no tenían un contrato móvil anteriormente.

Tabla 5: Número de líneas nuevas en agosto de 2011

Número de líneas nuevas en agosto de 2011	70.175
Número de líneas contratadas por clientes nuevos en agosto de 2011	44.889

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Del total de las líneas abiertas por clientes nuevos en el segmento contrato móvil, hay algunas que pueden haber sido contratadas por el mismo cliente. De hecho, en agosto de 2011 solo ingresaron 41.365 clientes al parque móvil.

De los 41.365 clientes que cumplen la condición de haber ingresado a la compañía en agosto 2011 un 10,38% fue eliminado de la base de datos debido a valores perdidos e inconsistencias. Finalmente los análisis de esta memoria serán realizados con 37.072 clientes, los que en agosto de 2011 contrataron 40.114 líneas distintas.

La siguiente tabla muestra la cantidad de líneas contratadas por los clientes que contrataron servicios móviles en agosto de 2011.

Tabla 6: Número de líneas contratadas por clientes nuevos de agosto 2011

Número de líneas contratadas por el mismo cliente en agosto de 2011	Número de clientes	Porcentaje
1	34.578	93,30%
2	2.207	5,95%
3	189	0,51%
4	47	0,13%
5	16	0,04%
6	8	0,02%
7	5	0,01%
mayor a 7	13	0,04%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Como se puede observar en la tabla, la mayoría de los clientes nuevos (93,3%) contrató solo una línea.

Al segmento de contrato móvil pertenecen dos tipos de servicios, la telefonía móvil y banda ancha móvil. La siguiente tabla muestra la cantidad de líneas que corresponden a cada uno de los servicios.

Tabla 7: Tipo de servicio contratado

Tipo de servicio contratado	Número de líneas	Porcentaje
Voz	35.033	87,33%
Banda Ancha Móvil	5.081	12,66%
Total	40.114	100%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Al observar la tabla anterior se puede ver que un 87,33% de las líneas que fueron contratadas en agosto de 2011 corresponden a servicios de telefonía móvil y un 12,66% corresponde a banda ancha móvil.

Con respecto a las variables demográficas que se cuenta de cada cliente, se tiene la edad, el género y la región.

La siguiente tabla muestra la cantidad de líneas nuevas por región, de los clientes que ingresaron al parque móvil en agosto de 2011.

Tabla 8: Región

Región	Número de líneas	Porcentaje
I	617	1,66%
II	1.351	3,64%
III	844	2,28%
IV	2.341	6,31%
V	3.964	10,69%
VI	2.891	7,80%
VII	1.791	4,83%
VIII	3.643	9,83%
IX	2.107	5,68%
X	1.582	4,27%
XI	113	0,30%
XII	621	1,68%
XIV	762	2,06%
XV	516	1,39%
RM	13.929	37,57%
Total	37.072	100%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

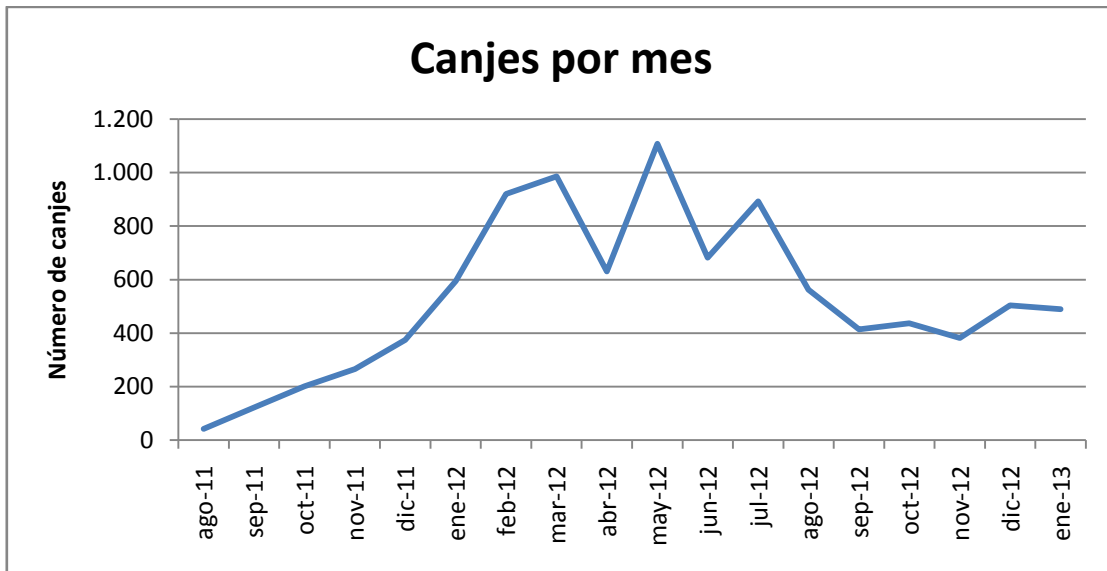
Como puede observarse en la tabla anterior, un 37,57% de las líneas nuevas son de la región Metropolitana y un 10,69% son de la región de Valparaíso.

9.3 Análisis de los canjes

De acuerdo al contrato que el cliente tiene con la empresa acumula puntos mensualmente los cuales puede utilizar para realizar distintos canjes cuando alcanza un nivel mínimo.

Desde agosto de 2011 a enero de 2013 los clientes seleccionados realizaron 9.611 canjes en la empresa, aunque estos fueron realizados solo por 5.957 clientes distintos. Esto se explica por el hecho de que algunos clientes realizaron más de un canje. La ilustración presentada a continuación muestra el número de canjes realizados por mes durante el periodo observado.

Ilustración 5: Canjes por mes clientes nuevos agosto 2011



Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Como se puede observar en el gráfico, en los primeros meses los canjes son menos que en el resto de los meses, lo que es consecuente con la cantidad de puntos que deberían tener acumulados esos clientes ya que están entrando a la empresa. Además, se puede ver que después de seis meses se produce el primer peak de canjes, lo que podría estar explicado por la cantidad de puntos que se acumulan (ejemplo: 2% de la boleta) y el mínimo de puntos para realizar un canje (300 puntos).

La siguiente tabla resume la información de las categorías a las que pertenecen los canjes realizados.

Tabla 9: Cantidad de canjes por categoría

Categoría	Número de canjes	Porcentaje
Bolsas	4.356	45,32%
Equipos	3.074	31,98%
Recargas	1.175	12,23%
LAN	380	3,95%
Otros	626	6,51%
Total	9.611	100%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Como se puede ver en la tabla anterior, la mayoría de los canjes corresponden a la categoría bolsas, donde los clientes pueden canjear sus puntos por minutos, mensajes de texto o mensajes multimedia. La segunda categoría con mayor cantidad de canjes son los equipos, donde el cliente puede utilizar sus puntos cuando realiza un recambio. La tercera gran categoría son las recargas, en donde el cliente cambia sus puntos por un monto en dinero que puede ser utilizado por cualquier servicio que tenga en su celular.

Tabla 10: Número de canjes realizados por clientes canjeadores

Número de canjes	Número de clientes	Porcentaje
1	4.147	69,62%
2	1.043	17,51%
3	357	5,99%
4	184	3,09%
5	94	1,58%
6	51	0,86%
7	30	0,50%
más de 7	51	0,86%
Total	5.957	100%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

En la tabla anterior se puede observar que un 69,62% de los clientes que realizaron canjes, solo realizó uno durante el periodo observado. También es importante destacar la cantidad de clientes que realizaron dos canjes, ya que representan un 17,51% de los clientes canjeadores.

10. DESARROLLO METODOLÓGICO

En esta sección se muestran detalladamente dos modelos utilizados para estimar el efecto causal de los canjes en el comportamiento de los clientes. El primero de ellos considera a los clientes que mantuvieron activo su contrato por lo menos por los 18 meses de observación y en el segundo modelo, se relaja la restricción de los 18 meses a que el cliente permanezca lo suficiente como para poder observar su comportamiento después del tratamiento. Esto será explicado en detalle al exponer cada uno de los modelos. El cambio de comportamiento fue analizado en tres variables distintas, las que son monto gastado en la empresa, cantidad de servicios contratados y la permanencia del cliente en la compañía.

Los clientes que tienen un contrato con la empresa pueden ir acumulando puntos mensualmente dependiendo de los servicios que tengan contratados. Estos puntos pueden ser utilizados para realizar distintos tipos de canjes, como por ejemplo para hacer recambios de equipos, adquirir bolsas de minutos, realizar recargas de dinero al celular, entre otros. El análisis presentado a continuación busca determinar si la realización de estos canjes por parte de los clientes modifica su comportamiento posterior.

10.1 Modelo 1: Clientes activos los 18 meses de observación

Para el primer modelo se consideraron solo los clientes que mantuvieron su contrato con la empresa por los dieciocho meses de observación. De los 37.072 clientes que fueron considerados para la memoria, solo un 33,66% cumplía con esta condición. Además, fueron eliminados los clientes que tuvieran datos faltantes en sus variables demográficas, que en el caso de la edad son un 17,4% de los clientes y para el género representan un 9,64% del total.

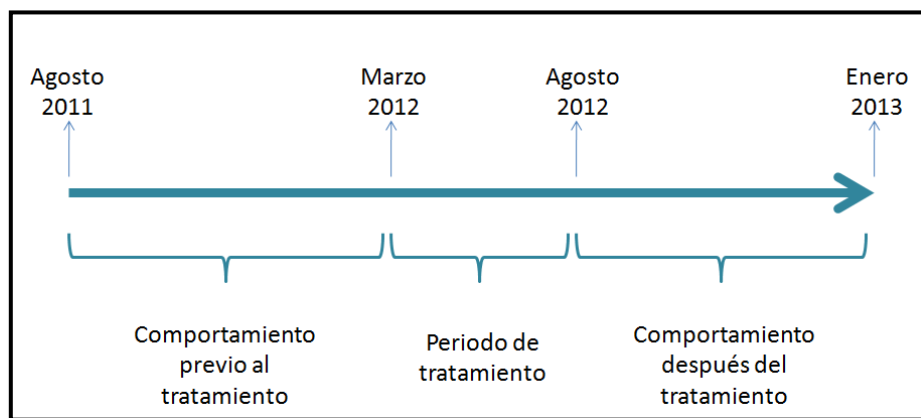
10.1.1 Definición de tratamiento

Un cliente puede realizar un canje en cualquier momento desde que ingresa a la empresa si es que tiene los puntos suficientes para ello, pero para encontrar clientes comparables y determinar si hubo un cambio en el comportamiento es necesario encontrar un periodo que sea considerado previo a la intervención y uno posterior a

ella. Es por esta razón que para el primer modelo fue considerado como “periodo de tratamiento” a los meses entre marzo y agosto de 2012. Este periodo fue elegido porque concentra un 44,74% del total de los canjes realizados, permitiendo dejar un periodo de 7 meses para observar el comportamiento previo y 6 meses posteriores para observar si hubo un cambio en el comportamiento de los clientes. De esta forma, un cliente que haya realizado al menos un canje en el periodo de tratamiento fue considerado como “tratado”. Los clientes que realizaron al menos un canje fuera de ese periodo no fueron considerados para el modelo, debido a que no podían ser considerados como “no tratados” ya que podrían tener un comportamiento distinto a los clientes que realmente no realizaron ningún canje. Finalmente, los clientes que no realizaron canjes durante los 18 meses de observación fueron considerados como “no tratados”.

La siguiente ilustración muestra gráficamente el periodo considerado previo al tratamiento, el de tratamiento y el posterior a la intervención.

Ilustración 6: Periodo de tratamiento



Fuente: Elaboración propia.

Después de realizar los filtros mencionados anteriormente, para el primer modelo fueron considerados 7.778 clientes, de los cuales un 18,73% corresponden al grupo de tratamiento.

Tabla 11: Número clientes modelo 1

Cientes tratados	1.457	18,73%
Cientes no tratados	6.321	81,27%
Total	7.778	100%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

10.1.2 Cálculo del Propensity Score

Para encontrar clientes comparables es necesario caracterizar a los clientes previo al periodo de intervención y así poder encontrar segmentos de clientes similares.

Las variables que fueron utilizadas para el primer modelo fueron la edad del cliente, el género, la región de residencia (clasificadas como norte, centro o sur), el promedio de los ARPU desde septiembre de 2011 a febrero de 2012 (sin considerar agosto 2011 debido a que como el cliente estaba ingresando a la empresa, ese monto no es representativo de su comportamiento), el promedio de la cantidad de productos (por ejemplo, en el caso de tener dos líneas de teléfonos móviles y una línea de banda ancha móvil se consideran tres productos) y el promedio de la cantidad de productos distintos (por ejemplo, en el caso de tener dos líneas de teléfonos móviles y una línea de banda ancha móvil se consideran dos productos distintos).

A partir de las variables mencionadas anteriormente fue calculado el *propensity score* para cada cliente. Este valor fue obtenido mediante una regresión logística implementada en el programa Stata SE 12. El detalle de los resultados de la regresión están en anexos y los valores obtenidos para los *propensity scores* van desde 0,037 a 0,57. A pesar de que el pseudo R^2 obtenido es bajo, el objetivo fundamental del método de “Propensity Score” es alcanzar el balance en las variables que caracterizan a los clientes tratados y no tratados [31], por lo tanto, eso es lo que se verificará en los siguientes pasos.

A continuación es necesario definir una región común para los valores de *propensity score* entre tratados y no tratados. En el caso del modelo 1 solo dos clientes fueron dejados fuera de la región común debido a que sus *propensity scores* eran muy distintos a los de los demás clientes y por lo tanto, no sería posible encontrar clientes comparables.

Tabla 12: Región común modelo 1

Menor valor de propensity score	Mayor valor de propensity score
0,037	0,389

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la tabla anterior los clientes tienen una probabilidad de canjear baja, donde el cliente que tiene la probabilidad más alta tiene 0,389. Una explicación para esto es que debido a las variables utilizadas para caracterizar a cada cliente, es más probable que un cliente no canjee (ya que el porcentaje de clientes que canjea es solo un 18,7%). Para ejemplificar lo anterior, considere una muestra de 100

clientes, donde solo 19 de ellos realizaron un canje. Si de esos 19 clientes, 1 tiene 80 años y es hombre, y de los que no canjearon 20 son hombres de 80 años, el modelo va a predecir que de acuerdo a sus características, los clientes hombres de 80 años tienen una probabilidad baja de canjear. Es importante recordar que para los modelos solo se utilizan variables observables y que a pesar de que los clientes puedan tener gustos e intereses distintos que motiven el canje, la probabilidad de canjear se calcula solo con la información disponible.

Al terminar esta etapa, cada cliente cuenta con un valor de su *propensity score* que resume la información de sus variables características y a partir de este valor, se encontrarán segmentos de clientes que puedan ser comparables.

10.1.3 Segmentación

A partir de los valores encontrados en la etapa anterior, se buscan segmentos de clientes donde el promedio de los *propensity scores* de los clientes que canjearon y los clientes que no canjearon no tengan diferencias estadísticamente significativas. Es importante que dentro de cada segmento los clientes tratados y no tratados cumplan la condición anterior, debido a que esto asegura que los clientes sean similares en todas las variables que los caracterizan.

Para este primer modelo, la cantidad de segmentos que asegura que no existan diferencias estadísticamente significativas entre las medias de *propensity score* de los clientes tratados y no tratados es 6. La tabla a continuación muestra la cantidad de clientes por segmento y los promedios de sus *propensity scores* para clientes tratados y no tratados. Además se presenta el p-valor de un test t de dos muestras en donde la hipótesis nula corresponde a igualdad de medias. De acuerdo a los resultados obtenidos se puede concluir que no existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de ambos grupos dentro de cada segmento con un nivel de significancia del 1%.

Tabla 13: Segmentos modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Promedios PS	p-valor
1	No tratados	430	0,084	0,1429
	Tratados	58	0,081	
2	No tratados	1.120	0,127	0,3123
	Tratados	125	0,128	
3	No tratados	935	0,163	0,3553
	Tratados	168	0,164	
4	No tratados	617	0,181	0,0438
	Tratados	125	0,182	
5	No tratados	640	0,194	0,4464
	Tratados	168	0,194	
6	No tratados	2.577	0,231	0,0181
	Tratados	813	0,234	

Fuente: Elaboración propia.

10.1.4 Diagnóstico de balance en segmentos

Una de las razones principales para utilizar la metodología de “Propensity Score” es que permite encontrar clientes que sean comparables y de esa forma disminuir los sesgos que existen por comparar clientes que son muy distintos entre sí. Es por esto, que en esta etapa se determinará en cada uno de los segmentos si los promedios de cada una de las variables que caracterizan a los clientes y que fueron utilizadas para el cálculo del *propensity score* tienen diferencias estadísticamente significativas entre los clientes tratados y no tratados. A continuación se muestran los resultados para la primera variable analizada que es el promedio de los montos que gastaban los clientes en el periodo previo a la intervención.

Tabla 14: Promedio ARPU por segmentos del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Promedio ARPU	p-valor
1	No tratados	\$53.641	0,1784
	Tratados	\$57.092	
2	No tratados	\$37.638	0,2492
	Tratados	\$40.474	
3	No tratados	\$20.663	0,0669
	Tratados	\$17.855	
4	No tratados	\$16.831	0,0390
	Tratados	\$19.415	
5	No tratados	\$18.174	0,6998
	Tratados	\$17.757	
6	No tratados	\$23.098	0,8839
	Tratados	\$23.199	

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la tabla, ninguno de los segmentos tiene diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de sus ARPU a un nivel de significancia del 1%. A continuación se muestra el resumen de los valores obtenidos para la variable edad.

Tabla 15: Promedio de edad por segmentos del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Promedio edad (años)	p-valor
1	No tratados	55,62	0,9370
	Tratados	55,76	
2	No tratados	53,04	0,6912
	Tratados	53,67	
3	No tratados	53,95	0,2829
	Tratados	54,93	
4	No tratados	49,27	0,3403
	Tratados	48,47	
5	No tratados	45,21	0,3416
	Tratados	45,85	
6	No tratados	35,29	0,4643
	Tratados	35,04	

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra que al igual que los *propensity scores* y los promedios de los ARPU, los promedios de las edades también están balanceados dentro de cada segmento, es decir, no existen diferencias estadísticamente significativas entre los

promedios de los grupos tratados y no tratados para cada una de las variables. El análisis del resto de las variables se encuentra en Anexos modelo 1.

El balance fue encontrado para cada una de las variables incluidas en el cálculo del *propensity score*, lo que significa que dentro de cada segmento hay clientes que pueden ser comparados directamente.

10.1.5 Estimación del efecto

Después de comprobar que dentro de cada segmento hay clientes que son comparables entre ellos, se puede estimar el efecto que tuvo realizar al menos un canje dentro del “periodo de tratamiento”. Para determinar si los clientes tienen un comportamiento distinto después de que se realizó el tratamiento (recordando que dentro de cada segmento los clientes eran estadísticamente iguales en el periodo previo), se compararon sus comportamientos después del periodo de tratamiento en cada una de las variables analizadas.

En el caso de la variable monto gastado se compararon los promedios de los gastos mensuales de los clientes de cada uno de los segmentos para cada grupo (tratados y no tratados). Los resultados fueron resumidos en la siguiente tabla.

Tabla 16: Efecto promedio en el monto gastado por segmentos del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Promedio ARPU después de la intervención	Efecto promedio por segmento
1	No tratados	430	\$47.260	\$5.763
	Tratados	58	\$53.023	
2	No tratados	1.120	\$33.535	\$7.839
	Tratados	125	\$41.374	
3	No tratados	935	\$22.128	\$725
	Tratados	168	\$22.854	
4	No tratados	617	\$20.494	\$3.727
	Tratados	125	\$24.221	
5	No tratados	640	\$22.025	\$2.279
	Tratados	168	\$24.303	
6	No tratados	2.577	\$25.210	\$3.973
	Tratados	813	\$29.183	

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar de la tabla, en cada uno de los segmentos, los clientes que realizaron al menos un canje en el periodo de tratamiento, gastaron en promedio más que los clientes que no realizaron canjes. Para el cálculo del ATT (efecto promedio del tratamiento en los tratados) se ponderó el efecto promedio por segmento, por el número de clientes tratados en cada segmento, lo que dio un valor de \$3.785. A continuación se detalla el cálculo del valor obtenido.

$$\frac{\$5.763 * 58 + \$7.839 * 125 + \$725 * 168 + \$3.727 * 125 + \$2.279 * 168 + \$3.973 * 813}{1.457} = \$3.785$$

Del cálculo del ATT se puede concluir que en promedio, los clientes que realizaron al menos un canje en el “periodo de intervención”, gastaron \$3.785 mensuales más que los clientes que no fueron tratados, durante los 6 meses observados posterior al tratamiento. Por el efecto encontrado, se puede concluir que el club de fidelización tiene un impacto positivo en el comportamiento de sus clientes, haciendo aumentar su consumo promedio con respecto a lo que harían si no realizaran un canje.

Una pregunta interesante de responder en este punto es si antes del periodo de tratamiento los clientes tratados ya gastaban más, lo que significaría que el efecto encontrado viene desde antes y no es causado por lo canjes. Aunque ya se mostró que no existían diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de los tratados y no tratados en cada uno de los segmentos, a continuación se muestra el valor obtenido al realizar el mismo cálculo ponderado con los valores previos al periodo de tratamiento.

Tabla 17: Diferencias de montos gastados antes y después del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Promedio ARPU antes de la intervención	Diferencia por segmento antes	Promedio ARPU después de la intervención	Diferencia por segmento después
1	No tratados	\$ 53.641	\$ 3.451	\$47.260	\$5.763
	Tratados	\$ 57.092		\$53.023	
2	No tratados	\$ 37.638	\$ 2.836	\$33.535	\$7.839
	Tratados	\$ 40.474		\$41.374	
3	No tratados	\$ 20.663	-\$ 2.808	\$22.128	\$725
	Tratados	\$ 17.855		\$22.854	
4	No tratados	\$ 16.831	\$ 2.584	\$20.494	\$3.727
	Tratados	\$ 19.415		\$24.221	
5	No tratados	\$ 18.174	-\$ 417	\$22.025	\$2.279
	Tratados	\$ 17.757		\$24.303	
6	No tratados	\$ 23.098	\$ 101	\$25.210	\$3.973
	Tratados	\$ 23.199		\$29.183	

Fuente: Elaboración propia.

Si se realiza el mismo cálculo hecho anteriormente para estimar el ATT, es decir, ponderar las diferencias de antes por el número de tratados, la diferencia es solo de \$287, por lo que se puede concluir que la diferencia de \$3.785 obtenida en el cálculo del ATT no se debe a que los clientes tratados siempre hayan gastado más en la empresa, sino a un cambio de comportamiento posterior al periodo de tratamiento.

Uno de los objetivos específicos de la memoria es determinar los segmentos de clientes en los que el club de fidelización tiene un impacto mayor, es por esto que se determinó si las diferencias entre los valores de los montos gastados después del periodo de tratamiento son estadísticamente significativas y así poder finalmente caracterizar a los clientes en los que el club tiene un efecto mayor. La siguiente tabla muestra el p-valor de un test t de dos muestras en donde la hipótesis nula corresponde a igualdad de medias.

Tabla 18: Significancia de las diferencias entre los montos gastados del modelo 1

Segmento	Efecto promedio por segmento	p-valor
1	\$ 5.763	0,0793*
2	\$7.839	0,0006***
3	\$725	0,6015
4	\$3.726	0,0112**
5	\$2.279	0,1413
6	\$3.973	0,0000***

*p<0,1 **p<0,05 ***p<0,01

Fuente: Elaboración propia.

Según lo observado en la tabla se puede concluir que solo los segmentos 2, 4 y 6 presentan diferencias estadísticamente significativas entre la media del grupo tratado y la del grupo no tratado con un nivel de significancia del 5%. Adicionalmente, el segmento 1 tiene diferencias estadísticamente significativas con un nivel de significancia del 10%.

A partir de los segmentos en los que se encontraron diferencias estadísticamente significativas se puede volver a calcular el efecto promedio incluyendo solo estos segmentos. Sin embargo, este cálculo ya no representaría un “efecto promedio del tratamiento en los tratados”, sino un “efecto promedio del tratamiento en los clientes tratados donde hubo un efecto estadísticamente significativo”. Este nuevo valor se calcula de la misma forma que el ATT, incluyendo solo los segmentos donde el efecto fue estadísticamente significativo. A continuación se detalla el cálculo realizado.

$$\frac{\$5.763 * 58 + \$7.839 * 125 + \$3.727 * 125 + \$3.973 * 813}{1.121} = \$4.469$$

Del valor obtenido anteriormente se puede concluir que los clientes tratados en los que hubo un efecto estadísticamente significativo, gastaron en promedio \$4.469 más que los clientes que no realizaron canjes.

La segunda variable en la que se medirá el efecto del club de fidelización está relacionada con el involucramiento que tiene el cliente en la empresa y será considerado de dos formas, por la cantidad de productos y por la cantidad de productos distintos contratados.

Tabla 19: Efecto promedio en el involucramiento por segmentos del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Promedio número productos después de la intervención	Efecto promedio por segmento	Promedio número productos distintos después de la intervención	Efecto promedio por segmento
1	No tratados	430	3,19	0,178	2,98	0,270
	Tratados	58	3,37		3,25	
2	No tratados	1.120	2,23	0,224	2,06	0,141
	Tratados	125	2,46		2,2	
3	No tratados	935	1,43	-0,021	1,28	-0,061
	Tratados	168	1,41		1,22	
4	No tratados	617	1,29	0,112	1,15	0,024
	Tratados	125	1,40		1,17	
5	No tratados	640	1,27	-0,041	1,13	-0,061
	Tratados	168	1,23		1,07	
6	No tratados	2.577	1,27	0,014	1,10	-0,016
	Tratados	813	1,28		1,09	

Fuente: Elaboración propia.

Para el cálculo del ATT en cada una de las variables de involucramiento con la empresa, se realizó el mismo procedimiento que para el análisis realizado al monto gastado en la empresa, es decir, se ponderó la diferencia por segmento por la cantidad de tratados en cada uno de los segmentos. En el caso de la cantidad de productos el ATT es de 0,0366 productos y en el caso de los productos distintos es de 0,0019 productos, lo que significa que los clientes tratados tienen en promedio 0,0366 productos más que los clientes no tratados y 0,0019 productos distintos más. Al igual que el análisis previo, en este punto es importante determinar si las diferencias son estadísticamente significativas. La siguiente tabla resume los resultados obtenidos.

Tabla 20: Significancia de las diferencias de involucramiento del modelo 1

Segmento	Efecto promedio por segmento en número de productos	p-valor	Efecto promedio por segmento en número de productos distintos	p-valor
1	0,178	0,2556	0,270	0,0312**
2	0,223	0,0499**	0,141	0,1272
3	-0,021	0,7652	-0,061	0,2354
4	0,112	0,0815*	0,024	0,6197
5	-0,041	0,4656	-0,061	0,1173
6	0,014	0,5611	-0,016	0,3054

*p<0,1 **p<0,05 ***p<0,01

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la tabla, solo para el segmento 2 la diferencia de la cantidad de productos es estadísticamente significativa y en el caso de la cantidad de productos distintos que tienen los clientes tratados y no tratados, solo para el segmento 1 la diferencia entre ambos grupos es estadísticamente significativa con un nivel de significancia del 5%. Adicionalmente, con un nivel de significancia del 10%, la variable número de productos tiene diferencias estadísticamente significativas en el segmento 4. Es importante destacar que hay algunas diferencias negativas encontradas, lo que quiere decir que los clientes no tratados tenían en promedio en esos segmentos más productos que los tratados, pero esas diferencias no son estadísticamente significativas.

A partir de los segmentos en los que se encontraron diferencias estadísticamente significativas, al igual que para el caso del monto gastado en la empresa, se puede calcular el ATT incluyendo solo esos segmentos, lo que representaría un “efecto promedio del tratamiento en los clientes tratados donde hubo un efecto estadísticamente significativo”. A continuación se detalla el cálculo realizado para la variable que representa el número promedio de productos que tienen los clientes.

$$\frac{0,223 * 125 + 0,112 * 125}{250} = 0,168$$

Este nuevo valor encontrado permite concluir que los clientes que realizaron canjes y que tuvieron un efecto estadísticamente significativo, tienen en promedio 0,168 productos más que los clientes que no realizaron canjes. En el caso de los productos distintos, solo para un segmento el efecto fue estadísticamente significativo y si se realiza el mismo análisis realizado para los productos, se puede concluir que los clientes que realizaron canjes y que tuvieron un efecto estadísticamente significativo tienen en promedio 0,27 productos distintos más que los clientes que no realizaron canjes.

Para el primer modelo no fue analizada la variable que mide la duración de la relación del cliente con la empresa debido a que los clientes fueron escogidos de tal forma que todos mantuvieran sus contratos vigentes durante todo el periodo de observación. Es por esta razón que para el segundo modelo se relaja esta restricción de tal forma de poder analizar si hubo algún efecto en esa variable.

10.1.6 Caracterización de segmentos

Después del análisis realizado, se puede caracterizar a cada uno de los segmentos encontrados, destacando el efecto que tuvo el canje para los clientes tratados.

10.1.6.1 Segmento 1

La característica que más destaca en este segmento es la cantidad de productos que tienen contratados y el monto gastado en la empresa. En promedio, cada cliente de este segmento gasta mensualmente \$54.051 y tienen contratados 3,7 productos y 3,53 productos distintos, lo que es un promedio más alto que el resto de los segmentos, incluso que el segundo segmento con mayor involucramiento (2,5 productos y 2,32 productos distintos). Con respecto a las variables demográficas este segmento está compuesto en un 53,69% por mujeres, un 77,25% vive en el centro del país, un 12,5% en el norte, un 10,25% en el sur y el promedio de edad es de 55,63 años.

Este es el segmento con menor probabilidad de realizar un canje (con un propensity score promedio de 0,083), pero para los clientes que realizan el canje el efecto en la variable monto gastado es de \$5.763, valor que es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 90% (p-valor = 0,0793). Con respecto a las variables de involucramiento en la empresa, el efecto en el número de productos es de 0,178 productos, valor que no es estadísticamente significativo (p-valor = 0,2556) y el efecto en el número de productos distintos es 0,27 productos, valor que es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% (p-valor = 0,0312).

Como conclusión, en este segmento los canjes tienen un efecto positivo, el cual es observado principalmente en la variable monto gastado. Además, es el único segmento que tiene un efecto estadísticamente significativo en la variable productos distintos.

10.1.6.2 Segmento 2

Al igual que el segmento anterior, este segmento destaca en el gasto mensual que realizan y en el número de productos que poseen. Al comparar los montos gastados entre todos los segmentos encontrados, este segmento posee el segundo mayor valor, con un gasto mensual promedio de \$37.923. Además poseen en promedio los clientes de este segmento, 2,5 productos y 2,32 productos distintos. Si se compara el gasto por unidad de producto, el monto gastado en este segmento es un poco superior al segmento anterior, con un gasto promedio por producto de \$15.169 versus \$14.608 en el segmento descrito anteriormente. Este segmento está compuesto principalmente por mujeres (55,98%), un 69,56% vive en el centro del país, un 15,50% en el norte y un 14,94% en el sur. El promedio de edad de los clientes es de 53,1 años y es un segmento donde la probabilidad promedio de canjear es de 0,127.

Con respecto al efecto promedio del tratamiento en los tratados, este es el segmento donde la diferencia entre el monto gastado por los tratados y el monto gastado por los no tratados es mayor, con un efecto de \$7.839, valor que es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 99% (p-valor = 0,0006). Para el caso de las variables que miden el involucramiento del cliente con la empresa, este segmento tiene un efecto en el número de productos de 0,223 productos, valor que es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% (p-valor = 0,0499) y un efecto de 0,141 para la variable productos distintos, valor no es estadísticamente significativo (p-valor = 0,1272).

Finalmente, como resumen, este segmento es el que tiene el mayor efecto en la variable monto gastado en la empresa y además es uno de los segmentos que tiene un efecto estadísticamente significativo en la variable número de productos.

10.1.6.3 Segmento 3

Este segmento destaca por tener el menor efecto en la variable monto gastado, con un efecto de solo \$725, valor que no es estadísticamente significativo (p-valor = 0,6015). Aunque el valor encontrado es menor que el de los otros segmentos, es importante destacar que en el periodo antes del tratamiento los clientes no tratados gastaban más que los clientes tratados (\$20.663 versus \$17.855), por lo que esa relación se invierte luego de que los clientes tratados realizan el canje. En el caso de involucramiento, el efecto es negativo para ambas variables, con un efecto de -0,021 para el número de productos y un efecto de -0,061 para el número de productos

distintos, aunque ambos valores no son estadísticamente significativos (p-valor = 0,7652 y p-valor = 0,2354 respectivamente).

Este segmento tiene un *propensity score* promedio de 0,163, está compuesto principalmente por hombres (52,58%), la mayoría vive en el centro del país (72,96%) y están distribuidos en la misma proporción en el norte y el sur del país (13,96% en cada sector). La edad promedio de los clientes de este segmento es de 54,1 años, gastan en promedio mensualmente \$20.235 y tienen 1,36 productos y 1,28 productos distintos.

10.1.6.4 Segmento 4

Este segmento es el que menos gasta en la empresa, con un monto gastado promedio de \$17.267. Los clientes de este segmento tienen en promedio 1,17 productos y 1,12 productos distintos. Según su lugar de residencia se distribuyen de la siguiente forma: un 67,38% vive en el centro del país, un 17,39% en el sur y un 15,23% en el norte. La edad promedio es de 49,14 años y un 51,21% de ellos son hombres. Además, poseen una probabilidad de realizar un canje de 0,181 en promedio.

El efecto en este segmento es de \$3.727, valor que es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% (p-valor 0,0112). Además, tiene un efecto positivo estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 90% para la variable número de productos, con un efecto de 0,112 (p-valor = 0,0815). Sin embargo, para la variable número de productos distintos el efecto de 0,024 encontrado no es estadísticamente significativo (p-valor = 0,6197).

Como resumen, en este segmento se puede observar un efecto estadísticamente significativo en dos de las variables observadas, monto gastado en la empresa y el número de productos.

10.1.6.5 Segmento 5

Los clientes de este segmento gastan en promedio \$18.087 y poseen en promedio 1,13 productos y 1,07 productos distintos. Es un segmento compuesto principalmente por hombres (53,22%) y los clientes tienen en promedio 45,34 años. Con respecto al lugar de residencia, un 63,61% vive en el centro del país, un 20,17% en el sur y un 16,22% en el norte.

Este segmento es el segundo con mayor probabilidad de canjear, con un *propensity score* promedio de 0,194. Sin embargo, en ninguna de las variables estudiadas se observa un efecto estadísticamente significativo. Los valores obtenidos en el cálculo del efecto es de \$2.279 para la variable monto gastado (p-valor = 0,1413), que es el segundo menor valor obtenido si se comparan todos los segmentos. Aunque el efecto no es estadísticamente significativo, es importante destacar que el período previo a la intervención los clientes no tratados gastaban más que los clientes tratados (una diferencia de \$417). En el caso de las variables de involucramiento, ambas son negativas y no estadísticamente significativas, con valores de -0,041 para el caso del número de productos y -0,061 para los productos distintos (p-valor = 0,4656 y p-valor = 0,1173 respectivamente).

10.1.6.6 Segmento 6

Los clientes de este segmento gastan en promedio \$23.122 mensualmente, con un promedio de número de productos contratados de 1,1 y 1,03 productos distintos. Este segmento es el que tiene un mayor gasto por unidad de productos, con un valor de \$21.020. Es un segmento conformado principalmente por hombres (55,01%) y los clientes están menos concentrados en el centro que el resto de los segmentos, ya que solo un 42,86% vive en este sector, un 37,61% en el sur y un 19,53% en el norte. Además, el promedio de edad es menor que el del resto de las variables, con un promedio de 35,23 años.

Este segmento es el que tiene la probabilidad de realizar un canje más alta comparada con el resto de los segmentos, con un *propensity score* promedio de 0,232. Con respecto al efecto calculado, tiene un valor de \$3.973 para la variable monto gastado, valor que es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 99% (p-valor = 0,0000). Finalmente, para las variables de involucramiento, no se encontró un efecto estadísticamente significativo, con valores obtenidos de 0,014 para la variable número de productos y de -0,016 para la variable productos distintos (p-valor = 0,5611 y p-valor = 0,3054 respectivamente).

10.1.7 Conclusiones modelo 1

Del primer modelo se puede concluir que el Club Movistar tiene un efecto positivo en el comportamiento de los clientes, observado principalmente en la variable monto

gastado en la empresa. Sin embargo, aunque el efecto no es igual para todos los segmentos, en cuatro de los seis segmentos encontrados el efecto es estadísticamente significativo. Este aumento en los montos gastados por los clientes podría ser explicado en parte por los cambios de planes que realizan los clientes cuando el canje realizado es un recambio en su equipo celular y por la adquisición de nuevos productos, como nuevas líneas de teléfono o por la contratación de servicios distintos a los que tenía contratado.

Para el caso de las variables de involucramiento (número de productos y número de productos distintos) se pudo observar un efecto positivo. Sin embargo, cuando se analiza por segmento si las diferencias son estadísticamente significativas, solo dos segmentos cumplen con esa condición para el caso de la variable número de productos con un nivel de significancia del 10% y solo un segmento para la variable número de productos distintos con un nivel de significancia del 5%.

Finalmente se puede concluir que aunque el valor del efecto depende del segmento y por lo tanto de las características de los clientes, al mirar a todos los tratados en su conjunto, se puede observar un efecto positivo para cada una de las variables estudiadas.

10.2 Modelo 2: Clientes activos durante al menos 13 meses

Con el desarrollo del modelo 1 se pudo analizar el efecto que tiene el club de fidelización en dos de las tres variables que se analizarán durante la memoria. Sin embargo, como la muestra utilizada tenía como restricción que los clientes permanecieran en la empresa durante los 18 meses de observación, no se pudo analizar el efecto en la variable duración. Por lo tanto, el objetivo principal de realizar un segundo modelo es poder analizar el efecto que tiene el Club Movistar en esta nueva variable que mide permanencia, es decir, la duración de la relación de los clientes con la empresa. Además, el nuevo modelo servirá para verificar si el efecto obtenido con el modelo 1 para cada una de las variables se mantiene al relajar una restricción.

Para el segundo modelo se relajó la restricción de permanencia de los clientes desde 18 a 13 meses. Esta cantidad mínima de meses fue elegida debido a que es necesario tener al menos un mes de observación en el periodo “post intervención”. Para esta nueva condición, los clientes que cumplen con ella son un 39,43% de los 37.072. Al igual que para el desarrollo del modelo anterior se eliminaron los clientes con datos faltantes en sus variables demográficas.

10.2.1 Definición de tratamiento

Al igual que en el primer modelo, fue considerado como tratado a un cliente que realizó al menos un canje entre marzo de 2012 y agosto de 2012, ya que lo que se quiere determinar es como cambia el efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) si se relaja la restricción de que el cliente permanezca los 18 meses de observación. Para este caso tampoco fueron considerados los clientes que realizaron al menos algún canje fuera del “periodo de tratamiento”.

Después de todos los filtros aplicados, el modelo fue desarrollado con 9.606 clientes, de los cuales el 18,95% de ellos fue considerado como tratado.

Tabla 21: Número clientes modelo 2

Cientes tratados	1.820	18,94%
Cientes no tratados	7.787	81,06%
Total	9.607	100%

Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

10.2.2 Cálculo del Propensity Score

Para el desarrollo del segundo modelo fueron utilizadas las mismas variables que para el modelo 1, las que fueron la edad del cliente, el género, la región de residencia (clasificadas como norte, centro o sur), el promedio de los ARPU desde septiembre de 2011 a febrero de 2012 (sin considerar agosto 2011 debido a que como el cliente estaba ingresando a la empresa, ese monto no es representativo de su comportamiento), el promedio de la cantidad de productos y el promedio de la cantidad de productos distintos. El detalle de los resultados de la regresión están en anexos y los valores de los *propensity scores* obtenidos van desde 0,034 a 0,602.

La región común encontrada después del cálculo del *propensity score* para cada cliente es la que se muestra en la Tabla 22, en la cual un cliente fue dejado fuera del estudio debido a que su *propensity score* era muy distinto al del resto de los clientes y no sería posible encontrarle un clon con el cual comparar.

Tabla 22: Región común modelo 2

Menor valor de propensity score	Mayor valor de propensity score
0,034	0,393

Fuente: Elaboración propia.

Se puede observar que nuevamente los valores estimados para las probabilidades de realizar un canje son bajos, aunque el rango es mayor al del modelo 1. Como resultado de esta etapa a cada cliente se le registra su *propensity score* para luego poder segmentar a los clientes con respecto a este valor.

10.2.3 Segmentación

En este paso los clientes son segmentados de acuerdo a su *propensity score*, verificando que dentro de cada segmento no existan diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de los *propensity scores* de los clientes tratados y los no tratados, es decir, que los grupos estén balanceados. Para este segundo modelo son 7 los segmentos que permiten que se cumpla la condición de balance. Sin embargo, al analizar los segmentos se pudo observar que uno de ellos representaba un pequeño porcentaje con respecto a la muestra (solo un 0,57% del total de clientes, con 16 tratados y 37 no tratados). Además, analizando cada una de las variables se pudo concluir que los clientes no son comparables, por lo tanto, el segmento fue dejado fuera del estudio. A continuación se muestra el detalle de cada una de las variables del segmento que no fue considerado.

Tabla 23: Detalle de las variables del segmento excluido

Variable	Tipo de clientes	Promedio	p-valor
<i>Propensity Score</i>	No Tratados	0,3282	0,0157
	Tratados	0,3117	
% Centro	No Tratados	40,54%	0,1289
	Tratados	18,75%	
% Sur	No Tratados	32,43%	0,0422
	Tratados	62,50%	
Edad	No Tratados	31,19	0,1539
	Tratados	27,38	
% Hombres	No Tratados	51,35%	0,0782
	Tratados	25,00%	
ARPU promedio antes	No Tratados	\$ 95.364	0,0118
	Tratados	\$ 59.535	
Número de productos antes	No Tratados	1,61	0,4543
	Tratados	1,31	
Número de productos distintos antes	No Tratados	1,09	0,3596
	Tratados	1,00	

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la tabla, las características de ambos grupos dentro de este segmento no caracterizan a un mismo tipo de clientes y por lo tanto, a pesar de que las diferencias no son estadísticamente significativas, el segmento fue dejado fuera del estudio. A continuación se muestran los 6 segmentos restantes que fueron utilizados para el segundo modelo.

Tabla 24: Segmentos modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Promedios PS	p-valor
1	No tratados	527	0,082	0,1511
	Tratados	68	0,080	
2	No tratados	1.313	0,127	0,2894
	Tratados	154	0,129	
3	No tratados	1.134	0,163	0,6816
	Tratados	207	0,164	
4	No tratados	1.492	0,188	0,0403
	Tratados	338	0,189	
5	No tratados	2.584	0,223	0,0525
	Tratados	774	0,224	
6	No tratados	698	0,265	0,1007
	Tratados	263	0,266	

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo a los resultados presentados en la tabla anterior se puede concluir que no existen diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de los *propensity scores* de ambos grupos dentro de cada segmento con un nivel de significancia del 1%.

10.2.4 Diagnóstico de balance en segmentos

En esta etapa se verifica que dentro de cada segmento, no existan diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de cada una de las variables características utilizadas para el cálculo del *propensity score* entre los clientes tratados y los no tratados.

Tabla 25: Promedio ARPU por segmentos del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Promedio ARPU	p-valor
1	No tratados	\$52.852	0,0919
	Tratados	\$57.040	
2	No tratados	\$35.138	0,6207
	Tratados	\$36.224	
3	No tratados	\$19.886	0,0609
	Tratados	\$17.375	
4	No tratados	\$17.474	0,2019
	Tratados	\$18.406	
5	No tratados	\$20.337	0,5073
	Tratados	\$19.968	
6	No tratados	\$29.038	0,5963
	Tratados	\$29.670	

Fuente: Elaboración propia.

De la tabla anterior se puede observar que no existen diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de los ARPU entre los clientes tratados y los no tratados para cada uno de los segmentos, por lo que se puede concluir que dentro de cada segmento, ambos grupos (tratados/no tratados) gastaban en promedio lo mismo en el periodo previo a la intervención.

Tabla 26: Promedio de edad por segmentos del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Promedio edad (años)	p-valor
1	No tratados	55,37	0,4598
	Tratados	56,63	
2	No tratados	54,00	0,3457
	Tratados	55,36	
3	No tratados	53,53	0,4507
	Tratados	54,11	
4	No tratados	47,01	0,8792
	Tratados	46,94	
5	No tratados	36,68	0,6823
	Tratados	36,55	
6	No tratados	27,88	0,7772
	Tratados	27,99	

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar de la tabla anterior, el promedio de la edad de los clientes tratados y no tratados también está balanceado dentro de cada segmento. El detalle del resto de las variables se encuentra en Anexos modelo 2.

El balance fue encontrado para cada una de las variables incluidas en el cálculo del *propensity score*, por lo tanto, dentro de cada segmento hay clientes que pueden ser comparados directamente.

10.2.5 Estimación del efecto

Para calcular el ATT (efecto promedio del tratamiento en los tratados) en el caso de la variable monto gastado en la empresa, la variable utilizada para comparar si hubo un cambio en el comportamiento después del tratamiento al igual que en el modelo 1 fue el promedio de los ARPU después del tratamiento, pero a diferencia del modelo anterior en el que los clientes tenían 6 meses de comportamiento observado luego del tratamiento, en este caso el cliente puede haberse quedado en la empresa uno o más meses, por lo tanto, para el segundo modelo el promedio fue calculado para cada cliente considerando la cantidad de meses que mantuvo su contrato vigente, por ejemplo, si se quedó hasta agosto de 2012 el promedio fue calculado con una observación y si se quedó hasta octubre de 2012, se calculó con tres observaciones.

La siguiente tabla muestra el cálculo del ATT utilizando el método de estratificación.

Tabla 27: Efecto promedio en el monto gastado por segmentos del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Promedio ARPU después de la intervención	Efecto promedio por segmento
1	No tratados	527	\$ 44.232	\$ 8.038
	Tratados	68	\$ 52.270	
2	No tratados	1.313	\$ 29.447	\$ 4.005
	Tratados	154	\$ 33.452	
3	No tratados	1.134	\$ 18.374	\$ 1.835
	Tratados	207	\$ 20.209	
4	No tratados	1.492	\$ 17.962	\$ 3.585
	Tratados	338	\$ 21.547	
5	No tratados	2.584	\$ 19.453	\$ 3.339
	Tratados	774	\$ 22.792	
6	No tratados	698	\$ 25.464	\$ 1.935
	Tratados	263	\$ 27.399	

Fuente: Elaboración propia.

Para el cálculo del ATT, siguiendo con la definición de éste, se ponderó el efecto promedio por segmento por el número de clientes tratados en cada segmento, lo que dio un valor de \$3.242. A continuación se detalla el cálculo del valor obtenido.

$$\frac{\$8.038 * 68 + \$4.005 * 154 + \$1.835 * 207 + \$3.585 * 338 + \$3.339 * 774 + \$1.935 * 263}{1.804} = \$3.242$$

El valor obtenido del ATT significa que los clientes que realizaron al menos un canje en el “periodo de intervención”, gastaron \$3.242 más que los clientes que no fueron tratados. Por lo tanto, se puede concluir, que al relajar la restricción de que los clientes tengan que permanecer los 18 meses de observación en la empresa, se sigue observando un efecto positivo del club de fidelización en el comportamiento de los clientes.

Al igual que para el modelo 1, es interesante analizar si la diferencia encontrada puede deberse a diferencias que pueden ser observarse antes del tratamiento, aunque ya fue demostrado que para cada segmento todas las variables que caracterizan a los clientes no tienen diferencias estadísticamente significativas entre tratados y no tratados.

Tabla 28: Diferencias de montos gastados antes y después del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Promedio ARPU antes de la intervención	Diferencia por segmento antes	Promedio ARPU después de la intervención	Diferencia por segmento después
1	No tratados	\$ 52.852	\$ 4.188	\$ 44.232	\$ 8.038
	Tratados	\$ 57.040		\$ 52.270	
2	No tratados	\$ 35.138	\$ 1.086	\$ 29.447	\$ 4.005
	Tratados	\$ 36.224		\$ 33.452	
3	No tratados	\$ 19.886	-\$ 2.511	\$ 18.374	\$ 1.835
	Tratados	\$ 17.375		\$ 20.209	
4	No tratados	\$ 17.474	\$ 932	\$ 17.962	\$ 3.585
	Tratados	\$ 18.406		\$ 21.547	
5	No tratados	\$ 20.337	-\$ 369	\$ 19.453	\$ 3.339
	Tratados	\$ 19.968		\$ 22.792	
6	No tratados	\$ 29.038	\$ 632	\$ 25.464	\$ 1.935
	Tratados	\$ 29.670		\$ 27.399	

Fuente: Elaboración propia.

Si se realiza el mismo cálculo que se hizo para el ATT, es decir, ponderar las diferencias de antes por el número de tratados en cada segmento, el valor es de \$71. Por lo tanto, se puede concluir que la diferencia que existe después del tratamiento no se debe a que los tratados ya gastaban más desde antes, sino a un cambio de comportamiento observado en el periodo post-tratamiento.

Para determinar los segmentos donde los canjes tienen un efecto mayor se analizó si la diferencia entre los promedios de los montos gastados entre los clientes tratados y no tratados es estadísticamente significativa. La siguiente tabla muestra los p-valores de un test t donde la hipótesis nula corresponde a igualdad de medias.

Tabla 29: Significancia de las diferencias entre los montos gastados del modelo 2

Segmento	Efecto promedio por segmento	p-valor
1	\$ 8.038	0,0143**
2	\$ 4.005	0,0474**
3	\$ 1.835	0,1297
4	\$ 3.585	0,0003***
5	\$ 3.339	0,0000***
6	\$ 1.935	0,2355

*p<0,1 **p<0,05 ***p<0,01

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 29 se puede observar que en los segmentos 1, 2, 4 y 5 las diferencias entre los promedios de los montos gastados de los clientes tratados y no tratados son estadísticamente significativas a un nivel de significancia del 5%. Al igual que para el primer modelo, se puede volver a calcular el efecto incluyendo solo los

segmentos donde la diferencia es estadísticamente significativa, valor que es detallado a continuación.

$$\frac{\$8.038 * 68 + \$4.005 * 154 + \$3.585 * 338 + \$3.339 * 774}{1.334} = \$3.718$$

Del valor encontrado se puede concluir que los clientes que realizaron canjes y tuvieron un efecto estadísticamente significativo, gastaron en promedio \$3.718 mensualmente más que los clientes que no realizaron canjes.

A continuación se analizará el efecto del club de fidelización para las variables relacionadas con el involucramiento del cliente con la empresa, que son cantidad de productos y cantidad de productos distintos. La siguiente tabla resume el efecto por segmento para las dos variables mencionadas anteriormente.

Tabla 30: Efecto promedio en el involucramiento por segmentos del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Promedio número productos después de la intervención	Efecto promedio por segmento	Promedio número productos distintos después de la intervención	Efecto promedio por segmento
1	No tratados	527	3,039	0,221	2,818	0,248
	Tratados	68	3,260		3,066	
2	No tratados	1.313	1,972	0,083	1,817	0,035
	Tratados	154	2,055		1,852	
3	No tratados	1.134	1,229	0,062	1,114	0,008
	Tratados	207	1,290		1,122	
4	No tratados	1.492	1,126	0,044	1,009	-0,007
	Tratados	338	1,17		1,002	
5	No tratados	2.584	1,077	0,018	0,955	0,001
	Tratados	774	1,095		0,956	
6	No tratados	698	1,094	-0,014	0,925	-0,026
	Tratados	263	1,079		0,899	

Fuente: Elaboración propia.

Después de calcular el efecto por segmento, se puede calcular el ATT para cada una de las variables de involucramiento. Para la variable que indica el promedio de la cantidad de productos que posee el cliente el ATT calculado es 0,036 y para la cantidad de productos distintos el ATT es 0,0072, por lo que a partir de estos valores se puede concluir que los clientes que pertenecen al grupo de tratados tienen en promedio un 0,036 productos más y 0,0072 productos distintos más que los clientes que pertenecen al grupo de no tratados. El siguiente paso es determinar si los efectos encontrados por segmentos son estadísticamente significativos.

Tabla 31: Significancia de las diferencias de involucramiento del modelo 2

Segmento	Efecto promedio por segmento en número de productos	p-valor	Efecto promedio por segmento en número de productos distintos	p-valor
1	0,221	0,1785	0,248	0,0540*
2	0,083	0,4167	0,035	0,6907
3	0,062	0,3142	0,008	0,8638
4	0,044	0,2779	-0,007	0,8197
5	0,018	0,4915	0,001	0,9881
6	-0,014	0,7647	-0,026	0,4393

*p<0,1 **p<0,05 ***p<0,01

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 31 se puede observar que a un nivel de significancia de un 5% ninguno de los segmentos tiene diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de los grupos tratados y no tratados para ambas variables. A un nivel de significancia del 10% la variable número de productos distintos tiene diferencias estadísticamente significativas solo para el segmento 1. Como el efecto encontrado fue estadísticamente significativo solo para un segmento en el caso de los productos distintos, si se calcula el efecto solo incluyendo ese segmento, da un efecto promedio de 0,248 productos distintos más. Este valor encontrado quiere decir que los clientes que realizaron un canje y que tuvieron un efecto estadísticamente significativo, tienen en promedio 0,248 productos distintos más.

Como fue expuesto anteriormente, el objetivo principal de relajar la restricción de haber permanecido los 18 meses de observación en la empresa es poder determinar el efecto que tienen los canjes en la duración de la relación del cliente con la empresa. Para eso, en el segundo modelo fue considerada una nueva variable en la que se calculará el ATT y esta es una variable que considera la cantidad de meses que permanece el cliente en la empresa. Cabe destacar que la permanencia del cliente está sujeta a la condición de haber mantenido su contrato por lo menos hasta agosto de 2012, debido a que era necesario contar con al menos un mes de observación post-tratamiento. La siguiente tabla resume la información del efecto para cada uno de los segmentos.

Tabla 32: Efecto en la permanencia por segmentos del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Número de clientes	Duración	Efecto promedio por segmento
1	No tratados	527	17,80	0,023
	Tratados	68	17,82	
2	No tratados	1.313	17,62	-0,128
	Tratados	154	17,49	
3	No tratados	1.134	17,38	0,055
	Tratados	207	17,44	
4	No tratados	1.492	17,34	0,163
	Tratados	338	17,50	
5	No tratados	2.584	17,23	0,064
	Tratados	774	17,29	
6	No tratados	698	17,10	-0,020
	Tratados	263	17,08	

Fuente: Elaboración propia.

Siguiendo con el esquema mostrado para los casos anteriores, cuando ya se ha calculado el efecto por segmento, se puede estimar el ATT ponderando esos valores por el número de tratados en cada segmento, lo que da un ATT para la duración de 0,045, lo que significa que en promedio los clientes tratados se quedaron 0,045 meses más que los clientes no tratados. Para completar el análisis a continuación se muestran los p-valores por segmentos para determinar si el efecto para cada uno de ellos es estadísticamente significativo.

Tabla 33: Significancia de las diferencias de permanencia del modelo 2

Segmento	Efecto promedio por segmento	p-valor
1	0,023	0,8334
2	-0,128	0,2037
3	0,055	0,6104
4	0,163	0,0581*
5	0,064	0,3176
6	-0,020	0,8682

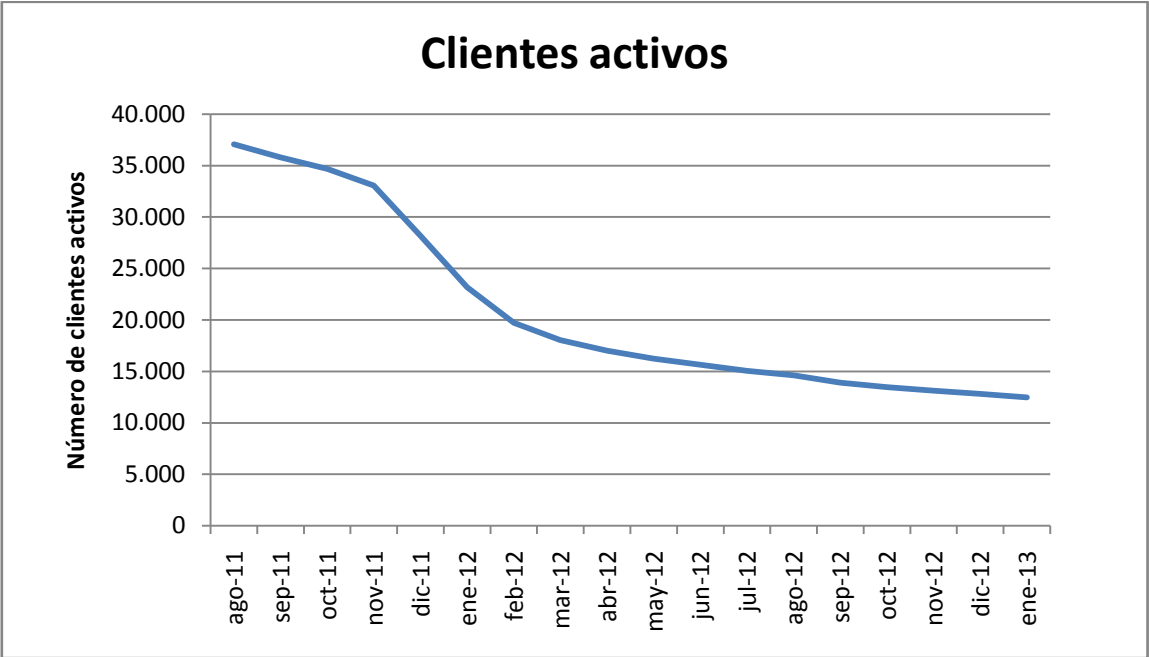
*p<0,1 **p<0,05 ***p<0,01

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla se puede observar que a un nivel de significancia del 5% no existe un efecto estadísticamente significativo. Sin embargo, a un nivel de significancia de un 10% se puede ver un efecto en el segmento 4. Si se vuelve a calcular el efecto solo incluyendo ese segmento, se puede concluir que los clientes que realizaron canjes y tuvieron un efecto estadísticamente significativo se quedaron en promedio 0,163 meses más que los clientes que no realizaron canjes.

Una de las razones que podrían explicar que no haya un efecto en esta variable con un nivel de significancia del 5%, es que la duración observada está sujeta a que el cliente tenga que estar por lo menos 13 meses en la empresa y de los 37.072 clientes de la muestra usada para el estudio, solo un 5,78% de ellos dejó la empresa entre los meses de agosto de 2012 y enero de 2013 (en el periodo post-intervención), observándose la mayor pérdida de clientes en los primeros 7 meses del contrato. De hecho, al observar la duración promedio de cada segmento en la Tabla 32, se puede ver que para todos los segmentos esta es alta, con valores entre 17,08 y 17,82 meses. En la siguiente ilustración se puede observar gráficamente como va disminuyendo la cantidad de clientes por mes, proceso que es más intenso en los primeros meses del contrato.

Ilustración 7: Clientes que permanecen activos durante el periodo de observación



Fuente: Elaboración propia con datos de Movistar.

Según lo observado en el gráfico anterior y a partir de los resultados obtenidos al medir el efecto del club de fidelización en la variable duración se puede concluir que la metodología propuesta de separar el periodo de observación en tres periodos (uno para observar el comportamiento antes del tratamiento, un periodo de intervención y uno post-tratamiento) no permite observar el cambio de comportamiento en la variable que mide permanencia. Por lo tanto, para trabajos futuros se recomienda el uso de una metodología alternativa que logre capturar que la mayor pérdida se puede producir en los primeros meses.

10.2.6 Conclusiones modelo 2

A partir del análisis del modelo 2 se puede concluir que a pesar de relajar la restricción del modelo 1 con respecto a que los clientes debían permanecer en la empresa los 18 meses de observación, los resultados obtenidos en el primer modelo se mantienen. Esto se puede observar en ambas variables que fueron estudiadas anteriormente, es decir, en el monto gastado en la empresa y en las variables relacionadas al involucramiento (número de productos y número de productos distintos).

Con respecto a la variable que mide la duración de la relación del cliente con la empresa no se pudo observar un efecto. El análisis de esta variable era el objetivo principal de relajar la restricción de que el cliente tuviera que permanecer con el contrato activo por lo menos durante los 18 meses de observación. Por esta razón, se sugiere para estudios posteriores la utilización de una metodología alternativa, distinta a la propuesta de separar el periodo de observación en tres periodos.

Finalmente, aunque no se pudo medir el efecto en la variable que mide permanencia en la empresa, el desarrollo de un segundo modelo sirve para analizar la sensibilidad de los resultados a las restricciones impuestas para el modelo 1.

10.3 Descuentos

El análisis mostrado anteriormente que mide el efecto que tienen los canjes en el comportamiento de los clientes, fue realizado de la misma manera para otro tipo de interacción con el Club Movistar, que es el uso de los diversos descuentos que ofrece el club de fidelización. Sin embargo, hay algunos motivos por lo que el análisis fue omitido de la memoria.

La primera razón es porque la información con la que se cuenta para la memoria corresponde a solicitudes de descuentos, sin poder distinguir entre los clientes que utilizaron los descuentos y los que solo los solicitaron. La segunda razón es que como hay distintas formas de solicitar descuentos, no todos los descuentos solicitados están identificados con el ID del cliente. Por lo tanto, al agregar esa información a los clientes, algunos de ellos quienes realizaron la solicitud, pueden quedar con información errónea que señale que no pidieron descuentos. Una tercera razón es que al realizar el mismo análisis que fue hecho para los canjes, el porcentaje de tratados es muy bajo con respecto a los no tratados (del orden del 2%) y los resultados obtenidos no son robustos al realizar el análisis de sensibilidad, es decir, dependen totalmente de la

elección del periodo de tratamiento. Por esta razón, no se puede concluir con respecto al efecto que tienen los descuentos en el comportamiento de los clientes.

11. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

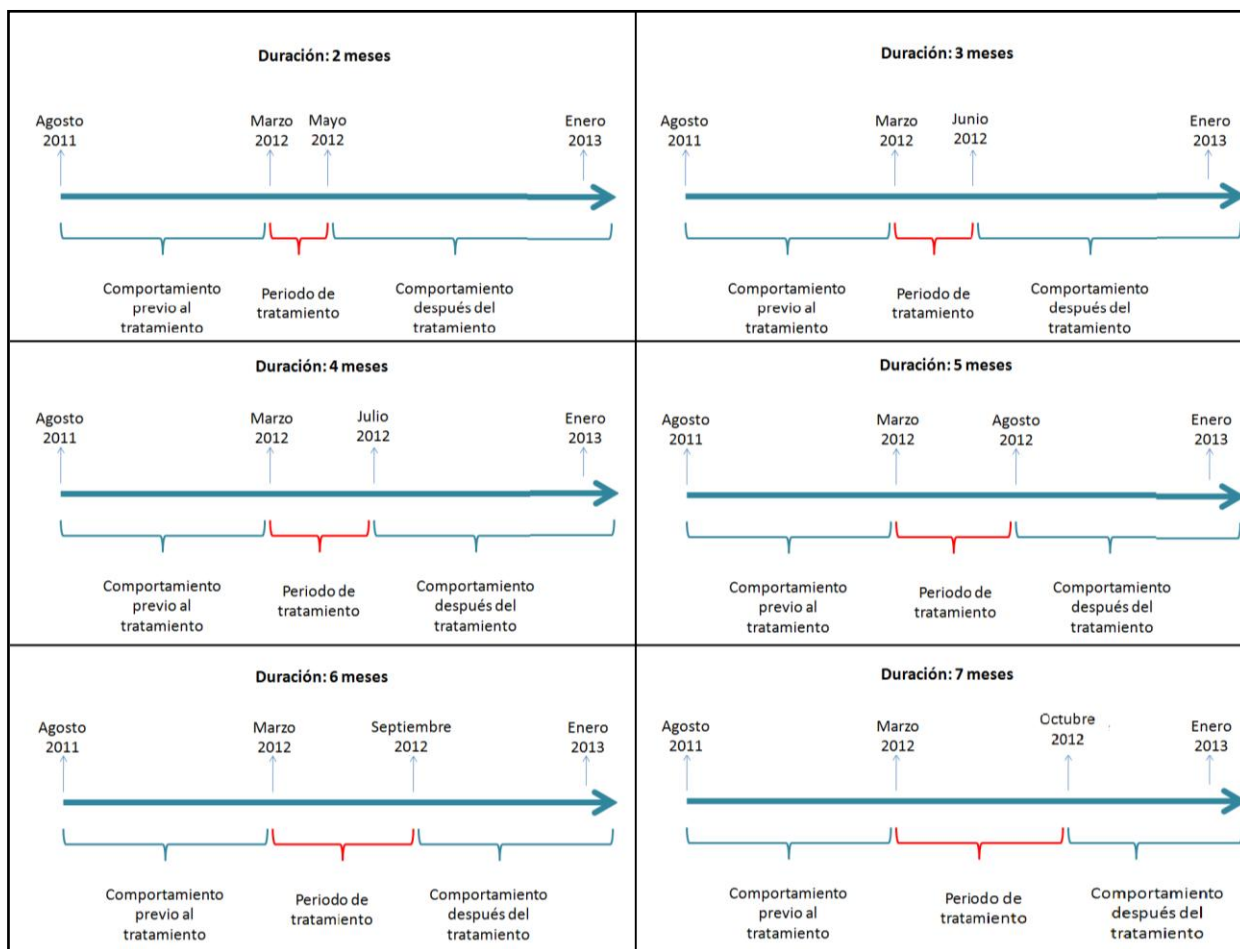
De los resultados obtenidos en los análisis anteriores se puede concluir que el club de fidelización impacta en mayor manera en la variable monto gastado en la empresa, lo que se puede observar principalmente en el número de segmentos donde las diferencias de los promedios de esta variable entre los clientes tratados y no tratados es estadísticamente significativa. En esta sección de la memoria se quiere determinar si los resultados obtenidos para esa variable dependen de la elección que se hizo de “periodo de tratamiento”.

Los resultados mostrados en los modelos anteriores corresponden a un análisis realizado para una elección de “periodo de tratamiento” en particular. Aunque esa ventana de tiempo fue elegida de manera de maximizar los canjes en el periodo y de contar con la mayor cantidad de meses para observar el comportamiento previo y posterior, es necesario analizar si los resultados encontrados dependen de esa elección. A continuación se muestra en detalle el análisis de sensibilidad para el modelo 1.

11.1 Duración del periodo de tratamiento

Para los modelos analizados anteriormente el “periodo de tratamiento” tenía una duración de 5 meses, partiendo en marzo de 2012 hasta agosto de 2012. En el primer análisis de sensibilidad se quiere determinar si las conclusiones obtenidas dependen de la duración del “periodo de tratamiento” elegida. La siguiente ilustración muestra gráficamente cómo se varía la duración de la ventana de tratamiento.

Ilustración 8: Duración del “periodo de tratamiento”



Fuente: Elaboración propia.

Es importante destacar que al variar la duración del periodo de tratamiento cambia el número de clientes que serán considerados como tratados, debido a que mientras mayor sea la duración de la ventana, mayor cantidad de clientes habrán realizado un canje en ese periodo. A continuación se muestran los resultados de cómo sería el efecto estimado si la duración del “periodo de tratamiento” elegida fuera distinta.

Tabla 34: Efecto promedio para distintas duraciones del "periodo de tratamiento"

Duración	Número de tratados	ATT
2 meses	399	\$3.600
3 meses	808	\$2.699
4 meses	1.066	\$3.334
5 meses	1.457	\$3.785
6 meses	1.691	\$4.028
7 meses	1.852	\$4.440

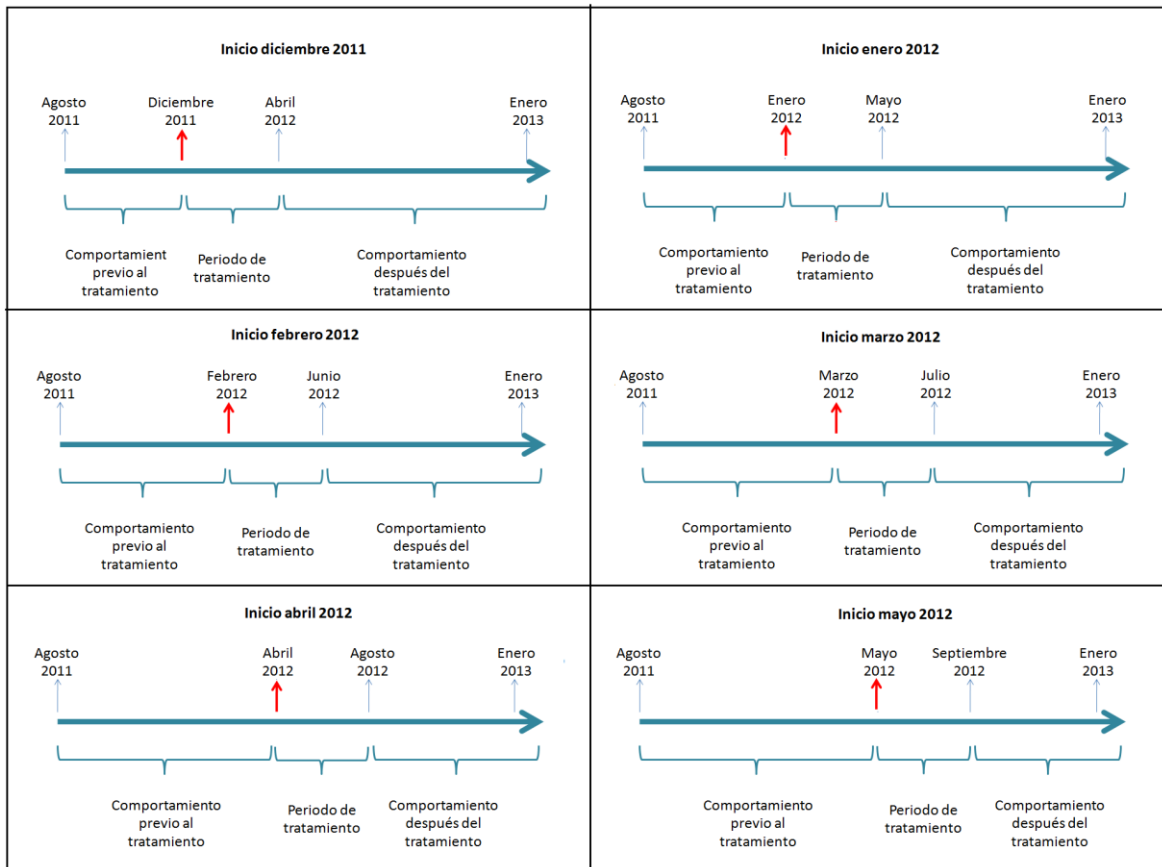
Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la tabla anterior, el ATT depende de la elección de la duración de la ventana de tratamiento, sin embargo, en cada uno de los distintos casos el efecto observado sigue siendo positivo. Por lo tanto, se puede concluir que el efecto positivo encontrado en el modelo 1 no fue obtenido solo por la elección de la duración de 5 meses, ya que al ir variando este valor se sigue llegando a la misma conclusión, que el club de fidelización afecta de manera positiva a los clientes.

11.2 Inicio del periodo de tratamiento

Al igual que se determinó si es que los resultados dependían de la duración del “periodo de tratamiento”, el siguiente análisis muestra los resultados obtenidos al variar el inicio del “periodo de tratamiento”, que para los modelos anteriores era marzo de 2012. A continuación se muestra cómo se irá variando el inicio del periodo, manteniendo fija una duración de 4 meses.

Ilustración 9: Inicio del "periodo de tratamiento"



Fuente: Elaboración propia.

Al igual que para el análisis de sensibilidad anterior, al variar la definición del “periodo de tratamiento” varía la cantidad de clientes que son considerados como tratados. A continuación se muestran los resultados de cuál es el efecto estimado si se varía la elección del inicio del “periodo de tratamiento”.

Tabla 35: Efecto promedio para distintos inicios del "periodo de tratamiento"

Inicio del periodo de tratamiento	Número de tratados	ATT
Diciembre 2011	674	\$4.520
Enero 2012	775	\$3.981
Febrero 2012	1.043	\$3.160
Marzo 2012	1.066	\$3.334
Abril 2012	1.158	\$3.736
Mayo 2012	1.206	\$4.302

Fuente: Elaboración propia.

Al igual que para el análisis de la duración de la ventana, al observar la tabla anterior se puede concluir que el ATT depende de la elección del inicio del “periodo de tratamiento”, sin embargo, sin importar la elección de éste, el efecto del club de fidelización es positivo en el comportamiento de los clientes.

Finalmente, se puede concluir del análisis de sensibilidad que los resultados obtenidos dependen de cómo sea definido el “periodo de tratamiento”, pero esa variación en el ATT no cambia las conclusiones obtenidas del primer modelo, que es que los canjes realizados por los clientes impacta de manera positiva en el monto que los clientes gastan en la empresa.

12. CONCLUSIONES

Son muchos los estudios que previamente han intentado responder la pregunta sobre si los clubes de fidelización modifican el comportamiento de los clientes, sin llegar a un consenso sobre el efecto de éstos. Por lo tanto, es necesario medir el impacto para cada caso en particular. En la presente memoria, se analizó el caso del club de fidelización de la empresa de telecomunicaciones Movistar.

Para cumplir con el objetivo general y poder estimar el impacto que tiene el Club Movistar en el comportamiento de los clientes se utilizó una metodología que permite medir causalidad, llamada "Propensity Score". Con este método se pueden encontrar segmentos de clientes comparables, por medio del cálculo de una variable que reúne toda la información que caracteriza a los clientes. Además, para aplicar la metodología fue necesario crear un sistema de "periodos de tratamiento", ya que como el cliente puede realizar un canje desde que ingresa a la empresa, eso no permitiría observar su comportamiento previo a la intervención. Por lo tanto, este sistema permitiría observar el comportamiento antes y después de que algunos clientes realicen los canjes y así poder determinar si existe una diferencia entre los clientes tratados y los no tratados, causada por la interacción con el club de fidelización.

Los resultados obtenidos para el caso de la variable que mide el monto promedio que gastan los clientes en la empresa indican que el club de fidelización tiene un impacto positivo, debido a que los clientes que realizaron al menos un canje gastaron mensualmente en promedio \$3.785 más que los clientes que no realizaron canjes, siendo que antes de que el cliente canjeador utilizara sus puntos, ambos eran estadísticamente iguales. El efecto encontrado es estadísticamente significativo para cuatro de los seis segmentos de clientes encontrados, donde el segmento en el que se encontró un efecto mayor está compuesto por clientes que tienen en promedio 53,1 años, gastan en promedio \$37.923 mensualmente, poseen 2,5 productos y 2,32 productos distintos. En ese segmento los clientes que realizaron un canje gastaron en promedio \$7.839 más que los clientes que no realizaron canjes después del periodo de tratamiento. Al calcular el efecto incluyendo solo los cuatro segmentos donde el efecto fue estadísticamente significativo el resultado es de \$4.469. Este valor permite concluir que los clientes que realizaron canjes y tuvieron un efecto estadísticamente significativo gastaron en promedio \$4.469 más que los clientes que no realizaron canjes.

En el caso de las variables que miden el involucramiento del cliente en la empresa, los resultados obtenidos indican que los clientes que realizaron un canje tenían en promedio 0,0366 productos más que los clientes que no realizaron canjes y en promedio 0,0019 productos distintos más, en el periodo observado después de los

canjes. El efecto encontrado en estas variables fue estadísticamente significativo para dos de los seis segmentos en el caso del número de productos y para uno de los seis segmentos en el caso de los productos distintos. Los clientes del segmento donde hubo un efecto estadísticamente significativo para la variable productos distintos gastan mensualmente \$54.051, tienen 55,63 años en promedio, y tienen contratados 3,7 productos y 3,53 productos distintos. Con respecto al segmento donde el efecto fue mayor para la variable productos, los clientes que realizaron canjes tienen en promedio 0,223 productos más en el periodo post-tratamiento que los clientes que no realizaron canjes y corresponde al mismo segmento que tiene un efecto mayor en la variable monto gastado en la empresa. Al calcular el efecto promedio solo con los segmentos donde hubo un efecto estadísticamente significativo, para la variable número de productos el resultado es de 0,168 productos y para la variable productos distintos el resultado es 0,27. Estos valores permiten concluir que los clientes que realizaron canjes y que tuvieron un efecto estadísticamente significativo tienen en promedio 0,168 productos más que los clientes que no realizaron canjes y 0,27 productos distintos más.

Para la variable duración, se concluye que el modelo propuesto no permite determinar si existe un efecto, ya que los clientes que dejan la empresa en el periodo que fue utilizado para observar cambios en el comportamiento (“periodo después del tratamiento”) son solo el 5,78% del total de la muestra. Debido a esto, todos los clientes utilizados en el modelo tienen una duración en la empresa parecida, con un promedio de duración mayor de 17 meses. Es importante recordar que el segundo modelo desarrollado (modelo que fue utilizado para determinar el efecto en la variable duración) tenía como restricción que los clientes estuvieran al menos 13 meses para poder observar su comportamiento después de que los clientes “tratados” realizaran los canjes.

Después de terminar el análisis para cada una de las variables que estaban dentro del alcance de la memoria, se realizó un análisis de sensibilidad para determinar si los efectos encontrados en la variable monto gastado en la empresa dependían de la elección del “periodo de tratamiento”. A partir de los resultados obtenidos se puede concluir que los resultados obtenidos en el modelo 1 son robustos, y que a pesar de que el efecto promedio del tratamiento en los tratados varía con respecto de la elección de la duración del “periodo de tratamiento” y de su inicio, las conclusiones del primer modelo siguen siendo válidas, ya que se sigue observando un efecto positivo.

Con respecto a la metodología utilizada, el uso de “Propensity Score” permite disminuir los sesgos involucrados al comparar clientes que antes de ser expuestos a algún tipo de intervención ya eran distintos, y por lo tanto, no se puede asegurar que los resultados obtenidos de esa comparación no se deban a una diferencia en las variables que caracterizan a los clientes. El mayor beneficio de encontrar segmentos de clientes

comparables, es que al ser estadísticamente iguales antes de algún suceso o tratamiento, deberían seguir siéndolo a menos que la intervención a la que fueron expuestos haya tenido un efecto en ellos, que fue lo que se observó en este estudio.

Finalmente, se puede concluir que el club de fidelización de la empresa Movistar modifica el comportamiento de sus clientes, ya que cuando ellos realizan canjes, tienen un comportamiento distinto a los clientes que no realizan canjes, siendo que se encontraron segmentos de clientes donde su comportamiento y sus variables demográficas antes del canje eran estadísticamente iguales. Por lo tanto, al canjear cambian su comportamiento con respecto a cómo seguirían actuando sin él, es decir, aumentan sus gastos en la empresa y adquieren más y nuevos productos.

13. LIMITACIONES Y TRABAJO FUTURO

Una de las principales limitaciones de la metodología de “Propensity Score” que fue utilizada en la memoria, es que los clientes son segmentados solamente con respecto a sus características observables, es decir, información demográfica e información transaccional. El problema de esto, es que los clientes pueden ser muy distintos en variables que no son observables, por lo tanto, para futuros trabajos se propone la creación de encuestas para obtener mayor información y de esa forma encontrar segmentos de clientes aun más parecidos. A partir de esas encuestas se podría obtener información sobre los gustos de los clientes, sobre la opinión y percepción que ellos tienen sobre los clubes de fidelización y de lo relacionados que están con este tipo de programas. Un ejemplo de esto podría ser obtener información sobre a cuántos clubes de fidelización pertenecen y si canjean sus puntos en ellos.

Con respecto a los datos utilizados, un punto importante de destacar es que el club de fidelización que fue estudiado no está asociado a una tarjeta de crédito, por lo tanto, la información transaccional y demográfica que fue utilizada es menor al de otros estudios que si pueden obtener información de ese tipo de tarjetas. Debido a esto, al buscar clientes que sean comparables, la poca información disponible dificulta encontrar clientes realmente parecidos.

Para medir el efecto en la variable duración, se aconseja a partir de lo observado, un método alternativo a la metodología propuesta de utilizar un “periodo de tratamiento” (donde los clientes que realizaron un canje dentro de ese periodo fueron considerados como tratados). Esto se debe a que es importante capturar como va disminuyendo el número de clientes durante todo el periodo de observación y no solo al

final de éste. La principal razón de esto, es que la mayor disminución en el número de clientes en la muestra utilizada se produjo al principio del ciclo.

Otra de las limitaciones del estudio fue el hecho de no poder llegar a resultados que permitieran concluir sobre el efecto que tienen los descuentos en el comportamiento de los clientes. Sin embargo, actualmente se está registrando si los clientes utilizaron el descuento, en vez de solo registrar si lo solicitaba. Esta nueva información podría permitir llegar a conclusiones sobre el impacto de ese tipo de interacción con el club en el comportamiento de los clientes.

Como metodología alternativa, se propone para trabajos futuros el uso de variables instrumentales para medir el impacto del club de fidelización, las cuales podrían ser obtenidas a partir de una encuesta, lo que estaba fuera de los alcances de esta memoria. Las variables a utilizar podrían estar relacionadas a la percepción que tienen los clientes sobre los clubes de fidelización en general, a la preocupación que tienen sobre la privacidad de datos relacionada a este tipo de programas y al número de clubes que pertenecen. Además, en el modelo podrían incluirse nuevas variables para caracterizar a los clientes, como los puntos que los clientes tienen acumulados y variables que indiquen el tipo de servicio que se tiene contratado. Finalmente, se propone para trabajos futuros medir el efecto de forma separada para cada uno de los tipos de canjes que se pueden hacer, determinando cuáles son los canjes que tienen un efecto mayor y si están relacionados a las características de los clientes.

14. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Subsecretaría de Telecomunicaciones, «Telecomunicaciones en Chile,» Santiago, 2013.
- [2] D. L. Duffy, «Customer loyalty strategies,» *Journal of consumer marketing*, vol. 15, nº 5, pp. 435-448, 1998.
- [3] M. Dorotic, T. H. Bijmolt y P. C. Verhoef, «Loyalty Programmes: Current Knowledge and Research Directions,» *International Journal of Management Reviews*, vol. 14, pp. 217-237, 2012.
- [4] R. Lal y D. E. Bell, «The impact of frequent shopper programs in grocery retailing,» *Quantitative Marketing and Economics*, vol. 1, pp. 179-202, 2003.
- [5] J. Leenheer, H. J. van Heerde, T. H. Bijmolt y A. Smidts, «Do loyalty programs really enhance behavioral loyalty? An empirical analysis accounting for self-selecting members,» *International Journal of Research in Marketing*, vol. 24, pp. 31-47, 2007.
- [6] A. Carboni, «Estudio de las respuestas de los consumidores ante un programa de lealtad,» Tesis para optar al grado de magíster en gestión de operaciones, Memoria para optar al título de ingeniero civil industrial, Universidad de Chile, Santiago, 2012.
- [7] B. Sharp y A. Sharp, «Loyalty programs and their impact on repeat-purchase loyalty patterns,» *International Journal of Research in Marketing*, vol. 14, pp. 473-486, 1997.
- [8] A. W. Mägi, «Share of wallet in retailing: the effects of customer satisfaction, loyalty cards and shopper characteristics,» *Journal of Retailing*, vol. 79, pp. 97-106, 2003.
- [9] D. B. Rubin y R. P. Waterman, «Estimating the causal effects of marketing interventions using Propensity Score Methodology,» *Statistical Science*, vol. 21, nº 2, pp. 206-222, 2006.
- [10] R. L. Oliver, «Whence Consumer Loyalty?,» *Journal of Marketing*, vol. 63, pp. 33-44, 1999.

- [11] P. Daams, K. Gelderman y J. Schijns, «The impacts of loyalty programmes in a B-to-B context: Results of an experimental design,» *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, vol. 16, nº 4, pp. 274-284, 2008.
- [12] M. Durán, «Estudio del comportamiento de compra y canje de los miembros de un club de lealtad,» Memoria para optar al título de ingeniero civil industrial, Universidad de Chile, Santiago, 2008.
- [13] M. Riquelme, «Evaluación del impacto de una promoción de canje de puntos en un club de fidelización de una empresa de retail,» Memoria para optar al título de ingeniero civil industrial, Universidad de Chile, Santiago, 2009.
- [14] B. Stauss, K. Chojnacki, A. Decker y F. Hoffman, «Retention effects of a customer club,» *International Journal of Service Industry Management*, vol. 12, nº 1, pp. 7-19, 2001.
- [15] L. O'Malley, «Can loyalty schemes really build loyalty?,» *Marketing Intelligence & Planning*, vol. 16, nº 1, pp. 47-55, 1998.
- [16] R. Blattberg, B. Kim y S. Neslin, «Frequency Reward Programs,» en *Database Marketing*, Springer New York, pp. 549-578, 2008.
- [17] M. McCall y C. Voorhees, «The Drivers of Loyalty Program Success,» *Cornell Hospitality Quarterly*, vol. 51, nº 1, pp. 35-52, 2010.
- [18] F. F. Reichheld y W. E. Sasser, «Zero Defections: Quality Comes to Services,» *Harvard Business Review*, vol. 68, nº 5, pp. 105-155, 1990.
- [19] D. B. Rubin, «Estimating causal effects from large data sets using propensity scores,» *Annals of Internal Medicine*, vol. 127, pp. 757-763, 1997.
- [20] P. R. Rosenbaum y D. B. Rubin, «The central role of the propensity score in observational studies for causal effects,» *Biometrika*, vol. 70, pp. 41-55, 1983.
- [21] J. M. Wooldridge, *Introductory Econometrics: A Modern Approach*, Cuarta edición ed., Cengage Learning, 2009.
- [22] P. Austin, «An introduction to Propensity Score Methods for reducing the effects of confounding in observational studies,» *Multivariate Behavioral Research*, vol. 46, pp. 399-424, 2011.

- [23] M. Caliendo y S. Kopeinig, «Some practical guidance for the implementation of propensity score matching,» *Journal of Economic Surveys*, vol. 22, nº 1, pp. 31-72, 2008.
- [24] S. O. Becker y A. Ichino, «Estimation of average treatment effects based on propensity scores,» *The Stata Journal*, vol. 2, nº 4, pp. 358-377, 2002.
- [25] A. Bakhtiari, B. Murthi y E. Steffes, «Evaluating the effect of affinity card programs on customer profitability using Propensity Score Matching,» *Journal of Interactive Marketing*, vol. 27, nº 2, pp. 83-97, 2013.
- [26] D. Bravo y J. Vásquez, *Microeconometría aplicada*, 2008.
- [27] W. H. Greene, *Econometric analysis*, Séptima edición ed., Prentice Hall, 2012.
- [28] M. B. Landrum y J. Z. Ayanian, «Causal effect of ambulatory specialty care on mortality following myocardial infarction: a comparison of Propensity Score and instrumental variable analyses,» *Health Services and Outcomes Research Methodology*, vol. 2, nº 3-4, pp. 221-245, 2011.
- [29] T. A. Stukel, E. S. Fisher, D. E. Wennberg, D. A. Alter, D. J. Gottlieb y M. J. Vermeulen, «Analysis of observational studies in the presence of treatment selection bias: Effects of invasive cardiac management on ami survival using propensity score and instrumental variable methods,» *The Journal of the American Medical Association* , vol. 297, nº 3, pp. 278-285, 2007.
- [30] «Página de Movistar,» Abril 2013. [En línea]. Disponible: <http://www.movistar.cl>.
- [31] S. Weitzen, K. L. Lapane, A. Y. Toledano, A. L. Hume y V. Mor, «Weaknesses of goodness-of-fit tests for evaluating propensity score models: the case of the omitted confounder,» *Pharmacoepidemiology and Drug Safety*, vol. 14, nº 4, pp. 227-238, 2005.

15. ANEXOS

15.1 Anexos modelo 1

15.1.1 Resultados regresión logística

Tabla 36: Resultados regresión logística modelo 1

Variables	Coefficiente	Desviación estándar	z	P > z
Centro	-0,0748018	0,0457995	-1,63	0,102
Sur	0,0392306	0,0515964	0,76	0,447
Edad	-0,0078994	0,0012504	-6,32	0,000
Género	-0,0187717	0,0335638	-0,56	0,576
Promedio monto gastado antes	3,62E-06	1,16E-06	3,11	0,002
Número de productos antes	-0,0175783	0,0539746	-0,33	0,745
Número de productos distintos antes	-0,2095574	0,0579204	-3,62	0,000
Constante	-0,2772978	0,0776281	-3,57	0,000
Número de observaciones	7.778			
LR chi2(7)	139,36			
Prob < chi2	0,0000			
Pseudo R2	0,0186			

Fuente: Elaboración propia.

15.1.2 Variables utilizadas para el cálculo del Propensity Score

Tabla 37: Promedio del número de productos antes del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Promedio número de productos	p-valor
1	No tratados	3,687	0,3017
	Tratados	3,798	
2	No tratados	2,492	0,7566
	Tratados	2,528	
3	No tratados	1,381	0,0226
	Tratados	1,233	
4	No tratados	1,152	0,0135
	Tratados	1,257	
5	No tratados	1,137	0,1095
	Tratados	1,084	
6	No tratados	1,105	0,7596
	Tratados	1,102	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 38: Promedio del número de productos distintos antes del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	Promedio número de productos distintos	p-valor
1	No tratados	3,518	0,1167
	Tratados	3,645	
2	No tratados	2,323	0,9481
	Tratados	2,329	
3	No tratados	1,294	0,0187
	Tratados	1,179	
4	No tratados	1,106	0,0619
	Tratados	1,170	
5	No tratados	1,082	0,0210
	Tratados	1,028	
6	No tratados	1,031	0,0910
	Tratados	1,020	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 39: Género de los clientes del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	% hombres	p-valor
1	No tratados	46,98%	0,4233
	Tratados	41,38%	
2	No tratados	43,93%	0,8525
	Tratados	44,80%	
3	No tratados	52,30%	0,6558
	Tratados	54,17%	
4	No tratados	51,22%	0,9975
	Tratados	51,20%	
5	No tratados	52,19%	0,2525
	Tratados	57,14%	
6	No tratados	55,38%	0,4537
	Tratados	53,87%	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 40: Porcentaje de clientes del centro del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	% Centro	p-valor
1	No tratados	76,74%	0,4654
	Tratados	81,03%	
2	No tratados	69,91%	0,4189
	Tratados	66,40%	
3	No tratados	71,12%	0,0962
	Tratados	77,38%	
4	No tratados	67,75%	0,6411
	Tratados	65,60%	
5	No tratados	63,28%	0,7017
	Tratados	64,88%	
6	No tratados	43,27%	0,3952
	Tratados	41,57%	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 41: Porcentaje de clientes del sur del modelo 1

Segmento	Tipo de clientes	% Sur	p-valor
1	No tratados	10,47%	0,6645
	Tratados	8,62%	
2	No tratados	14,82%	0,7262
	Tratados	16,00%	
3	No tratados	14,55%	0,1875
	Tratados	10,71%	
4	No tratados	17,02%	0,5578
	Tratados	19,20%	
5	No tratados	21,56%	0,0549
	Tratados	14,88%	
6	No tratados	37,10%	0,2722
	Tratados	39,24%	

Fuente: Elaboración propia.

15.2 Anexos modelo 2

15.2.1 Resultados regresión logística

Tabla 42: Resultados regresión logística modelo 2

Variabes	Coficiente	Desviación estándar	z	P > z
Centro	-0,0670407	0,0412137	-1,63	0,104
Sur	0,0359757	0,0462615	0,78	0,437
Edad	-0,0085733	0,0011264	-7,61	0,000
Género	-0,0265745	0,0301633	-0,88	0,378
Promedio monto gastado antes	3,88E-06	1,06E-0,6	3,65	0,000
Número de productos antes	-0,0322964	0,050225	-0,64	0,520
Número de productos distintos antes	-0,2044025	0,0544999	-3,75	0,000
Constante	-0,2440279	0,0697329	-3,50	0,000
Número de observaciones	9.607			
LR chi2(7)	177,56			
Prob < chi2	0,0000			
Pseudo R2	0,0190			

Fuente: Elaboración propia.

15.2.2 Variables utilizadas para el cálculo del Propensity Score

Tabla 43: Promedio del número de productos antes del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Promedio número de productos	p-valor
1	No Tratados	3,64	0,2719
	Tratados	3,76	
2	No Tratados	2,32	0,8253
	Tratados	2,30	
3	No Tratados	1,34	0,0269
	Tratados	1,22	
4	No Tratados	1,14	0,5055
	Tratados	1,15	
5	No Tratados	1,10	0,138
	Tratados	1,08	
6	No Tratados	1,11	0,7396
	Tratados	1,10	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 44: Promedio del número de productos distintos antes del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	Promedio número de productos distintos	p-valor
1	No Tratados	3,45	0,2224
	Tratados	3,55	
2	No Tratados	2,16	0,5529
	Tratados	2,11	
3	No Tratados	1,26	0,0306
	Tratados	1,17	
4	No Tratados	1,09	0,6913
	Tratados	1,08	
5	No Tratados	1,04	0,0160
	Tratados	1,02	
6	No Tratados	1,00	0,1664
	Tratados	1,01	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 45: Género de los clientes del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	% hombres	p-valor
1	No Tratados	49,15%	0,3137
	Tratados	42,65%	
2	No Tratados	44,78%	0,8824
	Tratados	44,16%	
3	No Tratados	54,50%	0,2929
	Tratados	58,45%	
4	No Tratados	53,42%	0,8785
	Tratados	52,96%	
5	No Tratados	56,31%	0,4528
	Tratados	54,78%	
6	No Tratados	52,72%	0,1598
	Tratados	57,79%	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 46: Porcentaje de clientes del centro del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	% Centro	p-valor
1	No Tratados	74,19%	0,6859
	Tratados	76,47%	
2	No Tratados	69,69%	0,3796
	Tratados	66,23%	
3	No Tratados	69,31%	0,0585
	Tratados	75,85%	
4	No Tratados	63,07%	0,6232
	Tratados	64,50%	
5	No Tratados	49,65%	0,7672
	Tratados	50,26%	
6	No Tratados	29,37%	0,0953
	Tratados	23,95%	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 47: Porcentaje de clientes del sur del modelo 2

Segmento	Tipo de clientes	% Sur	p-valor
1	No Tratados	12,14%	0,6585
	Tratados	10,29%	
2	No Tratados	14,62%	0,9108
	Tratados	14,29%	
3	No Tratados	16,75%	0,1827
	Tratados	13,04%	
4	No Tratados	21,65%	0,2209
	Tratados	18,64%	
5	No Tratados	32,82%	0,9468
	Tratados	32,95%	
6	No Tratados	45,85%	0,1292
	Tratados	51,33%	

Fuente: Elaboración propia.