



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

ESTUDIO DE RESPUESTAS DE CLIENTES FRENTE A ENVÍOS DE EMAILS  
AUTOMATIZADOS EN UNA TIENDA DE RETAIL

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

ANDRÉS DANIEL CAMPOS MERCADO

PROFESOR GUÍA:  
MARCEL GOIC FIGUEROA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
ANDRÉS MUSALEM SAID  
IGNACIO SAAVEDRA MANRÍQUEZ

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por FONDEF

SANTIAGO DE CHILE  
2016

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR  
AL TÍTULO DE:** Ingeniero Civil Industrial  
**POR:** Andrés Daniel Campos Mercado  
**FECHA:** 2016  
**PROFESOR GUÍA:** Marcel Goic Figueroa

## **ESTUDIO DE RESPUESTAS DE CLIENTES FRENTE A ENVÍOS DE EMAILS AUTOMATIZADOS EN UNA TIENDA DE RETAIL**

El email marketing es una de las formas de comunicación masivas más costo-efectivas y consiste en el envío de un email directamente al cliente, con el fin de motivar a la compra, aumentar la conciencia de marca, retener clientes antiguos o generar lealtad en el cliente. Dentro de los tipos de envíos de email existentes se encuentra el *triggered* email, el cual se gatilla ante determinados sucesos como, por ejemplo, las indicaciones sucesivas a la compra de un producto, la llegada de una fecha especial, el abandono de un producto en el carro de compras virtual o el comportamiento del cliente en la página web de la tienda. Este último evento es el que gatilla el *triggered* email que se analiza en esta memoria.

Se han realizado con anterioridad experimentos en la empresa que muestran mejores aperturas, flujos hacia la página web y tickets promedios atribuidos a emails gatillo en comparación con emails tradicionales, y se han detectado configuraciones de repetición de emails, niveles de especificidad del contenido presentado y personalización que incrementan las tasas de respuesta del cliente y así la efectividad del envío. No obstante, es necesario replicar aquellos resultados en una escala mayor de participantes, junto con evaluar nuevos factores que podrían incidir en la compra de un producto. Por ejemplo, no es claro qué tipo de cliente responde mayormente al contacto y se desconoce la influencia del diseño del envío del email.

El presente estudio prueba distintos escenarios de tiempos de envío, selección de *target* y *templates* contenidos en el email, con el fin de determinar aquéllos que aumentan la venta y conversión a raíz del email enviado. El experimento cuenta con 86 632 clientes a los que se les envían 154 997 emails a lo largo de 17 semanas, gatillados por su visita a productos de la página web que no terminaron en una compra. Mediante regresiones y la correspondiente comparación con grupos de control, se determinan los diseños del envío que presentan mejores resultados en las métricas comúnmente utilizadas en la evaluación de emails, los atributos de los clientes que propician la compra dado el envío y la relación del descuento aplicado con la venta atribuida al envío de email.

Los resultados obtenidos indican que el *triggered* email se desempeña alrededor de un 40% mejor que el email tradicional, con respecto a sus tasas de apertura y *click-through-open rate*. Apurar el envío del email es generalmente positivo en categoría blanda y negativo en categoría dura, dependiendo fuertemente de la selección del *target*. Mostrar más productos en el email sin sus precios logra tasas de *cliqueo* 45% más elevadas que otros diseños, y dependiendo del *target*, puede presentar mayores o menores conversiones. El envío afecta mayoritariamente a hombres, clientes no habituales y de regiones céntricas del país. Finalmente, dependiendo del canal de compra, recibir el email induce a comprar menos productos con descuento. De esta forma, se complementa y profundiza sobre los efectos del email en la intención de compra del cliente de retail.

## AGRADECIMIENTOS

No corresponde cerrar esta etapa sin antes agradecer a aquellas personas que, de alguna manera, influyeron en su desarrollo. Me niego a mencionar particularmente a todos porque la memoria es frágil y la omisión es injusta.

A mis compañeros y amigos de sección con quienes aún mantengo contacto y compartí un par de cartaguas(bos), varias fondas mineras e innumerables viernes en la tarde; mis primeros amigos en la U, los primeros en ser mencionados.

A mis amigos del combo, que conocí gracias al bendito retraso del primer semestre (es mejor tener suerte que tener éxito) y que me acompañaron de manera más cercana por los 12 semestres restantes. Los estudios grupales de plan común, los ping-pong donde el tío, los viernes y sus guitarreos, los almuerzos en las piletas o en los cuadrados, los algarrobos, y por sobre todo, las estridentes risas, serán los imborrables recuerdos de mi periodo universitario.

A la empresa (personal de BI y de BI web) por la disposición a ayudar, los consejos y la buena onda. Estando allá, las horas se convirtieron en minutos gracias a ustedes.

A los profesores de mi comisión, por sus consejos finales en la elaboración de mi memoria, pero muy particularmente al profesor Marcel, por su inagotable paciencia y disposición ante cualquier tipo de duda, y por su orientación y sus sugerencias que encauzaban el norte de mi trabajo.

Al finalizar esta etapa no soy el único que puede exclamar “misión cumplida”. A mis padres Orlando y Elizabeth por su incondicional apoyo, cariño y paciencia. Gracias. Porque mi triunfo también es de ustedes, y porque sin ustedes la meta hubiera sido inalcanzable.

Y un particular agradecimiento a mi *yo del pasado*, por las buenas decisiones tomadas; me encargaré de que el *yo del futuro* esté a su altura.

# TABLA DE CONTENIDO

<b>1. Introducción .....</b>	<b>1</b>
<b>2. Descripción del trabajo.....</b>	<b>3</b>
2.1 Justificación .....	3
2.2 Objetivos.....	4
2.2.1 Objetivo general .....	4
2.2.2 Objetivos específicos .....	4
2.3 Alcances .....	4
2.4 Metodología.....	5
2.4.1 Regresiones.....	5
2.4.2 Diferencias en diferencias .....	5
2.5 Marco conceptual .....	6
2.5.1 Mapa conceptual .....	7
2.6 Resultados esperados .....	12
<b>3. Desarrollo del estudio .....</b>	<b>14</b>
3.1 Variables de interés.....	14
3.2 Diseño del experimento .....	19
3.3 Análisis preliminar .....	20
3.4 Efectividad del <i>triggered</i> email marketing.....	24
3.4.1 <i>Triggered</i> vs. tradicional.....	24
3.4.2 Análisis agregado.....	25
3.5 Análisis del efecto marginal de las variables de diseño .....	29
3.5.1 Cantidad de visitas .....	31
3.5.2 Tiempo de espera .....	35
3.5.3 <i>Template</i> .....	37
3.6 Impacto de atributos de clientes en propensión de compra .....	40
3.7 Influencia de factores de descuentos en las métricas de efectividad .....	45
3.7.1 Factores de descuento como variables dependientes.....	46
3.7.2 Factores de descuento como variables independientes.....	48
<b>4. Conclusiones y recomendaciones .....</b>	<b>55</b>
<b>5. Limitaciones y trabajo futuro .....</b>	<b>57</b>
<b>6. Glosario.....</b>	<b>59</b>
<b>7. Bibliografía .....</b>	<b>60</b>
<b>8. Anexos.....</b>	<b>62</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Resumen atributos por cada <i>template</i> .....	16
Tabla 2: Variables consideradas en el análisis.....	19
Tabla 3: Envíos realizados por categorías entre escenarios .....	20
Tabla 4: Perfil de los participantes .....	22
Tabla 5: Tasas de respuesta por agregación de quintiles de <i>open rate</i> .....	24
Tabla 6: Resumen y comparación de los emails tradicionales y gatillo .....	25
Tabla 7: Métricas de los envíos realizados junto con su significancia .....	25
Tabla 8: Métricas de los envíos realizados por categoría, junto con su significancia.....	27
Tabla 9: Impacto de las variables de diseño en conversión y ticket promedio .....	30
Tabla 10: <i>Views</i> por etiqueta.....	31
Tabla 11: <i>View</i> en categoría blanda.....	33
Tabla 12: <i>View</i> en categoría dura.....	33
Tabla 13: <i>View</i> en calzado .....	34
Tabla 14: <i>Timing</i> 1 (referencia) vs <i>timing</i> 2 en categoría blanda con <i>view</i> 1.....	35
Tabla 15: <i>Timing</i> 1 (referencia) vs <i>timing</i> 2 en categoría blanda con <i>view</i> 2 .....	35
Tabla 16: <i>Timing</i> 1, 2 y 3 en categoría dura .....	36
Tabla 17: Segundo, tercer y cuarto <i>template</i> en categoría calzado con <i>view</i> 1.....	38
Tabla 18: Segundo, tercer y cuarto <i>template</i> en categoría calzado con <i>view</i> 2.....	39
Tabla 19: Impacto del email por atributos de clientes.....	40
Tabla 20: Influencia de abrir y <i>clickear</i> el email en la intención de compra.....	43
Tabla 21: Propensión a abrir y <i>clickear</i> el email.....	43
Tabla 22: Diferencias de porcentaje de boletas con descuento entre grupos .....	46
Tabla 23: Diferencias de descuento aplicado entre grupos .....	47
Tabla 24: Diferencias de descuento aplicado en la venta directa por canal.....	47
Tabla 25: Ticket promedio en las boletas con descuento por sublíneas .....	49
Tabla 26: Ticket promedio en las boletas con descuento por canales.....	50
Tabla 27: Efecto del descuento aplicado en ticket, cantidad y precio promedio de productos ...	52

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Figura 1: Mapa conceptual del diseño y evaluación de las campañas .....	8
Figura 2: Venta diaria promedio en UF por día en vestuario femenino .....	17
Figura 3: Venta diaria promedio en UF por mes en vestuario femenino.....	18
Figura 4: Histograma de ticket promedio por grupo .....	20
Figura 5: Histograma de productos comprados por grupo .....	21
Figura 6: Histograma de clientes por rango de <i>open rate</i> histórico .....	23
Figura 7: Orden de ticket promedios por sublíneas, en venta directa .....	26
Figura 8: <i>Forest plot</i> de la conversión por sublíneas .....	28
Figura 9: <i>Forest plot</i> del <i>revenue</i> por sublíneas.....	29
Figura 10: <i>Tradeoff</i> asociado a la cantidad de visitas, con su error asociado.....	32
Figura 11: Gráfico de una regresión entre ticket promedio y descuento aplicado .....	51
Figura 12: Efecto del descuento en los precios promedio de los productos.....	53

# 1. Introducción

A medida que pasan los años, la gente tiene más acceso a internet y a dispositivos móviles. En el año 2015 la penetración de internet a nivel mundial fue de 43,4%, con 3,17 mil millones de usuarios de internet (57% más que en el año 2010)<sup>1</sup> y en Chile la penetración de internet llegó al 72,35% en el año 2014, un 60% de aumento con respecto al año 2010<sup>2</sup>. En cuanto a los *smartphones*, se estima que, durante el año 2016, el 45,2% de la población mundial tendrá acceso a un teléfono inteligente, cifra 30% mayor al año 2014. Chile, por su parte, presentó una penetración del 55% al año 2015<sup>3</sup>.

Adicionalmente, la industria de retail está en constante crecimiento; en el 2012 se registraron USD 321 495 millones en ingresos en Latinoamérica, y en Chile hubo ventas totales de USD 25 633 millones<sup>4</sup> en el mismo año. Sin embargo, el mercado está cada vez más competitivo, por lo que se está en una incesante búsqueda de distintas maneras de comunicarse con sus clientes, siendo la multicanalidad uno de los objetivos entre las tiendas del rubro.

El tema del proyecto tiene como gran marco la multicanalidad. La teoría dice que los clientes multicanales son más rentables que los clientes monocanales (Venkatesan, 2007), y por tanto, se busca ampliar el abanico de canales que el cliente utiliza en sus compras. Existen diversos medios comunicacionales por los cuales se puede contactar al cliente con el fin de influenciar su compra; en el caso particular del canal web, la eficiente utilización de internet permitiría contactar segmentos propensos al consumo, de acuerdo a su comportamiento en el portal online, a bajo costo. Al agregar automatización y personalización se busca aumentar la fidelización, el consumo y así los ingresos aportados por sus clientes, por lo que la real efectividad de estos aspectos es fundamental dentro de mercados dinámicos como el retail. Prueba de esto es que, en el año 2015, las ventas de retail por internet sumaron US\$47,4 mil millones solo en Latinoamérica, siendo Brasil el líder y poseedor del 59% de la participación del mercado, y Chile en un quinto lugar con un 4%<sup>5</sup>. Se pronostica que para el año 2016, las ventas de retail por *e-commerce* aumentarán en un 20% en Latinoamérica<sup>6</sup>, por lo que este canal se vuelve particularmente atractivo para las tiendas de retail.

El envío de emails permite comunicar masivamente promociones, novedades, descuentos, ofertas, saludos y recordatorios, entre otras cosas, de manera eficiente. En la empresa con la que se trabaja, líder nacional en la industria de retail en la categoría de tienda por departamento, se realizan campañas de marketing que van desde el aviso en medios de comunicación masivos como televisión, diarios y revistas, publicidad en motores de búsqueda online y redes sociales, hasta el marketing directo como el envío de emails. Particularmente, el *triggered* email se utiliza para motivar la compra de los clientes que ya han navegado por la página web; la efectividad de este tipo de envíos es relevante tanto para mejorar la eficiencia en la forma de contactar clientes, como para aumentar los

---

<sup>1</sup> 2005-2015 ICT data, 2016, International Telecommunication Union (ITU) [\[link\]](#)

<sup>2</sup> Percentage of Individuals using the Internet, 2016, International Telecommunication Union (ITU) [\[link\]](#)

<sup>3</sup> eMarketer's update estimates for 2015, eMarketer, páginas 16-17 [\[link\]](#)

<sup>4</sup> Investigación del sector retail, CorpResearch 2013 [\[link\]](#)

<sup>5</sup> Overview of Brazilian E-commerce, Li & Fung Group, 8 de marzo del 2015, página 4 [\[link\]](#)

<sup>6</sup> Annual retail e-commerce sales growth in Latin America from 2014 to 2019, eMarketer, 2015 [\[link\]](#)

ingresos de la empresa mediante el contacto de clientes realmente propensos a comprar, y por ende, debe ser analizado.

En el análisis se utiliza información transaccional, demográfica y del comportamiento de los clientes frente al email recibido para determinar variables de diseño relevantes al mejoramiento de la gestión de clientes. Particularmente, se testean escenarios de tiempo de espera desde la navegación del cliente en la página web hasta la realización del envío; cuántas veces debe visitar un producto para ser considerado como *target* de la campaña de email marketing; y qué tipo de *template* utilizar en el diseño gráfico del email. Se emplean diversas metodologías para abordar el problema, como test de hipótesis, comparaciones de medias y proporciones, regresiones lineales y logísticas, y el método de diferencias en diferencias. Además, se cuenta con la disposición de la empresa para el correcto desarrollo de la memoria.

Existen memorias que abordan aspectos del envío automatizado de emails de acuerdo al comportamiento de clientes en la página web (Rojas, 2014), además de publicaciones acerca de los factores claves que afectan la efectividad de los envíos (Rettie, 2002; Camarero y San José, 2012). Sin embargo, las variables de diseño de la campaña previamente mencionadas no han sido evaluadas anteriormente, y con este trabajo se busca determinar la mejor configuración de variables de diseño por categorías, que encaucen el contacto de clientes de maneras más eficientes y con resultados más efectivos, junto con identificar atributos que propicien la compra por sublíneas de productos, sean éstos demográficos o inherentes a cada categoría y determinar la influencia del email en las compras de productos con descuento.

## 2. Descripción del trabajo

### 2.1 Justificación

Ante el aumento en el acceso al internet y dispositivos móviles, la industria de retail ha buscado nuevas formas de interactuar con sus clientes introduciendo la multicanalidad en su modalidad de contacto. En Chile, la inversión publicitaria en medios online alcanzó los 105 millones de pesos en el 2015, un aumento del 23,9% con respecto al año anterior, y presentó una participación del 13,7% de la inversión en publicidad<sup>7</sup>. Dentro de las formas de comunicación que utiliza la industria de retail, el email marketing ha resultado ser uno de los más populares y masivos gracias a su inmediatez y bajo costo. Considerando que diariamente se envían y reciben 215 mil millones de emails a nivel mundial en el 2016, y que el número de personas con cuenta de email superaría los 2,6 mil millones<sup>8</sup>, el email como medio de avisaje se vuelve más atractivo, y la relevancia del mensaje se vuelve más importante, en cuanto no se busca sobreexponer al cliente con múltiples envíos.

Las ventajas que ofrece el contacto mediante email son las siguientes:

- Disminución de costos y tiempo: Al no realizarse ningún tipo de gasto de producción física, el costo de contactar al cliente se reduce al costo de enviar un email y de producción digital. El envío se produce prácticamente de manera instantánea, por lo que se requieren tiempos mínimos al contactar.
- Medio directo y transversal: Puede traspasar barreras geográficas al ser ampliamente utilizado a nivel mundial, y la información transmitida, en principio, es privada al llegar directamente al destinatario.
- Admite personalización: No solamente se puede agregar información precisa como su nombre o sus intereses personales, sino que el formato del email permite adaptarse tanto al explorador web que utiliza el usuario como al dispositivo donde se abra el mensaje.
- Fácil evaluación: La medición de su efectividad es simple; las plataformas de email marketing realizan un seguimiento al envío y puede detectar si fue recibido, abierto, *clickado*, entre otras cosas.

El último punto es extremadamente relevante. Las métricas que se utilizan en la evaluación de los envíos aportan información tanto de la eficiencia del mensaje entregado (*open rate* y *click-through-open rate*) como de su eficacia (conversión y venta asociada al email). La importancia de analizar los elementos anteriores radica en el mejoramiento de la gestión de clientes. Mejorar la eficiencia en los envíos de email permitirá ahorrar costos de envíos, que si bien son menores en emails, éstos se envían en órdenes de magnitud de miles diarios. Además, permite encauzar los esfuerzos comunicativos a segmentos realmente propensos de acuerdo a la categoría publicitada, evitando sobreexponer a clientes desinteresados; no solamente hay que promocionar el producto correcto al cliente correcto, sino que hay que detectar los atributos que propician la compra en una categoría en particular. Si se manejan eficazmente los envíos, se podrá incrementar la tasa de conversión de clientes y así los ingresos de la empresa.

---

<sup>7</sup> Inversión publicitaria 2015, Asociación chilena de agencias de publicidad (ACHAP), mayo 2016, página 6 [[link](#)]

<sup>8</sup> Email Statistics Report, 2016-2020, The Radicati Group, Inc, páginas 2-3 [[link](#)]

## **2.2 Objetivos**

### **2.2.1 Objetivo general**

Evaluar la efectividad de campañas de *triggered* email marketing y determinar el efecto que tienen distintos factores de diseño de campañas en la efectividad promocional.

### **2.2.2 Objetivos específicos**

- Determinar la efectividad del diseño de campaña realizado, de manera agregada y por sublíneas, mediante la evaluación de distintas métricas de respuesta.
- Precisar qué atributos de los clientes impactan significativamente en la propensión de compra dado el envío de email.
- Determinar la influencia de los descuentos en la venta asociada al email, por distintas categorías.

## **2.3 Alcances**

En la memoria se realiza un análisis exhaustivo de los datos recopilados de un estudio anterior en una empresa chilena de retail. Estos datos contemplan resultados de envíos y transacciones realizadas desde el 15 de mayo de 2015 hasta el 5 de septiembre del 2015, por lo que los resultados del análisis están enmarcados dentro de un lapso de 17 semanas y dentro de una industria definida.

Las sublíneas de productos analizadas en este estudio pertenecen a las categorías de accesorios mujer, decohogar, deporte (excluido vestuario), dormitorio, electrohogar, menaje, muebles, niños (juguetería, muebles y rodados) y perfumería. Las sublíneas de electrohogar incluyen audio, cocina, computación y hogar, climatización, electrodomésticos, fotografía, lavado (lavadoras y secadoras), refrigeración, telefonía, televisión, regalos y videojuegos. Finalmente, se evalúa la categoría de calzado por su perspectiva de subSKU (colores y tallas de zapatos).

Se realizan 1692 campañas de emails que presentan los distintos escenarios a testear, y que en su conjunto suman 154 997 emails enviados. Sin embargo, es necesario considerar que los envíos de email se realizaron solamente con las personas a las que es posible identificar cuando navegan por la página web y que presentan una dirección de correo electrónico registrada.

Por último, la evaluación de los envíos de email que concierne a las ventas y la conversión se realiza con datos transaccionales de la empresa, los cuales registran los productos comprados y sus respectivos montos, cantidad de productos comprados, momento de la transacción, canal de compra y el descuento realizado. Los análisis realizados con estos datos presentan un nivel de agregación que va desde sublíneas hasta la totalidad de los envíos, segmentado por tipo de ventas y canal.

## 2.4 Metodología

Se utilizan herramientas estadísticas para comparar la eficacia de distintos escenarios, junto con la significancia de ciertos atributos que propicien la compra de un producto.

### 2.4.1 Regresiones

La investigación de la efectividad de los emails se realiza en función de un set de variables que podrían o no explicar y/o moderar la influencia de los envíos en las métricas de efectividad. En el enfoque de regresiones lineales, las métricas de efectividad de los emails y el set de variables se utilizan como variables dependientes e independientes respectivamente. Cuando se testea una métrica de efectividad binaria (como conversión o presencia de descuentos en la boleta) se utiliza a la regresión en su formato logístico binario.

Esta herramienta utiliza a los intervalos de confianza como test de hipótesis para determinar la relevancia estadística de los factores ingresados, mediante la inclusión o exclusión del valor cero dentro del intervalo. Los test de hipótesis nacen como una consecuencia natural del método científico, en donde se realizan observaciones de un evento, se plantean hipótesis y se extrapolan los resultados del evento en la muestra considerada hacia la totalidad de la población. La hipótesis planteada se conoce como hipótesis base (o nula) y se presume verdadera (pero no probada) hasta que un test estadístico muestre empíricamente lo contrario, utilizando regiones de rechazo.

Las hipótesis pueden ser rechazadas o no rechazadas, pero nunca aceptadas. En el caso particular de este estudio se utilizan dos procedimientos adicionales a las regresiones para determinar el rechazo o no rechazo de la hipótesis nula con respecto a parámetros obtenidos por una muestra experimental: test de igualdad de medias (prueba t de Student) y test de igualdad de proporciones (prueba z).

### 2.4.2 Diferencias en diferencias

La herramienta de diferencias en diferencias se utiliza cuando se tiene un grupo que fue expuesto a una variable de interés y otro grupo al que no, pero en condiciones distintas. Es un método de estimación de la inferencia causal estadística utilizado ampliamente en estudios observacionales.

Si el valor de la variable respuesta antes del tratamiento para el grupo tratado es  $Y_0^T$  y el valor de la variable respuesta después del tratamiento para el grupo tratado es  $Y_1^T$ , entonces si se restara se estaría obteniendo la influencia del tratamiento más la influencia del cambio entre periodos. Con el supuesto de tendencia temporal paralela (el grupo tratado debería haberse comportado de igual manera que el grupo no tratado, si el primero no hubiera sido tratado nunca), se tiene que la influencia de la diferencia de contextos (temporal, por ejemplo) es:

$E[Y_1^C] - E[Y_0^C]$ : Influencia de la diferencia de contextos, con  $Y_1^C$  el valor de la variable respuesta del grupo control en el periodo final y  $Y_0^C$  el valor de la variable respuesta del grupo control en el periodo inicial.

Luego, el estimador de diferencias en diferencias viene dado por:

$$\widehat{DD} = \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{i1}^T - Y_{i0}^T)}_{1^a \text{ Diferencia}} - \underbrace{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (Y_{j1}^C - Y_{j0}^C)}_{2^a \text{ Diferencia}}$$

*Diferencias en Diferencias*

Con  $n$  y  $m$  la cantidad de observaciones del grupo tratado y controlado, respectivamente. Su formato en regresión utiliza variables binarias que indican el periodo y la permanencia al grupo de tratamiento, junto con su interacción:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{Periodo}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{Periodo}_i + \varepsilon_i$$

Donde el estimador  $\beta_3$  es el estimador de diferencias en diferencias.

## 2.5 Marco conceptual

Montgomery y Srinivasan (2003) definieron dos formas de aprender de los consumidores con respecto a la personalización: la activa, que plantea preguntas directas a los clientes; y la pasiva, la cual requiere hacer inferencias sobre los intereses del usuario usando el comportamiento pasado, como sus *clicks* en links o sus datos transaccionales. En esta memoria se utilizará la forma pasiva, en cuanto se trabajan con aquellos datos históricos de los consumidores.

Los envíos que se ocasionan luego de un determinado comportamiento de clientes están dentro de la clasificación de *Event-Based Marketing*. Estos envíos pueden ejecutarse en base a criterios o en tiempo real y son utilizados ampliamente por diversas empresas (como eBay, Amazon, Dafiti, etc.). El olvido de un producto en el carro de compras y el saludo que realiza la empresa por el cumpleaños del cliente son ejemplos de los envíos que se realizan. Acorde a Teradata<sup>9</sup>, existen cuatro categorías de eventos clasificadas en dos tipos según nivel de estrategia y complejidad. El tipo Táctico compone eventos Simples y Complejos, y el tipo Estratégico compone eventos de Tiempo real y Sofisticados [13] [Anexo A]:

- **Simples:** Son eventos manuales o automáticos que responden a determinados hechos puntuales de clientes como compras de productos. Se realizan buscando un segmento específico mediante consultas en bases de datos. El retorno esperado de los envíos es de 10% a 20%.
- **Complejos:** Son eventos que observan data histórica y cambios de patrones de compra de los clientes. Tienen mayor complejidad y generalmente existe un algoritmo analizando comportamientos. El retorno esperado es de un 15% a un 20%.
- **Tiempo real:** Son eventos automáticos que se realizan de manera instantánea luego de cierto comportamiento del cliente. Dependen altamente del personal de TI y tienen un retorno esperado de 20% a 30%.

<sup>9</sup> Empresa estadounidense especializada en herramientas analíticas de empresas.

- Sofisticados: Utilizando los datos históricos del cliente, estos eventos se gatillan al detectar importantes cambios en los patrones de comportamiento de los clientes, enfocándose en un momento específico de sus vidas (por ejemplo, un cambio de casa o de trabajo). El retorno esperado es de 40% a 60%.

La empresa con la que se trabaja utiliza generalmente los eventos Simples para realizar los envíos manualmente, aunque se ha realizado una automatización de aquellos envíos gatillados por comportamiento web, que se asemeja a los eventos de Tiempo Real.

Los envíos de email se encuentran dentro de la categoría de personalización externa (*external customization*), enfoque que busca llevar a los consumidores hacia la página web. Diversos expertos en la industria, como consultores de agencias interactivas y directores de empresas de mails directos, creen que el email marketing sería más efectivo como medio de retención en vez de adquisición, y destacan la importancia de la lista de suscripción (Rettie, 2002). Se han considerado las actitudes que tienen los clientes en el proceso de respuesta que tienen los consumidores frente a un mail, el cual se ve traducido en tres etapas: la apertura, la atención puesta en el contenido y la reacción al envío (Vriens *et al.*, 1998). Rettie adapta el modelo a un mail electrónico [Anexo B] y considera la reacción final como el *click* en el link promocionado, y concluye con la existencia de una importante correlación entre la tasa de reacción y factores como el *subject*, largo del email, incentivo y el número de imágenes en el *template*.

Adicionalmente, se han realizado estudios que indican que el orden en que se presenta el contenido dentro del email sí importa, y si el diseño es personalizado, puede elevar el *click-through rate* en un 62% (Ansari y Mela, 2003). Por consiguiente, la evaluación del diseño de las campañas realizadas en este trabajo busca determinar este tipo de influencias en las respuestas de los clientes. En cuanto a la conversión, Vriens *et al.* (1998) atribuyen al contenido del mensaje la diferencia de probabilidad de que la oferta sea percibida, y al atractivo de la oferta la probabilidad de reaccionar. El *triggered* email presenta la particularidad de gatillarse ante el comportamiento del cliente en el corto plazo, por lo que la oportunidad adquiere una relevancia mayor. Sin embargo, pueden existir efectos negativos con los anuncios en emails personalizados considerados invasivos a la privacidad (Teeter y Loving, 2002), cuando el valor percibido del servicio es bajo (White *et al.*, 2008) y ante la distracción que provoca información que confunda al consumidor (Stewart y Pavlou, 2002), lo que eventualmente podría decantar en cancelaciones de suscripción. La personalización puede ser catalogada como invasiva (saludar por nombre) o no invasiva (personalizar por productos visitados), dependiendo de si el cliente se da cuenta de que la firma está usando su información para ofrecerle un servicio personalizado; se ha mostrado que saludar a los clientes por nombre en los envíos de email reduce las tasas de respuesta cuando el contenido no va acompañado de productos recomendados, y que las tasas aumentan cuando se personaliza con aquellas dos características en su conjunto (Wattal *et al.*, 2005). Lo anterior evidencia que cambios tan sutiles como el anterior sí modifican la efectividad de un email, y motiva a determinar distintos diseños de campañas que mejoren las tasas de respuestas del usuario.

### **2.5.1 Mapa conceptual**

En el caso particular de este estudio, se tuvo en cuenta diversos factores del diseño y evaluación de las campañas.

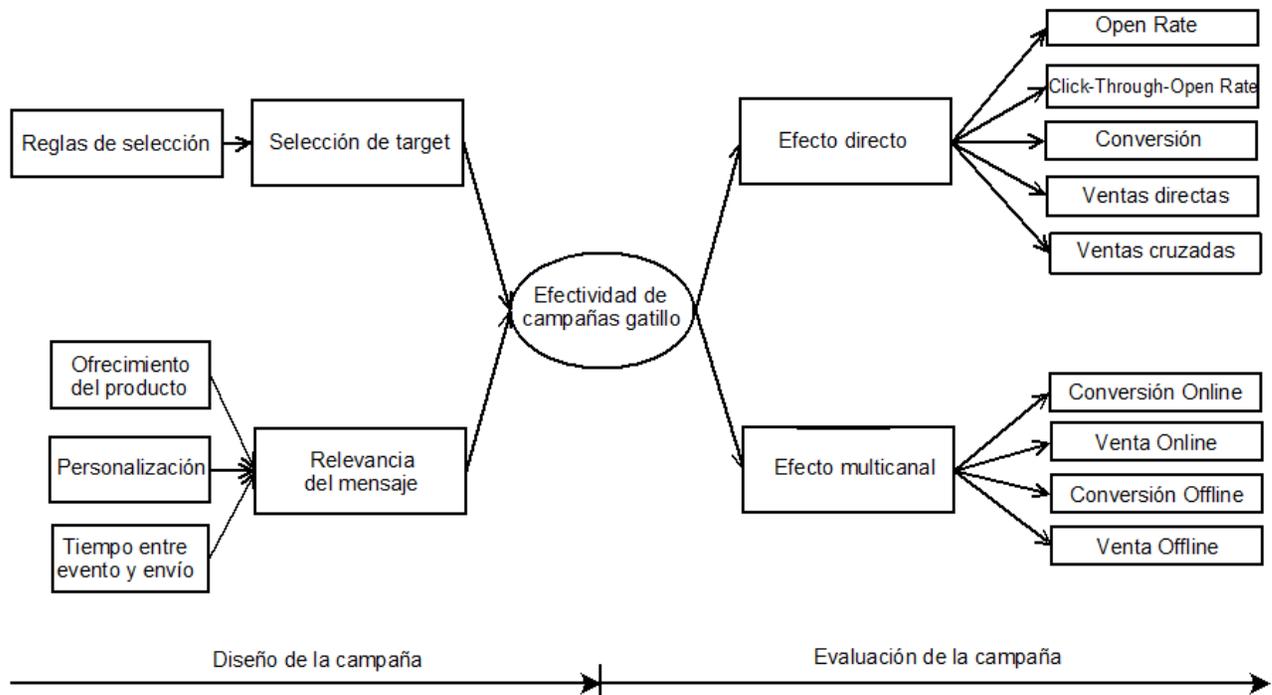


Figura 1: Mapa conceptual del diseño y evaluación de las campañas<sup>10</sup>

El diseño de la campaña considera la selección del cliente a contactar mediante distintas reglas de toques, y la relevancia del mensaje mediante la manera en que se ofrece el producto, el nivel de personalización y el tiempo entre la visita a la página web y el envío del email.

Selección del *target*: Es relevante definir qué tipo de clientes es candidato para realizarle envíos de email gatillo. Si bien uno de los requisitos para ser considerado es visitar un producto en la tienda online, no es claro el umbral mínimo necesario para considerarlo como *target*. Se espera que una persona que revisa un producto numerosas veces presente una propensión distinta a comprar que otra persona que revisa el producto pocas veces, puesto que el interés puede variar. Sin embargo, contactar solo a aquellos clientes que visitan numerosamente un producto puede evitar contactar a potenciales clientes dispuestos a comprar, por lo que se presenta un *tradeoff* que debe ser considerado al momento de configurar las políticas de contacto hacia los usuarios. Ante esto, se realizan envíos a personas que presentan diferentes cantidades de visitas al producto en cuestión, con el fin de testear aquella cifra que presenta mejores resultados.

Relevancia del mensaje: No solamente se quiere contactar al cliente correcto, sino que también mostrarle información que pueda interesarle. El atractivo del mensaje se puede descomponer en ciertos factores que influyen la apertura y la atención puesta en el contenido. En este caso se consideran tres factores relevantes: el modo en que se ofrece el producto, la personalización del contenido del mensaje y el tiempo de espera entre el evento y el envío de email.

Para este estudio, el ofrecimiento del producto considera las visitas realizadas por el cliente. Para cada cliente se selecciona el producto que más revisó en su estadía por la

<sup>10</sup> Adaptación de marco conceptual de Goic *et al.* (2016)

página web; en el caso de que la persona haya revisado distintos productos la misma cantidad de veces, se prioriza por aquél que presente el mayor precio, sin importar si una categoría fue revisada más veces que otra<sup>11</sup>. Asimismo, como se menciona anteriormente, las visitas a los productos sirven como un mecanismo de selección de *target*.

Un factor perteneciente a la personalización del contenido, y que además pertenece al ofrecimiento del producto, es el *template* utilizado. No se sabe a ciencia cierta qué tipo de gráficas presentan mejores resultados, por lo que se prueban distintas configuraciones. El *template* considera las gráficas y el diseño en que el mensaje es presentado al cliente; las variaciones realizadas en este estudio conciernen al *header* utilizado, a la cantidad de productos a mostrar, a si el *template* se adecua al dispositivo del usuario, a si se presenta el precio del producto y a si se muestra un *banner* con distintos beneficios al comprar<sup>12</sup>. Estos atributos son materializados en cuatro *templates* que buscan aumentar la compra del producto principal y/o fomentar futuras visitas a la página web.

La idea detrás de la configuración de estos diseños es que los tres primeros buscan la compra del producto principal, enfatizando mayoritariamente en el producto que gatilló el envío del email, por sobre las recomendaciones. El cuarto *template* muestra muchos más productos y les esconde los precios, con el fin de aumentar el flujo de clientes hacia la página web y fomentar la búsqueda y navegación.

La motivación de enviar los *triggered* emails en distintos tiempos se basa en la idea de que el cliente está en la etapa de investigación y selección del producto a comprar, y ya pasó por la primera etapa del ciclo de compra, en donde se da cuenta de la necesidad insatisfecha. Ahora bien, el ciclo de compra varía dependiendo del producto en cuestión: las compras de productos de conveniencia suelen ser impulsivas, mas la compra de productos más caros, como un computador, requiere de mayor recopilación de información y tiempo invertido en tomar una buena decisión. Por lo tanto, adecuar el tiempo de espera (*timing*) para enviarle un *triggered* email a la categoría promocionada busca estar acorde al proceso de compra.

A modo de resumen, las variables experimentales correspondientes al diseño de las campañas son la cantidad de visitas al producto (*views*), el *template* utilizado y el tiempo de espera del envío (*timing*). Para ver el mapa conceptual considerando los escenarios testeados, referirse al Anexo G.

Todos los envíos realizados cumplen ciertas condiciones idénticas, basadas en distintas políticas de la empresa. Por ejemplo, con el afán de contactar a clientes que presenten cierto nivel de intención de compra y no contactar a cualquier persona, se consideran reglas de selección de *target* para evitar sobreexponer innecesariamente a usuarios. Básicamente se consideran a aquellas personas que recientemente han navegado en la página web, utilizando ciertos criterios:

- El cliente debe estar identificado por su email.
- El cliente debe estar en la lista de suscritos para recibir emails.
- El cliente no puede haber recibido un email de navegación en los últimos 5 días.

---

<sup>11</sup> Ejemplo: Si el cliente revisó ocho peluches (uno en particular lo visitó tres veces) y también revisó un computador tres veces, el producto enviado será el computador.

<sup>12</sup> Los beneficios se aplican a todos los clientes, independiente de si el beneficio fue mostrado en el email.

- El cliente no puede haber recibido el email de carro abandonado en el último día.
- El producto que visitó el cliente debe estar dentro de las categorías seleccionadas.
- Los SKU considerados deben estar en el formato adecuado para consultar sus atributos en tiempo real (no todos lo están).
- El producto no debe ser de retiro exclusivo en tienda.
- El producto debe tener un *stock* mínimo de 5 unidades en la tienda online.

Además, cabe destacar que cada *template* menciona al cliente por su nombre, creando una sensación de cercanía y personalización, sin mencionar que el producto principal mostrado es intrínsecamente personalizado basado en su comportamiento en la tienda web.

Los envíos son realizados en dos categorías definidas por la empresa, dependiendo del producto que revisó el cliente. Estas categorías se clasifican según el nivel de involucramiento y el precio promedio de los productos, y se dividen en dos tipos:

- **Duras:** Las categorías duras presentan un alto nivel de involucramiento; no es lo mismo comprar un computador que comprar un perfume, puesto que el nivel de información e investigación requerido para realizar la compra es mucho mayor en el primer caso mencionado. Es decir, la decisión se basa en un mayor análisis de los atributos del producto. Además, el valor del producto juega un rol importante, que influye la decisión de compra. La categoría dura contiene sublíneas de audio, cocina, computación, deporte (máquinas), dormitorio, fotografía, lavado, muebles, refrigeración, telefonía, televisión y videojuegos.
- **Blandas:** Las categorías blandas presentan bajo nivel de involucramiento; las compras realizadas son más impulsivas y utilizan decisiones de compra menos complejas. Asimismo, presentan valores promedio menores a los demás productos. Las categorías blandas incorporan las sublíneas de accesorios de electrohogar, accesorios de moda, climatización, decohogar, electrodomésticos, infantil, menaje, regalos, perfumería y belleza.

Una vez diseñado el experimento, es necesario definir la forma en que se mide la efectividad de las campañas de envíos. Existen métricas clásicas de evaluación de la efectividad y eficacia en las campañas de email marketing:

- *Open rate*: Porcentaje de emails abiertos sobre el total de emails enviados.
- *Click-through rate (CTR)*: Porcentaje de emails *cliqueados* por sobre el total de emails enviados.
- *Click-through-open rate (CTOR)*: Porcentaje de emails *cliqueados* por sobre el total de emails abiertos.
- **Conversión**: Porcentaje de clientes que, habiendo recibido el email, compraron.
- **Ventas**: Cantidad de dinero asociado al hecho de enviar el email.
- *Revenue*: El promedio de la cantidad de dinero que gastó cada cliente contactado por el envío del email. Considera también aquéllos que no compraron.
- **Ticket promedio**: El promedio de la cantidad de dinero que gastó cada cliente contactado por el envío del email, considerando solamente a los que compraron.

La primera evalúa la efectividad de las características del email (el atractivo del asunto, si el emisor es de confianza para el cliente, etc.) y las demás evalúan la eficacia del email, en cuanto a las características del contenido del email (características del producto, atractivo de la oferta mencionada, etc.).

Las métricas que se utilizan en este estudio son el *open rate*, *click-through-open rate* (CTOR), conversión, ticket promedio, *revenue* y ventas incrementales. Al evaluar la influencia de factores de descuento en la compra, el ticket promedio es descompuesto en precio promedio de productos comprados y en cantidad de productos promedio por boleta.

El ticket promedio y la conversión se pueden dividir en cinco aspectos o etiquetas: online, offline, directa, cruzada y total:

La etiqueta online se refiere a la compra por parte del cliente mediante la página web de la empresa. En su contraparte, la etiqueta offline se refiere a la compra mediante la tienda física. Tanto la etiqueta online y offline consideran la suma de la venta directa y la venta cruzada.

La etiqueta directa se define como la venta de un producto perteneciente a la misma sublínea del producto ofrecido en el email. Es decir, si se envió un email ofreciendo un computador, la etiqueta directa considera solamente la venta efectuada en la sublínea 'computadores'. La etiqueta cruzada representa la venta realizada en sublíneas blandas, exceptuando la sublínea del producto ofrecido (en el caso de que ésta también sea de sublínea blanda).

Por último, la etiqueta total considera las compras realizadas en la venta directa y cruzada, tanto en tiendas físicas como en el portal web.

El periodo de evaluación de la métrica considera exactamente 120 horas (equivalentes a 5 días) desde el envío del email. Este lapso se elige para evitar que dos emails puedan estar influenciando un mismo resultado<sup>13</sup>, considerando que existe la política de toques que impide que a un cliente le lleguen dos emails de navegación en un lapso de 5 días. El dinero se mide en Unidades de Fomento (UF), puesto que esta métrica tiene la particularidad de absorber la inflación.

La idea del análisis del *revenue* nace desde el *tradeoff* que se produce con distintos tipos de categorías de productos. Por un lado, los productos de menor precio son más propensos a ser comprados (mayor conversión) por tener, generalmente, un ciclo de compra menor y por ser de naturaleza de compra más impulsiva. Sin embargo, el aporte monetario que entregan suele ser menor, precisamente por ser más baratos (menor ticket promedio). Por otro lado, los productos de mayor precio tienen ciclos de compra más largos y la decisión de ser comprados suele ser más fundada en un mayor análisis de alternativas y atributos, por lo que la conversión suele ser baja; no obstante, cuando se vende un producto, el beneficio marginal de la empresa es mayor. Considerar a las personas que no compraron en el *revenue* incorpora a la conversión y al dinero gastado por parte de aquéllos que sí compraron, permitiendo hacer más comparables a productos que pertenecen a categorías

---

<sup>13</sup> Si al día 1 se envía un email de celular a un cliente, al día 6 se envía un email de computador al mismo cliente, y al día 8 ese cliente compra un perfume, no se podría determinar claramente a qué email atribuirle la venta.

distintas. Otra de las implicancias que esta métrica es que permite ver la eficacia de la acción de enviar un email, mientras que el ticket promedio, por otro lado, evalúa si el *triggered* email logra que las personas que efectivamente compran, compren productos más caros (o más productos al mismo tiempo). De esta forma, el *revenue* es el ingreso que recibe la empresa con el envío de la campaña del email por cada individuo contactado.

Por último, se analiza si el email modifica las características de las boletas compradas en relación a descuentos aplicados. Es decir, se investiga si el email logra que los clientes compren más o menos productos con descuento y si la existencia de descuentos modera el efecto del email en las métricas de efectividad. La influencia de los descuentos se detecta mediante el método de diferencias en diferencias.

Para este análisis no es necesario que la compra se haga efectiva una vez que se *clickee* el email. Es más, tampoco es necesario que el cliente abra el email para que la compra se haga efectiva y se contabilice en las métricas. La razón es que, al comparar con grupos de control que no reciben ningún email, no es posible observar aquellos clientes que hubieran abierto y/o *clickado* el email, por lo que se analizan las métricas en la totalidad de la base de clientes a la que se le realiza el envío.

Como los emails tradicionales nacen desde una inquietud distinta a los *triggered*, ya que de los últimos se infiere un interés del consumidor para con el producto visitado, evaluar con métricas de ventas podría ser engañoso, beneficiando a los emails gatillo. Por consiguiente, la efectividad de los *triggered* emails se compara con las métricas de *open rate* y *click-through-open rate* con respecto a envíos tradicionales. Segundo, el *triggered* email que se está enviando de por sí es un evento que en principio debiese propiciar la compra, por lo que, para evaluar si el email mejora las tasas de respuestas frente a un escenario en el cual no se realiza ninguna acción, debe ser contrastado con un grupo de control al que no se le envía. Del mismo modo, no es posible comparar todas las métricas con un grupo de control, puesto que al no recibir ningún email, no existe evaluación de *open rate* ni de CTOR. Es por esto que cada vez que se compara con grupos de control, la variable respuesta a analizar es solamente conversión y venta (con sus etiquetas respectivas).

## **2.6 Resultados esperados**

Este trabajo busca evaluar la efectividad de los *triggered* emails mediante la comparación con emails tradicionales enviados por la empresa, y con la comparación entre clientes que reciben y no reciben emails. Se espera poder determinar:

- Si los emails gatillos son más efectivos que los emails tradicionales.
- Si existen diseños de la campaña que presenten mejores resultados que otros a nivel de categorías, y la importancia de la selección de *target* de clientes en la realización de la campaña.
- En el caso de existir diseños de campaña superiores, si a nivel de sublíneas de producto se pueden encontrar óptimos de diseño de campañas para mejorar las métricas de efectividad, y si estas variaciones de diseño son estadísticamente relevantes.
- Los atributos propios de los clientes que propician la compra de productos y la apertura y *clickeo* del email una vez que han sido contactados.

- Si el email modifica el tipo de compras que realiza el cliente, particularmente en relación a los descuentos efectuados en la boleta.

Estos resultados intentan aportar sustancialmente en el entendimiento de la influencia que ejerce el email en la intención de compra de los clientes, con el fin de mejorar la estrategia de marketing de la empresa; son de particular importancia en una industria altamente competitiva como es el retail y agregan valor en cuanto esclarecen la real efectividad del email y las variaciones de su diseño empíricamente.

## 3. Desarrollo del estudio

### 3.1 Variables de interés

Se espera que el envío de *triggered* emails aumente, aunque sea marginalmente, las ventas de la empresa. Si bien la literatura habla sobre efectos negativos en contactar demasiadas veces a clientes o ingresar en el contenido demasiada personalización, la política de toques implementada por la empresa debiera de evitar este tipo de sobreexposición. Anteriormente, en la empresa se realizó un diseño experimental que evaluaba si los emails gatillo aumentaban las ventas atribuibles al envío. Dado que aquel estudio indicó resultados estadísticamente significativos tanto a favor del envío como en contra (por ejemplo, aumentos y disminuciones de conversión a causa del email), posiblemente a causa de un número de muestreo pequeño, se procede a analizarlo ahora con una muestra mucho más grande. Si el envío de emails gatillados por el comportamiento de los clientes en la página web no ayudara significativamente, posiblemente se concluya que los esfuerzos dedicados a este tipo de envíos por parte de la empresa no están dando frutos.

La motivación de diseñar campañas con distintas variables radica en potenciales variaciones de las influencias ejercidas en las tasas de respuestas de los clientes. No obstante, también existen variables relativas al comportamiento del cliente frente al email (abrirlo y/o *clickearlo*) y variables que corresponden a la heterogeneidad del cliente que pueden explicar la respuesta de las personas frente a los emails.

Los escenarios testeados para la validación de las hipótesis se pueden resumir en lo siguiente:

**Views:** Cantidad de visitas a un producto necesarias para realizar un envío de *triggered* email.

La idea de enviar emails a los clientes es, entre otras cosas, mostrar información que efectivamente sea relevante para ellos, pero no es claro el umbral de mínimas visitas a un producto que restrinja a quién enviarle un email y a quién no. Si un cliente revisa pocas veces un producto, probablemente estaba realizando un sondeo general de productos, sin embargo, si revisa variadas veces un producto en particular, podría ser un indicio de real interés. Podría ser que enviarle un email gatillo a una persona que revisó más veces un producto presente peor diferencial de conversión frente a su grupo de control, puesto que ya existía una intención previa de comprar que el email no necesite impulsar más. Por otro lado, enviarle emails a personas que revisaron pocas veces un producto podría ser el impulso necesario para gatillar la compra. Adicionalmente, más visitas a un producto pueden indicar que se trata de una compra más informada, posiblemente de categorías duras, por lo que su ticket promedio debiese ser mayor que el ticket promedio de aquéllos que visitaron menos veces un producto, posiblemente de categorías blandas.

El diseño de las campañas se testea en las categorías blandas y duras, y considera los siguientes escenarios:

- Envío de *triggered* email a clientes que revisaron un producto una vez.
- Envío de *triggered* email a clientes que revisaron un producto dos veces.

**Timing:** Número de días de espera a enviar un email gatillo.

Los productos tienen un ciclo de compra diferente, dependiendo del nivel de impulsividad de compra y de la complejidad de la decisión de comprar. El precio, variedad de productos similares y la cantidad de atributos a considerar afectan la velocidad con la que un cliente decide si comprar o no, por lo que parece ser necesario contactar al cliente en un tiempo acorde a la etapa en la que éste se encuentra dentro de su ciclo de compra. Por tanto, se espera que el *timing* diferenciado por categorías sí permita obtener mejores tasas de respuesta, considerando que se envían acorde al ciclo de compra de los productos duros y blandos.

No se tiene claridad acerca de cuál es el mejor momento para enviar el email gatillo a los clientes. Se podría suponer que enviar el email demasiado pronto en categorías duras podría ser percibido como un intento de apresurar la compra de un producto que intrínsecamente tiene un ciclo de compra mayor. Así mismo, enviar el email muy tarde en la categoría blanda podría contactar a clientes que ya hicieron efectiva la compra en otra tienda, perdiendo tanto a una compra potencial como a un cliente potencial. Para esta variable se consideran tres escenarios:

- Envío de *triggered* email a clientes luego de un día de su visita.
- Envío de *triggered* email a clientes luego de dos días de su visita.
- Envío de *triggered* email a clientes luego de tres días de su visita.

La categoría blanda se ve expuesta a las primeras dos condiciones, mientras que la categoría dura es testeada en las tres condiciones. Los productos de calzado no son testeados en esta oportunidad, por lo que cuando se realiza un envío en esta categoría, se hace siempre un día después de la visita del cliente al producto.

**Template:** Refiere a qué tipo de *template* enviar en el *triggered* email. Se utilizan cuatro tipos de *templates*, dependiendo de la categoría a promocionar:

- El primer *template* [Anexo C] muestra la imagen del producto principal ofrecido, su marca, descripción y precio. Las tres recomendaciones presentadas abajo se determinan mediante un algoritmo que selecciona los productos de la sublínea más visitados por todos los clientes en los últimos siete días. Este *template* se utiliza para todas las categorías del estudio, exceptuando calzado.
- El segundo *template* [Anexo D] es idéntico al anterior, salvo el hecho de que se utiliza solo en la categoría calzado y que el *header* presentado es personalizado acorde al tipo de calzado que se está promocionando (calzado mujer, hombre o zapatillas).
- El tercer *template* [Anexo E] nuevamente mantiene características similares al segundo *template*, sin embargo, éste se adecua al dispositivo en donde se abre el email. Adicionalmente, posee un *banner* que señala distintas ventajas de comprar en la categoría. Del mismo modo, solo se utiliza en categorías de calzado.
- El cuarto y último *template* [Anexo F] es otro exclusivo de calzado. No obstante, se diferencia de los demás al mostrar nueve productos (el principal más ocho recomendaciones) con la característica de que oculta los precios de los productos;

solamente contiene la marca y la descripción.

La siguiente tabla muestra lo anterior a modo de resumen:

Tabla 1: Resumen atributos por cada *template*

Atributos		Primer	Segundo	Tercer	Cuarto
Marca y descripción		✓	✓	✓	✓
Precio		✓	✓	✓	✗
N° recomendaciones		3	3	3	8
<i>Header</i> personalizado		✗	✓	✓	✓
<i>Responsive</i> (adaptación al dispositivo)		✗	✗	✓	✗
Banner		✗	✗	✓	✗
Se usa en:	Blanda	✓	✗	✗	✗
	Dura	✓	✗	✗	✗
	Calzado	✗	✓	✓	✓

La motivación de diseñarlos de esta forma radica en probar si es mejor enfatizar en la sublínea que el cliente visitó y el producto visitado por el cliente (*templates* 1, 2 y 3) versus mostrar más productos y ampliar el rango de opciones del cliente con productos que otras personas también visitaron (*template* 4).

El *template* 2 es un diseño tradicional en cuanto recomienda tres productos adicionales al que el cliente visitó, aunque agrega algo de personalización con el *header*. Principalmente enfatiza en la sublínea que el cliente visitó y el producto en cuestión.

El *template* 3, también orientado al producto principal, nace con el fin de responder si existen diferencias en las tasas de respuesta al agregar mayor personalización (adecuación del email al dispositivo que el cliente usa) y explicitación de los beneficios de la compra en la línea que el cliente mostró interés (el *banner*).

Por último, el *template* 4 busca testear si ampliar del rango de opciones al cliente genera tasas de respuestas distintas. Al mostrar mayor número de recomendaciones, posiblemente aumente el interés del cliente por más variedades de productos y permita aumentar la conversión, con respecto a los otros dos *templates*. Por otro lado, el hecho de ocultar los precios busca aumentar el flujo de clientes hacia la página web y fomentar la búsqueda y navegación.

Los *templates* 2, 3 y 4 solamente se envían en la categoría de calzado, la cual presenta mucho surtido, y se divide en SKU's hijos que consideran color y talla.

Tanto en los *templates* como en los *subjects* se incluye personalización; incorporan saludos personalizados y la sublínea que visitó, la cual es personalización basada en productos. Por ejemplo, el primer *template* muestra lo siguiente:

*Subject*: “**Andrés**, lo que buscas en **TELEFONÍA** está aquí”  
*Llamado*: “Hola **Andrés**, el producto que buscas está aquí”

Si se trata del segundo y tercer *template*, se ve así:

*Subject:* “**Andrés**, lo que buscas en **CALZADO** está aquí”  
*Llamado:* “Hola **Andrés**, el **zapato** que buscas está aquí”

Por último, el cuarto *template* muestra lo siguiente:

*Subject:* “**Andrés**, lo que buscas en **CALZADO** está aquí”  
*Llamado:* “**Andrés**, el **zapato** que quieres está aquí”

Adicionalmente, existe otro tipo de variables que no pertenecen al diseño de las campañas, pero que podrían influir en los resultados, y por tanto, debiesen ser consideradas:

**Días de evento precio en la página web:** Enviar emails en periodo de promociones importantes en la página web de la empresa podría mostrar peor diferencial en conversiones, puesto que el cliente ya sabe que hay mejores oportunidades de compra; y tickets promedio más bajos, dado que probablemente se producen mayores descuentos en ese periodo. Por tanto, probablemente existan tasas de respuesta al email diferentes entre días con evento y días sin evento. Los eventos considerados se encuentran en el Anexo H.

**Periodo del día del envío:** Es probable que los envíos realizados en la mañana (de 0 a 12 horas) presenten mayores aperturas que los envíos en la tarde (12 a 24 horas) puesto que la apertura de los emails no debe de ser necesariamente homogénea a través del día (por ejemplo, puede ser que las personas abran mayormente sus emails en horario a.m. al ser el primer acceso al computador en horario laboral).

**Día del envío:** Los días donde generalmente hay más actividad en los centros comerciales son los fines de semana. Por tanto, las ventas varían como se muestra en la siguiente figura:

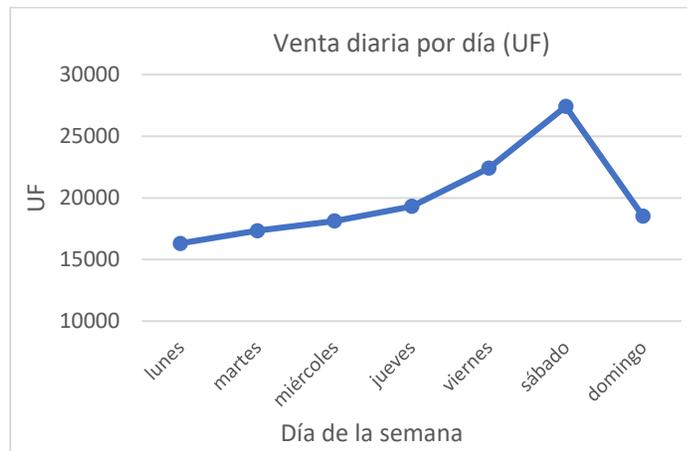


Figura 2: Venta diaria promedio en UF por día en vestuario femenino<sup>14</sup> entre años 2013 y 2015

Si se envía un email un lunes, el lapso de 120 horas no abarcará los días de mayores ventas y no será necesariamente comparable a un envío de un día jueves. Luego, es necesario considerar si el día de la semana del envío afecta en las tasas de respuesta.

<sup>14</sup> Vestuario femenino no está dentro de las líneas consideradas en este experimento, sin embargo, permite ejemplificar las variaciones de ventas a través del tiempo.

**Semana del mes del envío:** La restricción presupuestaria juega un papel relevante en las compras de productos. En la mayoría de las empresas se realiza el pago de remuneraciones en la semana final del mes (anticipos a mediados de mes), aunque el sector público generalmente lo realiza en la tercera semana. La semana del envío puede explicar por qué algunos emails generan mayor venta que otros y, por tanto, es necesario considerarla.

**Mes del envío:** Hay meses en los cuales se gasta más que en otros:

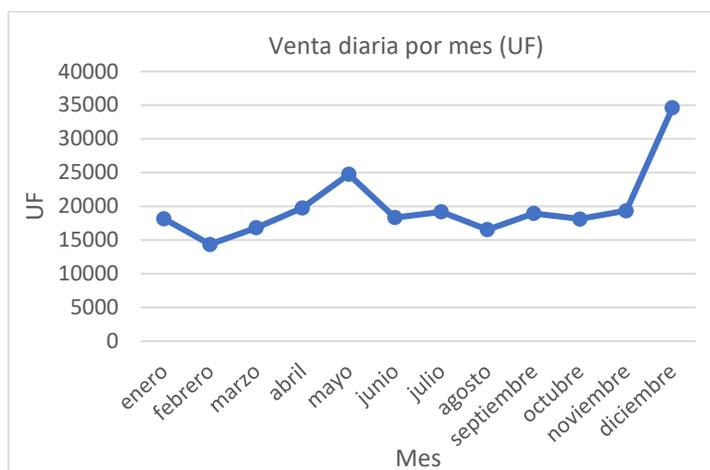


Figura 3: Venta diaria promedio en UF por mes en vestuario femenino entre años 2013 y 2015

Eventos o estacionalidades podrían explicar este suceso (día de la madre en mayo, Navidad en diciembre, estación del año), por lo que el mes podría incidir en las ventas atribuibles al email.

**Sublínea del envío:** Se espera que el diseño de la campaña presente efectos distintos en las tasas de respuesta por sublíneas. Por ejemplo, el *timing* podría presentar efectos inversos entre sublíneas blandas y duras.

En cuanto al comportamiento del cliente frente al email, es esperable que existan diferencias de ticket promedio entre las personas que no abrieron el email, quienes lo abrieron y quienes *clickearon* en algún producto. Por consiguiente, se ingresan las variables **Open** y **Click**.

Finalmente, un modelo que permita la heterogeneidad de los clientes podría detectar diferencias en las tasas de respuesta entre **género**, **edad**, la **importancia del cliente** dentro de la empresa, su **gasto con la tarjeta de crédito** de la empresa y la **región** en la que vive. La motivación de considerar este último atributo radica en que existen zonas de Chile más urbanizadas que otras, en donde la accesibilidad a internet pueda ser mayor, existen más centros comerciales, etc. Por ejemplo, se podría esperar que las compras de las regiones más urbanizadas del país (Región Metropolitana, V región y VIII región) no presenten demasiadas diferencias entre sí, pero sí con otro tipo de regiones.

A modo de resumen, la siguiente tabla muestra las variables que podrían explicar las tasas de respuestas de los clientes frente al recibo de un email anteriormente mencionadas, categorizadas por su tipo:

Tabla 2: Variables consideradas en el análisis

Variable	Descripción	Tipo
<b>De diseño de campaña</b>		
Views	{1,2}	Catórica
Timing	{1,2,3}	Catórica
Template	{Primer, Segundo, Tercer, Cuarto}	Catórica
<b>De la temporalidad y sublínea</b>		
Evento promoción	1 si se envió en { <i>Cyber day</i> , Sorteo de gift cards, Venta de invierno, Venta nocturna}, 0 si no	Binaria
Mañana	1 si se envió entre las [0, 12[ horas, 0 si no	Binaria
Día de semana	{Lunes, ..., Domingo}	Catórica
Semana del mes	{Primera, Segunda, Tercera, Cuarta}	Catórica
Mes	{Mayo, ..., Septiembre}	Catórica
Sublínea del envío	{Accesorios moda, ..., Televisores, Videojuegos}	Catórica
<b>Del comportamiento frente al email</b>		
Abrir email	1 si cliente abrió el email, 0 si no	Binaria
Demora en abrir	Tiempo (días) desde que se recibe hasta que se abre el email.	Continua
Clickear email	1 si cliente <i>clickéó</i> el email, 0 si no	Binaria
<b>Del cliente</b>		
Género	1 si cliente es hombre, 0 si no	Binaria
Edad <sup>a</sup>	Números enteros positivos	Continua
Cliente importante	1 si el cliente ha tenido 7 o más visitas con compras y gastó más de 19,3 UF's durante un año, considerando tienda física y web, 0 si no	Binaria
Cliente importante web	1 si el cliente ha tenido 7 o más visitas con compras y gastó más de 19,3 UF's durante un año, considerando solo tienda web, 0 si no	Binaria
Gasto con TC de la empresa	<i>Premium</i> si gastó entre 86 UF's y 288 UF's durante un año utilizando la tarjeta de crédito de la empresa, <i>Elite</i> si gastó más de 288 UF's durante un año utilizando la tarjeta de crédito de la empresa, <i>Normal</i> si no	Catórica
Quintil de apertura histórica	Segmentación de los clientes por quintiles de su apertura histórica a los emails enviados por la empresa {1,2,3,4,5}	Catórica
Región de residencia	{RM, I, II, ..., XV}	Catórica

<sup>a</sup> Se utiliza también la edad al cuadrado para testear efectos cuadráticos.

Estas variables son incluidas en los modelos estadísticos como variables de control, con el fin de determinar los efectos del envío que no se deben necesariamente a las configuraciones de las variables mencionadas, logrando así resultados más robustos.

### 3.2 Diseño del experimento

Se realizaron 1692 envíos de emails, que representan 154 997 emails enviados en el lapso entre el 15 de mayo del 2015 al 5 de septiembre del 2015 (17 semanas). Por restricciones de la empresa, entre el día inicial y el día 7 de junio se realizan envíos en categorías blandas y duras, siempre con un tiempo de demora de un día desde que la persona revisa el producto; desde el día 8 de junio se realizan envíos de calzado y desde el día 12 de junio se realiza una planificación semanal que separa los envíos acordes al tipo de categoría (blanda o dura) y al tiempo de demora desde la navegación y el envío del email (*timing*) [Anexo I]. Los envíos por escenario se detallan a continuación:

Tabla 3: Envíos realizados por categorías entre escenarios

Envíos	View 1			View 2				Total
Categoría	Timing 1	Timing 2	Subtotal	Timing 1	Timing 2	Timing 3	Subtotal	
Blanda (Template 1)	14177	6197	20374	15034	8389		23423	43797
Dura (Template 1)	23832	2777	26609	22501	13466	17453	53420	80029
Calzado	21048		21048	10123			10123	31171
Template 2	8201		8201	3185			3185	11386
Template 3	4382		4382	1380			1380	5762
Template 4	8465		8465	5558			5558	14023
<b>Total</b>	<b>59057</b>	<b>8974</b>	<b>68031</b>	<b>47658</b>	<b>21855</b>	<b>17453</b>	<b>86966</b>	<b>154997</b>

Para cada envío de email se considera un grupo de control con personas que cumplen con los requerimientos para recibir un email gatillo. Este grupo de control se forma con un muestreo aleatorio diario desde la base total del día, por lo que no se toma un grupo de control por cada sublínea, sino que se busca que la aleatoriedad del muestreo represente la proporción de envíos por sublínea.

A estos grupos de control no se les envía ningún email para poder contrastar los efectos que produce contactar a los clientes con ese tipo de información. En total, el grupo de control considera 45 555 direcciones de emails y la cantidad sobre el total varía dependiendo del escenario, pero ronda en un promedio del 25% [Anexo J].

### 3.3 Análisis preliminar

Con el fin de detectar valores de venta en ticket promedio que se alejen demasiado de los demás (*outliers*), se elaboran histogramas para ambos grupos de personas que realizaron compras:

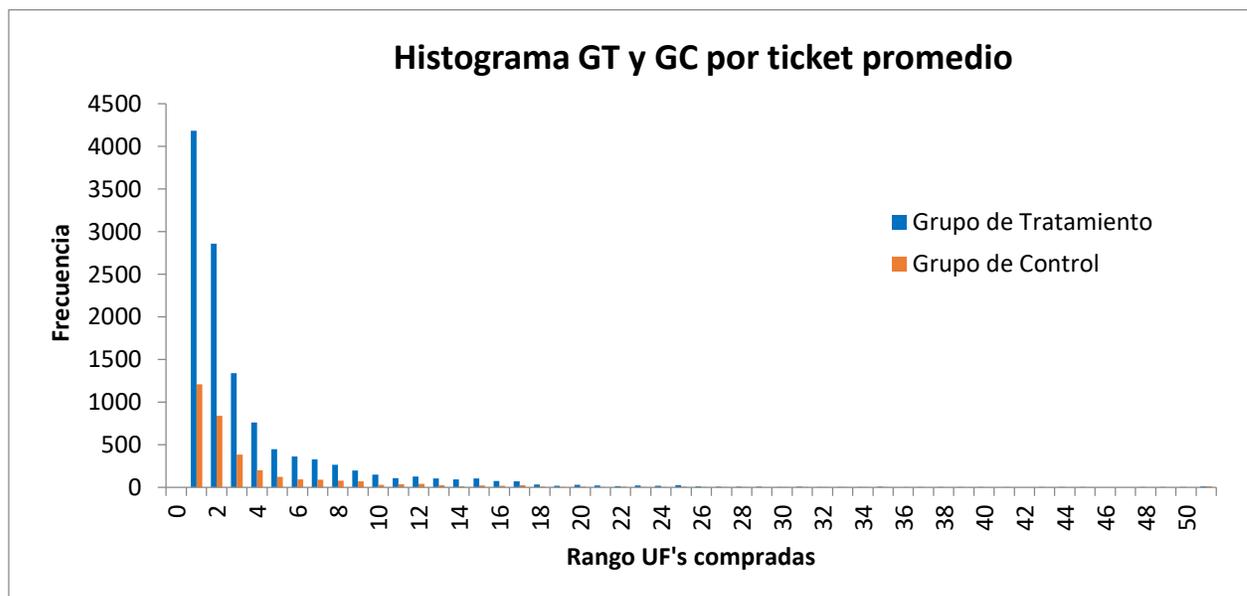


Figura 4: Histograma de ticket promedio por grupo

Aproximadamente el 99,5% de los tickets promedio se encuentran bajo los 47 UF's (alrededor de \$1 215 000), en ambos grupos. Dentro del 0,05% restante se encuentran valores distantes de venta, llegando en algunos casos a 512 UF's. Sin embargo, no es directo considerar al ticket promedio como un separador entre valores típicos y *outliers*, considerando que existen productos como lavadoras o refrigeradores que sobrepasan precios de 60 UF's. Lo que sí podría dar un mayor indicio de un comportamiento atípico en el proceso de compra es la cantidad de productos comprados:

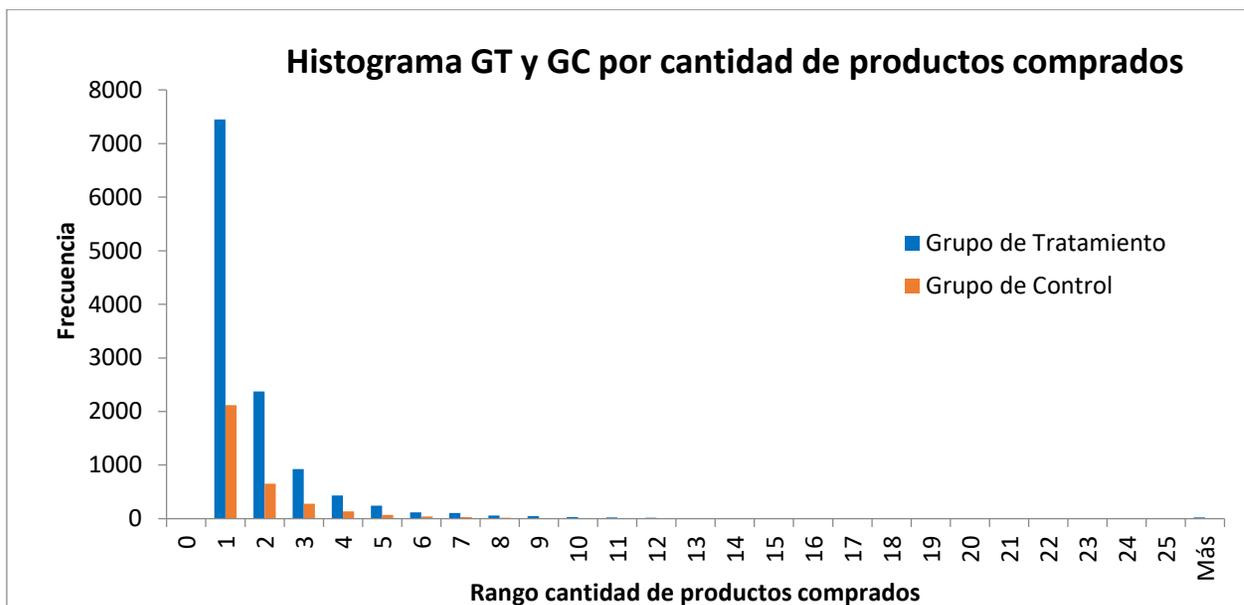


Figura 5: Histograma de productos comprados por grupo

El 99,5% de los clientes compra menos de 19 productos en su ticket. Solamente un 0,05% de los clientes compra 19 productos o más, llegando en muchos casos a sobrepasar los 100 productos, algo que da un indicio de comportamiento atípico o distorsión en los registros transaccionales. No obstante, la compra de muchos productos no indica necesariamente un *outlier*, pues hay productos de bajo valor que podrían ser comprados en una alta cantidad, como accesorios de video o de telefonía (por ejemplo, lentes 3D o láminas de celulares respectivamente).

Ante estos datos, se consideran tickets *outliers* todos aquellos registros que comprendan una compra superior a 18 productos y además sean de valor superior a 46 UF's, descartando del análisis posterior a 17 participantes (cuyos tickets promedian 135 UF's y la cantidad de productos comprados promedio es de 174 unidades) que lograban ensuciar los análisis de efectividad el email.

La distribución de los atributos de los clientes participantes del experimento se detalla en la Tabla 4.

Tabla 4: Perfil de los participantes

Variable	Proporción en Grupo de Tratamiento <sup>a</sup>	Proporción en Grupo de Control <sup>a</sup>	Diferencia <sup>a</sup>	Ticket promedio	Conversión
<b>Género</b>					
Femenino	57.25	60.90	3.65 ***	3.12	12.9%
Masculino	42.75	39.10		3.89	11.3%
Edad (años)	38.77	38.41	0.35		
<b>Gasto en la empresa</b>					
Normal	49.52	48.57	0.94 ***	2.89	7.3%
Cliente importante	50.48	51.43		3.61	16.9%
<b>Gasto en la empresa web</b>					
Normal	74.55	75.30	0.76 ***	3.54	12.1%
Cliente importante web	25.45	24.70		3.00	12.9%
<b>Gasto con la TC</b>					
Normal	76.81	77.08	0.27	3.23	10.5%
Premium	19.13	18.88	0.25	3.46	17.0%
Elite	4.06	4.05	0.01	4.59	23.5%
<b>Apertura histórica</b>					
Primer quintil	24.12	25.26	1.14 ***	3.79	10.7%
Segundo quintil	12.22	11.50	0.71 ***	3.20	11.7%
Tercer quintil	15.69	15.53	0.16	3.27	11.7%
Cuarto quintil	20.67	20.60	0.07	3.15	13.4%
Quinto quintil	27.30	27.10	0.20	3.43	13.4%
<b>Regiones</b>					
I	0.76	0.74	0.02	4.22	13.2%
II	2.44	2.35	0.09	4.54	13.0%
III	1.48	1.52	0.04	3.37	14.9%
IV	2.39	2.23	0.15 *	3.16	13.4%
V	8.89	8.60	0.29 *	3.26	10.8%
RM	57.79	57.77	0.02	3.44	12.8%
VI	3.59	3.63	0.04	3.17	14.0%
VII	3.94	4.01	0.08	2.62	10.6%
VIII	9.37	9.42	0.04	3.20	10.4%
IX	2.82	2.75	0.07	3.37	10.2%
X	3.11	3.37	0.26 ***	3.69	11.4%
XI	0.36	0.36	0.00	10.97	6.8%
XII	0.53	0.50	0.02	3.01	9.7%
XIV	2.10	2.22	0.12	2.60	14.8%
XV	0.43	0.52	0.09 **	4.59	9.9%

<sup>a</sup> En porcentajes (%), a menos que se indique lo contrario.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

Pruebas z de igualdad de proporciones indican que existen diferencias de proporciones en algunos atributos propios de los clientes. Si bien existen diferencias importantes en género y entre el primer quintil de apertura, las demás diferencias son menores a un 1% y logran p-valores estadísticamente significativos a causa del gran número de participantes del experimento. De todos modos, al controlar los análisis siguientes con estas variables se disminuye fuertemente el eventual sesgo que podría causar un muestreo dispar entre los grupos.

Para que una campaña de email marketing sea efectiva, es necesario que el receptor reciba el mensaje, y por tanto, el análisis necesita centrarse en los clientes que suelen abrir los emails. Goic *et al.* (2016) utiliza la apertura histórica de emails de los clientes como

segmentación, con el fin de enfocar el análisis en un set de datos que fomente la manifestación de diferencias significativas.

Al considerar a cada cliente identificado de la empresa, es posible graficar las frecuencias en que se distribuyen por rango de *open rate* histórico que ha tenido cada cliente dentro de la empresa<sup>15</sup>:

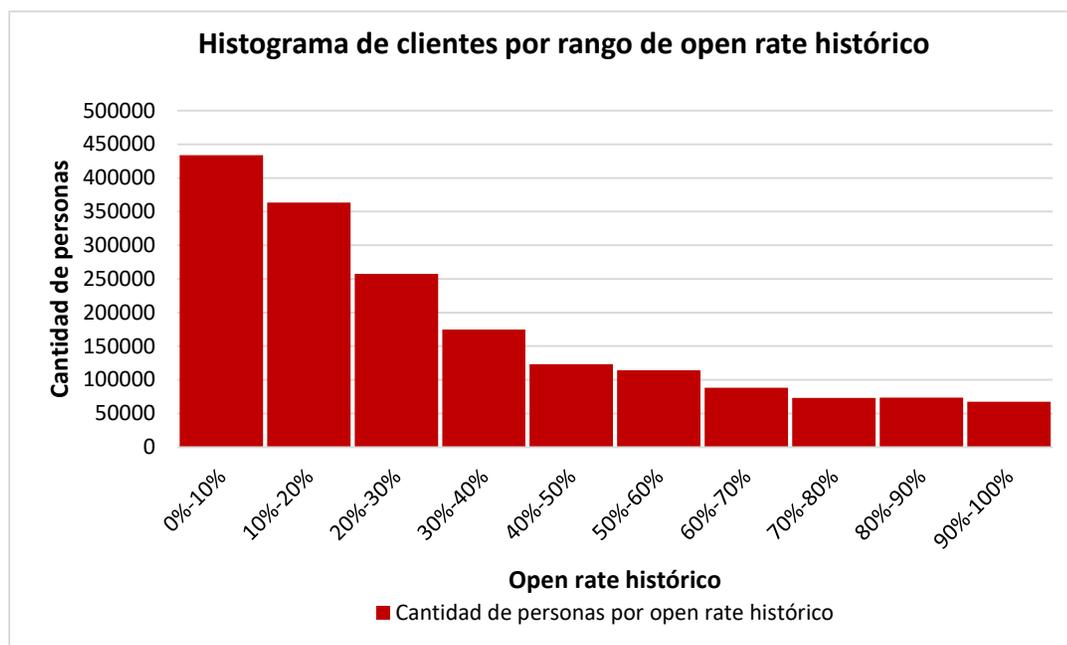


Figura 6: Histograma de clientes por rango de *open rate* histórico

Si se ordena a cada cliente de manera creciente con respecto a su apertura de emails histórica y se divide en cinco partes iguales, es posible crear quintiles de *open rate* y los respectivos puntos de corte. En este caso, los puntos de corte son: 8,3%, 16,6%, 30%, 54,2% y 100%.

Para analizar las tasas de respuesta de los clientes por quintiles de apertura, se realiza la siguiente regresión a nivel de cliente I:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

Las tasas de respuestas son la conversión, ticket promedio y *revenue*; cuando se mide la conversión se utiliza una regresión logística binaria. Se utilizan como variables de control a tres categorías mostradas en la Tabla 2: diseño de campañas, temporalidad y sublíneas, y heterogeneidad del cliente; las variables de control del comportamiento del cliente frente al email no se consideran puesto que solamente las personas del grupo de tratamiento presentan esta información. Controlar por las variables anteriores permite medir la robustez de los resultados, es decir, permite determinar el efecto del envío de email que no se incrementa solamente por los distintos atributos que podría presentar el envío o las personas contactadas.

<sup>15</sup> Las personas que presentan un *open rate* de 0% son descartadas del análisis, puesto que podrían tener inscritas direcciones electrónicas erróneas o inventadas; en desuso porque el cliente ahora usa otra, etc. Al considerar al menos un email abierto, se toma con seguridad aquellas personas que reciben emails y utilizan sus correos electrónicos.

Las tasas de respuestas de los clientes del experimento por quintil de *open rate* histórico se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 5: Tasas de respuesta por agregación de quintiles de *open rate*

Etiquetas		Todos los quintiles		Quintiles 2, 3, 4 y 5		Quintiles 3, 4 y 5		Quintil 5			
		$\beta_1$		$\beta_1$		$\beta_1$		$\beta_1$			
Conversión	Total	0.02		0.00		0.00		0.00			
	Online	0.01		0.01		0.02		0.03			
	Offline	0.00		-0.03		-0.04		-0.06 *			
	Dentro de sublínea	0.06 **		0.06 **		0.07 **		0.06 *			
	Fuera (blandas)	-0.02		-0.04		-0.04		-0.05 *			
Ticket promedio	Total	-0.05		-0.03		-0.06		-0.10			
	Online	0.10		0.18		0.18		0.07			
	Offline	-0.17 *		-0.20 *		-0.27 **		-0.22			
	Dentro de sublínea	-0.15		-0.16		-0.24		-0.37 **			
	Fuera (blandas)	-0.04		-0.06		-0.06		-0.03			
Revenue	Total	0.01		0.01		0.00		-0.01			
	Online	0.01		0.02 *		0.02 *		0.01			
	Offline	-0.01		-0.01		-0.02 *		-0.02			
	Dentro de sublínea	0.01		0.01		0.01		0.00			
	Fuera (blandas)	-0.01		-0.01 **		-0.01 *		-0.01 *			
N	GT   GC	140827	40835	106823	30510	89610	25806	67515	19464	38431	11057
	Total	181662		137333		115416		86979		49488	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Las diferencias significativas se empiezan a manifestar mayormente al quitar el primer quintil, y si bien las diferencias se acrecientan al quitar también el segundo quintil, se eliminan alrededor de 22 000 participantes adicionales. Lógicamente, la influencia del email se acrecienta a medida que se consideran a los clientes que más emails abren regularmente. Ante esto, con el fin de fomentar la aparición de efectos en el diseño de las campañas y mantener un muestreo elevado, se considera solo aquellos clientes del experimento que presentan una apertura de emails histórica mayor a 8,3%. En otras palabras, se elimina del análisis el peor quintil de apertura.

La anterior partición y eliminación de clientes es justa, en el sentido de que no se eliminan los *peores* clientes del experimento, sino que se eliminan aquéllos que históricamente (antes del experimento) no suelen abrir los emails, disminuyendo la manifestación de diferencias importantes en el agregado. Además, esta eliminación se presenta tanto en los grupos de control como de tratamiento, por lo que la comparación se mantiene imparcial.

### 3.4 Efectividad del *triggered email marketing*

#### 3.4.1 *Triggered vs. tradicional*

Como se explicó anteriormente, comparar entre emails gatillos y tradicionales es posible solamente utilizando las métricas de *open rate* y *click-through-open rate*. Sin embargo, puesto que la empresa realiza variados tipos de campañas por correo electrónico (publicidad de la tarjeta de crédito de la empresa, encuestas, inauguraciones de nuevas tiendas, promociones, productos, etc.) con fines publicitarios distintos, existen diferencias importantes en sus tasas de apertura y *clikeo*. Además, como pueden existir

estacionalidades en la industria, el interés hacia un email puede estar influenciado por el momento del año en que fue realizada la campaña. Con el fin de realizar una comparación justa entre envíos, se consideran solamente las campañas de email tradicionales que fueron enviadas en el mismo lapso en que fue efectuado el experimento y que tienen relación a las categorías de productos utilizadas en él, excluyendo a los emails tradicionales automáticos.

Los emails tradicionales considerados constan de 354 campañas de productos que suman aproximadamente 24 millones de emails enviados. La Tabla 6 muestra el resumen de las métricas de los emails gatillos y tradicionales, junto con los p-valor asociados a la comparación de medias:

Tabla 6: Resumen y comparación de los emails tradicionales y gatillo

Métricas	Triggered	Tradicionales	Diferencia	p-valor
Open rate	46.1%	33.2%	12.9%	0.000
CTOR	22.5%	15.6%	6.9%	0.000
Campañas enviadas	1,692	354		
Emails enviados	154,997	23,805,108		

Los *triggered* emails presentan tasas de apertura mayores a su contraparte tradicional; la diferencia de 12,9% es altamente significativa estadísticamente. Además, las tasas de *cliqueo* indican que, lógicamente, el contenido de los emails gatillados por el comportamiento de las personas en la página web es mucho más interesante para el cliente, en cuanto muestra información relevante acorde a su anterior navegación; nuevamente la diferencia porcentual es estadísticamente significativa. De hecho, los resultados muestran un 40% de aumento en estas métricas, con respecto al email tradicional. Lo anterior indica que los emails automatizados llaman mucho más la atención que los emails tradicionales y que tienen un potencial importante en las futuras campañas publicitarias y/o informativas de la empresa, en cuanto pueden aumentar la efectividad de los envíos de manera sustancial.

### 3.4.2 Análisis agregado

La utilización de grupos de control en los envíos permite realizar comparaciones entre los clientes que recibieron un email y los que no. En este apartado se analizan las diferencias en las tres métricas de efectividad consideradas, desde lo más general a lo particular. El análisis general por etiquetas<sup>16</sup> es el siguiente:

Tabla 7: Métricas de los envíos realizados junto con su significancia

Quintiles 2, 3, 4 y 5	Conversión	Ticket promedio	Revenue
	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$
Total	0.00	-0.03	0.01
Online	0.01	0.18	0.02 *
Offline	-0.03	-0.20 *	-0.01
Dentro de sublínea	0.06 **	-0.16	0.01
Fuera (blandas)	-0.04	-0.06	-0.01 **

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

<sup>16</sup> Para éste y otros términos utilizados en el informe, referirse al 6. Glosario

Se puede observar que la conversión aumenta en la venta directa gracias al email, mientras que el ticket promedio disminuye en la venta offline, explicado principalmente por leves aumentos en el valor de la boleta online; esta sustitución de canales y tipos de venta se ve claramente en las diferencias de *revenue* encontradas.

Los envíos de email se realizan en sublíneas que pertenecen a dos categorías excluyentes: blandas y duras. Cada sublínea considera gamas distintas de productos en común y, por tanto, presentan precios que difieren en magnitud (por ejemplo, la sublínea de calzado es más barata que la sublínea de televisores) y pueden ser ordenadas de acuerdo al ticket promedio de sus productos vendidos sin descuento. Con el fin de describir la variación de los valores de las boletas emitidas en y entre las sublíneas, la Figura 7 muestra los montos promedios, por percentiles, y da cuenta de la gran varianza que existe en los tickets promedio dentro de las sublíneas. Notar que éstas se segmentan naturalmente en categorías, acorde al precio promedio.

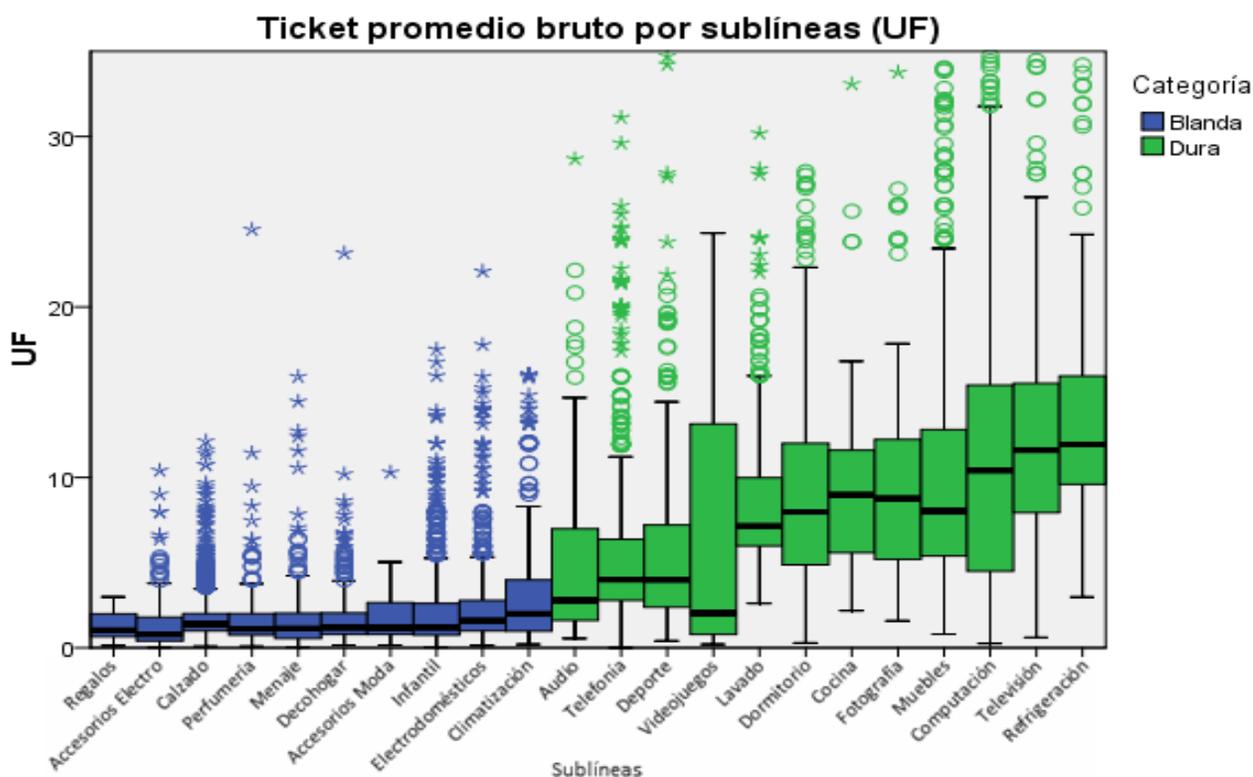


Figura 7: Orden de ticket promedios por sublíneas, en venta directa

Puesto que las categorías presentan características distintas, se da pie a descomponer los efectos del email en el análisis<sup>17</sup>:

<sup>17</sup> Estrictamente, calzado es una línea de productos. Sin embargo, se considera como categoría en este trabajo.

Tabla 8: Métricas de los envíos realizados por categoría, junto con su significancia

Quintiles 2, 3, 4 y 5		Conversión	Ticket promedio	Revenue
		$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$
Total	Blanda	-0.02	-0.01	-0.01
	Dura	0.04	-0.09	0.02
	Calzado	-0.05	0.04	0.00
Online	Blanda	0.05	0.07	0.01
	Dura	0.01	0.28	0.03
	Calzado	-0.04	0.16 **	0.01
Offline	Blanda	-0.09 *	-0.15 *	-0.02 ***
	Dura	0.03	-0.32	-0.01
	Calzado	-0.08	-0.03	-0.01
Dentro de sublínea	Blanda	0.08	-0.05	0.00
	Dura	0.06	-0.34	0.02
	Calzado	0.03	0.06	0.01
Fuera (sublíneas blandas)	Blanda	-0.07 *	-0.06	-0.01
	Dura	0.01	-0.09	-0.01
	Calzado	-0.10 **	-0.02	-0.01

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Se aprecia que, en general, hay un efecto tenuemente positivo en las ventas online, en desmedro con las ventas offline. Si bien el efecto es significativo solamente en calzado y categoría blanda, los signos sugieren un efecto sustitución entre los canales. Asimismo, con la venta directa y cruzada se ve un efecto similar, sugiriendo que las personas convierten más en la venta directa y menos en la venta cruzada al recibir el email.

El envío de email se gatilla ante la visita de los clientes a un producto de su interés. Este email ofrece tanto el producto visitado como distintas recomendaciones de la misma sublínea. Por tanto, es esperable que la efectividad de estos envíos sea positiva en la venta directa y no en la venta cruzada. Si se tiene en consideración la restricción presupuestaria que posee el cliente, la sustitución entre el tipo de ventas se vuelve algo más evidente. Bajo la misma lógica, el envío se realiza gatillado por el comportamiento del cliente en la página web, y se envía mediante internet. Si el cliente navega y reacciona a envíos online, probablemente la efectividad del email sea mayor en ese canal por sobre la venta en tienda física.

Para ver la efectividad de los envíos en las métricas de conversión y tickets promedios dentro de las sublíneas publicitadas en el email<sup>18</sup>, considerando todos los quintiles de apertura de emails histórica<sup>19</sup>, se realizan regresiones que miden la efectividad del email, expresada por  $\beta_1$ , mientras se controla por variables de diseño, temporalidad y heterogeneidad de los contactados, a nivel de cliente, por cada sublínea analizada:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

<sup>18</sup> El Anexo K introduce una métrica de efectividad que complementa las métricas de rentabilidad utilizadas en la comparación de grupos de tratamiento y grupos de control.

<sup>19</sup> Al analizar las métricas eliminando el peor quintil de apertura de emails histórica (aquéllos con un *open rate* histórico menor a 8,3%), se presentan menos diferencias significativas que al considerar todos los quintiles. Posiblemente se deba a la reducción del tamaño de la muestra.

En donde la regresión se torna logística binaria en el caso de la conversión. Con el fin de concluir sobre los efectos gráficamente, se procede a realizar *forest plots* para cada métrica:

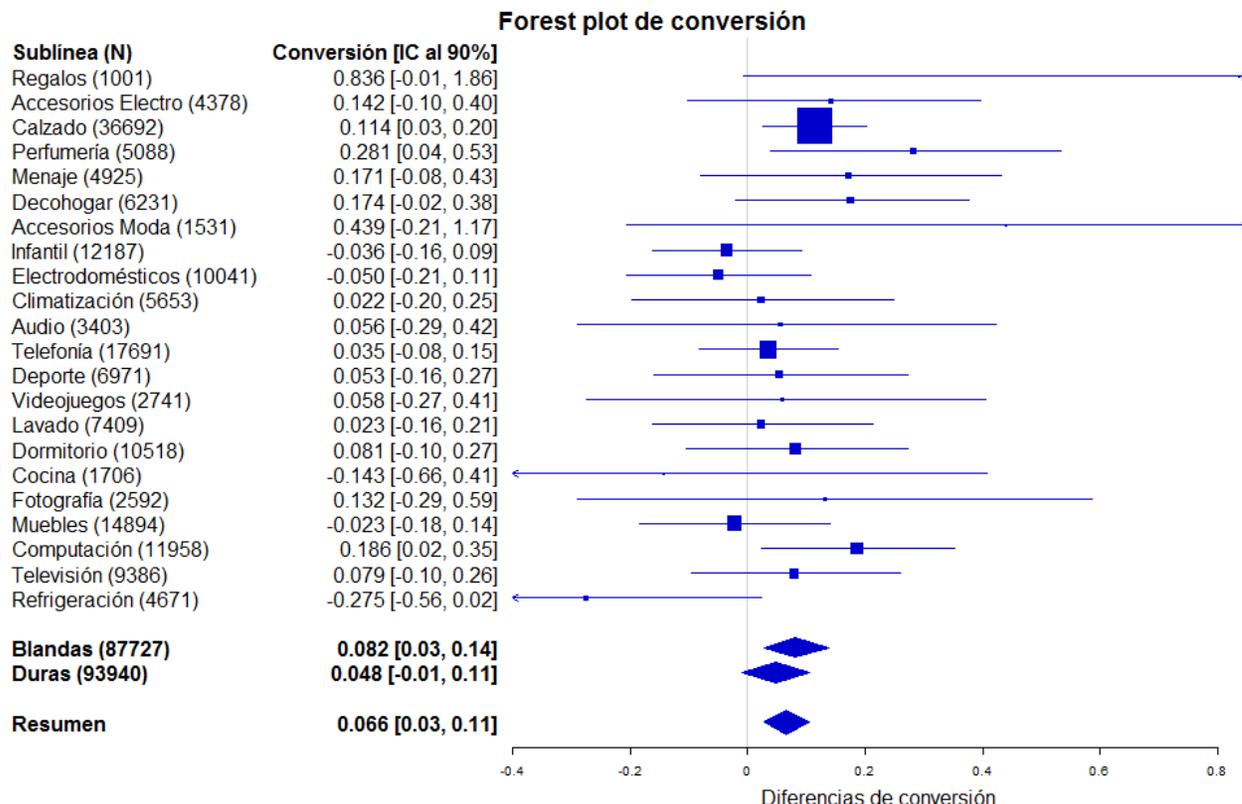


Figura 8: *Forest plot* de la conversión por sublíneas

Notar que las sublíneas están ordenadas por el precio promedio bruto presentado anteriormente. La diferencia de conversión suele ser consistentemente positiva en las sublíneas, favoreciendo al grupo de tratamiento, pero no existe gran significancia estadística a nivel de sublíneas que lo pueda confirmar; el envío del email tiene efectos significativos en la conversión solamente en calzado, perfumería y computación. Sin embargo, el análisis agregado indica que enviar un email produce resultados positivos de conversión en las sublíneas blandas (p-valor=0,014) y en el agregado (p-valor=0,006), pero se obtuvo significancia estadística débil en el agregado de las sublíneas duras (p-valor=0,176).

El mismo análisis puede realizarse en las métricas de ticket promedio [Anexo L]. Dada la varianza del valor de las boletas emitidas dentro del lapso de cinco días al envío del email, los intervalos de confianza presentados son extensos y no se logra obtener significancia estadística al 90% en ninguna de las sublíneas. Si bien los resultados indican efectos negativos del envío del email al agregar las sublíneas por categorías, fuertemente en las duras, no son estadísticamente significativos (p-valor=0,815 en categoría blanda y p-valor=0,202 en categoría dura). El resumen del total de boletas tampoco indica un efecto significativo del envío del email (p-valor=0,227).

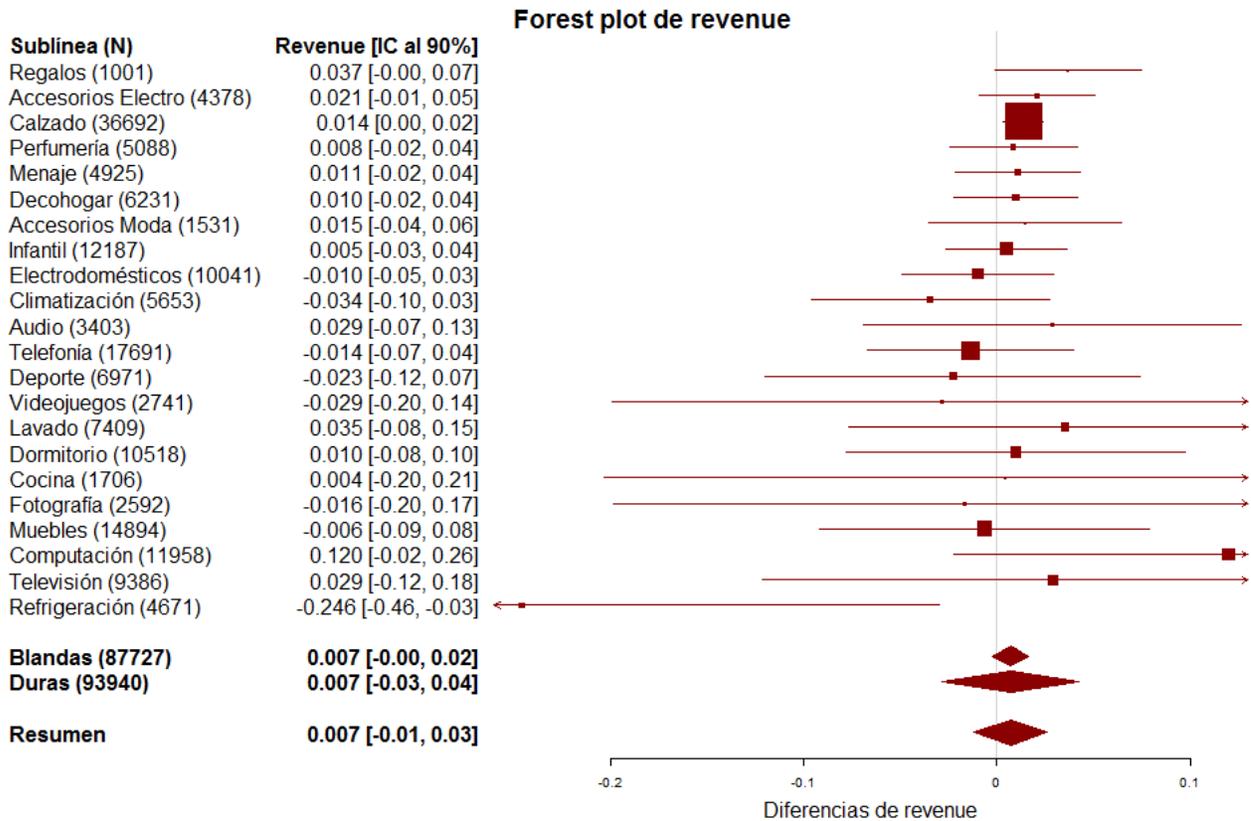


Figura 9: *Forest plot* del revenue por sublíneas

Finalmente, el *revenue* captura efectos significativos en calzado, en donde se obtienen ganancias al enviar emails, y levemente en regalos (p-valor=0,107), pero pérdidas en la sublínea de refrigeración. Esto último se debe a la baja en conversión y ticket promedio por el envío del email, que si bien no son estadísticamente significativas por sí solas, sí aportan en su conjunto a percibir peores ganancias. El *forest plot* del *revenue* muestra gráficamente que la varianza de las ganancias a causa del envío del email va creciendo a medida que se van analizando las sublíneas más caras. Efectivamente, las sublíneas duras presentan los intervalos de confianza más extensos y el análisis agregado de esta categoría sugiere resultados positivos, pero de muy pobre significancia (p-valor=0,747), mientras que la categoría blanda tiene un intervalo de confianza más acotado (p-valor=0,217). El resumen de todas las sublíneas obtuvo un p-valor de 0,535.

### 3.5 Análisis del efecto marginal de las variables de diseño

El análisis anterior da cuenta de la existencia de un efecto causado por el envío del email, principalmente en la venta online y directa. Ahora interesa saber qué diseño del email ejerce mayores efectos en las tasas de respuesta de los clientes.

Para testear, como primera aproximación, el efecto que produce cada variable en la tasa de respuesta analizada, se utiliza el siguiente modelo:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_a \text{Views}_i + \beta_b \text{Timing}_i + \beta_c \text{Templates}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

Donde la tasa de respuesta puede ser la conversión o el ticket promedio del cliente I; si se evalúa la conversión, se utiliza la regresión en su formato logístico binario. De momento, se considera solamente a las personas que recibieron el email. Las variables de diseño dejan como referencia al *view 1*, *timing 1* y *template 2*, respectivamente. Se controla por temporalidad y sublínea, comportamiento frente al email y heterogeneidad del cliente.

Los siguientes análisis, de aquí al resto del subcapítulo 3.5, se realizan sin considerar a aquellos clientes del primer quintil de apertura, acorde al desarrollo del análisis preliminar. Los resultados se presentan en la Tabla 9:

Tabla 9: Impacto de las variables de diseño en conversión y ticket promedio

Variable	Conversión				Ticket promedio			
	Estimador	S.E.	p-valor		Estimador	S.E.	p-valor	
<b>Views</b>								
View 1	0.000	-	-		0.000	-	-	
View 2	0.111	0.026	0.000	***	0.443	0.113	0.000	***
<b>Timing</b>								
Timing 1	0.000	-	-		0.000	-	-	
Timing 2	-0.132	0.032	0.000	***	0.028	0.140	0.840	
Timing 3	-0.245	0.047	0.000	***	-0.978	0.205	0.000	***
<b>Template</b>								
Template 2	0.000	-	-		0.000	-	-	
Template 3	0.194	0.064	0.003	***	-0.485	0.283	0.087	*
Template 4	0.056	0.053	0.292		-0.306	0.235	0.192	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1. Variables de control omitidas por conservación de espacio. Para ver tabla completa, Anexo M

La tabla anterior muestra, por sobre todo, que existen diferencias estadísticamente significativas en la efectividad del email entre diseños de la campaña, y por tanto, es necesario profundizar en estas variables. Por ejemplo, los resultados de la conversión sugieren que mientras más se visite un producto, mayor es la probabilidad de comprar, y se puede explicar por el interés que tiene la persona en éste; también indican que es mejor apresurar la compra en general, y que el *template 3* (*responsive* y con *banner*) propicia más la compra que el *template 2*. Sin embargo, estos resultados pueden variar dependiendo del canal de compra o la categoría de producto. Del mismo modo, podrían variar por condiciones distintas entre los envíos, y es necesario encontrar la diferencia marginal de tratar a los clientes con el tratamiento A por sobre el tratamiento B. Por lo tanto, para las variables de *timing* y *template* se utiliza el modelo de diferencias en diferencias a nivel de cliente:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{Diseño}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{Diseño}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

En donde la variable *GrupoTratamiento* es binaria y presenta el valor '1' si la persona pertenece al grupo de tratamiento y '0' si pertenece al grupo de control. Esta vez, las variables de control se dividen en dos de las tres categorías mostradas en la Tabla 2: temporalidad y sublíneas, y heterogeneidad del cliente.

La variable de selección de clientes (*views*) no se testea con un modelo de diferencias en diferencias, puesto que esta variable no fue asignada aleatoriamente entre los participantes, sino más bien, es una condición inherente al comportamiento exhibido en la página web. Como las variables *timing* y *template* sí fueron asignadas aleatoriamente

entre el conjunto de participantes, solamente en ellas se trabaja con diferencias en diferencias.

### 3.5.1 Cantidad de visitas

Como se vio anteriormente, la cantidad de visitas que realiza una persona a un producto podría ser un indicador del interés de una persona a comprarlo. A medida que más visite un producto, mayor podría ser su predisposición a comprar. Por lo mismo, el efecto del envío de un *triggered* email podría ser menor en aquellas personas que visitaron mucho un producto, puesto que lo iban a comprar de todos modos. Por otro lado, aquellos clientes que revisaron menos veces el producto posiblemente estén más indecisos, y el email podría ser el impulso necesario para encauzar hacia la compra.

Para observar el efecto de enviar email por número de visitas al producto (*views*), se presenta la siguiente regresión que controla por las variables diseño, temporalidad, sublíneas y heterogeneidad de los clientes contactados, a nivel de cliente:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

Los resultados se muestran en la Tabla 10:

Tabla 10: *Views* por etiqueta

Etiquetas		View 1		View 2	
		$\beta_1$		$\beta_1$	
Conversión	Total	-0.03		0.03	
	Online	0.00		0.03	
	Offline	-0.07 *		0.01	
	Dentro de sublínea	0.10 **		0.05	
	Fuera (blandas)	-0.11 ***		0.02	
Ticket promedio	Total	0.09		-0.11	
	Online	0.23		0.15	
	Offline	-0.12		-0.27	
	Dentro de sublínea	-0.19		-0.12	
	Fuera (blandas)	-0.05		-0.08	
Revenue	Total	0.00		0.01	
	Online	0.02		0.02	
	Offline	-0.02 *		-0.01	
	Dentro de sublínea	0.01		0.01	
	Fuera (blandas)	-0.02 **		-0.00	
N	GT   GC	46872	13335	59951	17175
	Total	60207		77126	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Realizar envíos en personas que revisaron una vez un producto parece decrecer la conversión en la venta offline y venta cruzada, exceptuando la venta directa. En este tipo de personas es donde las diferencias son más importantes y significativas. Poco se puede decir del ticket promedio, por la poca significancia de sus diferencias. Si se mira el *revenue* agregado, no es claro el efecto, aunque se aprecia que en las ventas offline y ventas cruzadas se obtienen pérdidas.

Para las personas que revisaron dos veces no se detecta ninguna diferencia estadísticamente significativa, a pesar que los números parecieran indicar resultados positivos.

El lector podría concluir que, mientras la efectividad de enviar emails gatillo a las personas que revisaron una vez un producto sea positiva, es siempre conveniente enviar a este segmento, independiente de que la condición 2 pueda presentar mejores resultados, puesto que la condición 1 incluye a la condición 2. Sin embargo, es necesario considerar que enviar emails tiene un costo monetario, asociado al costo de enviar un email, y de oportunidad, debido a que no se puede reenviar un email a una persona que ya recibió uno por al menos 5 días.

Como se ve en la Tabla 10, el efecto del email en el *revenue* total es ligeramente mayor en la condición *view* 2, sugiriendo que enviarle emails a las personas que revisaron como mínimo dos veces el producto presenta mejores resultados que enviarle el email a las personas que lo revisaron una vez. Sin embargo, lógicamente la cantidad de personas que revisa dos veces es menor a las personas que revisan una vez, dado que se es más restrictivo, y el set de clientes es más reducido. En consecuencia, contactar a las personas que revisaron dos veces el producto tiene bases de datos menores, pero presenta mejores resultados en el envío de emails, y por tanto, existe un *tradeoff* al momento de decidir una regla de negocios. La proporción entre el tamaño de las bases que igualaría la diferencia de dinero atribuido al email en ambos escenarios es 2,9:1.

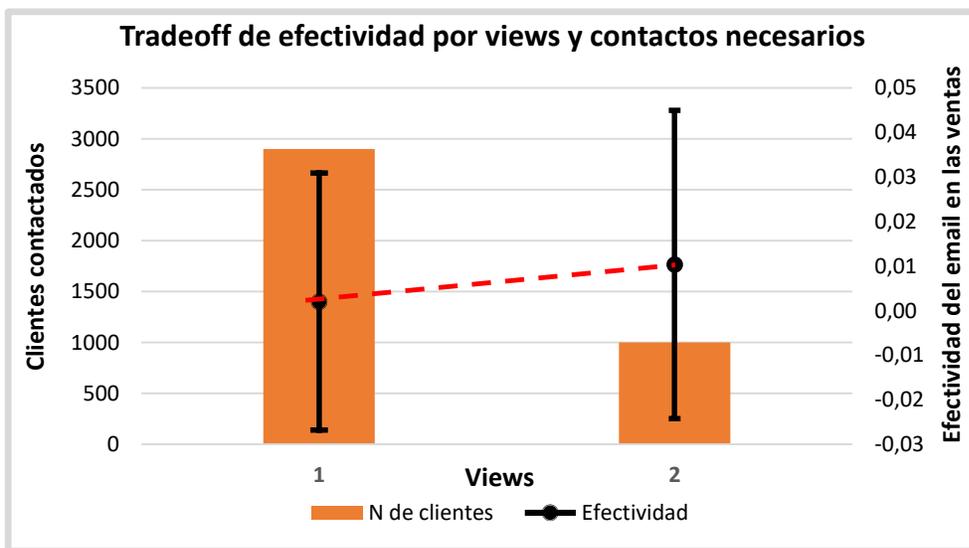


Figura 10: *Tradeoff* asociado a la cantidad de visitas, con su error asociado (N del GT=2900, N del GC=1000)

Es decir, enviar emails a 2900 personas que revisan una vez un producto presentará las mismas UF's vendidas que enviar email a 1000 personas que revisan dos veces un producto, aunque con costos mucho mayores. Si bien ésta es una aproximación que no considera el intervalo de confianza de las métricas, sino su promedio, permite dimensionar la importancia de elegir un *target* realmente propenso a comprar.

Es necesario notar que la configuración de los *views* varía según la categoría del producto. Por esta razón, se procede a analizar por categorías.

Tabla 11: *View* en categoría blanda

Blandas		View 1	View 2
		$\beta_1$	$\beta_1$
Conversión	Total	-0.02	-0.02
	Online	0.01	0.09
	Offline	-0.03	-0.13 **
	Dentro de sublínea	0.11	0.07
	Fuera (blandas)	-0.08	-0.07
Ticket promedio	Total	-0.11	0.09
	Online	0.00	0.13
	Offline	-0.28 **	-0.03
	Dentro de sublínea	-0.27 *	0.10
	Fuera (blandas)	-0.08	-0.04
Revenue	Total	-0.02	0.00
	Online	0.00	0.02
	Offline	-0.02 **	-0.02 *
	Dentro de sublínea	0.00	0.01
	Fuera (blandas)	-0.01	-0.01

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Tabla 12: *View* en categoría dura

Duras		View 1	View 2
		$\beta_1$	$\beta_1$
Conversión	Total	-0.04	0.08 **
	Online	0.00	0.02
	Offline	-0.09	0.09 *
	Dentro de sublínea	0.04	0.07
	Fuera (blandas)	-0.10 *	0.07 *
Ticket promedio	Total	0.30	-0.28
	Online	0.38	0.21
	Offline	-0.05	-0.48 *
	Dentro de sublínea	-0.44	-0.33
	Fuera (blandas)	-0.02	-0.13
Revenue	Total	0.03	0.02
	Online	0.05	0.02
	Offline	-0.02	0.00
	Dentro de sublínea	0.03	0.02
	Fuera (blandas)	-0.01	0.00

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Las categorías blandas y duras son testeadas solamente con dos escenarios de visitas al producto. En la categoría blanda se observa que enviar emails a clientes que revisaron una vez los productos presenta, en el agregado, resultados negativos. Poco se puede decir del efecto del email en las personas que revisaron al menos dos veces, más allá de que la conversión y el *revenue* disminuyen en la venta offline. Si se desglosa por canal y por tipo de venta, se sigue la tendencia de encontrar resultados positivos en la venta online y directa, mostrando una diferencia negativa significativa en la venta offline.

Por otra parte, la categoría dura muestra un aumento estadísticamente significativo en la conversión del agregado, las ventas offline y las ventas cruzadas cuando se selecciona al cliente de manera más restrictiva, no obstante, cuando compran gastan menos. Si bien los resultados indican que el email disminuye estadísticamente la conversión de la venta cruzada en las personas que revisaron una vez el producto, las métricas de *revenue* no son claras con respecto a qué tipo de clientes presentan resultados más lucrativos en esta categoría. De todos modos, prácticamente los resultados indican que el email tiene influencia solamente en las personas que visitaron dos veces los productos de categorías duras.

El hecho de que la conversión del offline disminuya en blandas pero aumente en duras se explica por el nivel de la decisión de compra que presentan estos productos; por un lado, los productos blandos requieren menor involucramiento y son más propensos a ser comprados por el canal web, pero los productos duros requieren mayor consideración y suelen necesitar un estudio más presencial en la tienda.

Por último, la categoría de calzado solamente presenta efectos en las personas que revisaron una vez el producto:

Tabla 13: *View* en calzado

Calzado		View 1	View 2
		$\beta_1$	$\beta_1$
Conversión	Total	-0.03	-0.07
	Online	-0.01	-0.08
	Offline	-0.09	-0.05
	Dentro de sublínea	0.18 **	-0.11
	Fuera (blandas)	-0.14 **	-0.05
Ticket promedio	Total	0.01	0.12
	Online	0.22 **	0.15
	Offline	-0.08	0.09
	Dentro de sublínea	0.01	0.13
	Fuera (blandas)	-0.10	0.15
Revenue	Total	-0.01	0.00
	Online	0.01	0.00
	Offline	-0.02 **	0.01
	Dentro de sublínea	0.02 *	0.00
	Fuera (blandas)	-0.02 **	0.01

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Los resultados del *view* 1 indican un marcado efecto sustitución entre tipo de venta en la conversión, y que el ticket promedio aumenta en las ventas online. Estos efectos logran establecer diferencias significativas en el *revenue*, indicando que la campaña de email marketing realizada en este segmento de personas logra aumentar los ingresos en la categoría de calzado (venta directa), aunque castigando a la venta cruzada y offline.

Enviar a las personas que visitaron dos veces un producto no produce diferencias significativas, aunque el *revenue* total sugiere un mejor desempeño al enviar al *view* 2, explicado principalmente por el aumento del ticket promedio en ambos canales y ambos tipos de venta.

El calzado, al ser comparable con categorías de menor involucramiento, presenta efectos similares a la categoría blanda; resultados positivos en venta online y directa, negativos en la venta offline y efectos de *revenue* ligeramente positivos al enviar a las personas que revisaron al menos dos veces un calzado.

En resumen, la segmentación de los clientes por su cantidad de visitas al producto parece ser un importante moderador del efecto del email en la intención de compra de los clientes. Se reportan mayores efectos del email en la categoría blanda cuando los clientes revisan una vez los productos, y mayores efectos en la categoría dura cuando se realizan envíos a clientes que revisan más veces el producto. Esto es consecuencia de que, naturalmente, el email ejerce mayor influencia en los clientes que presentan una cantidad de visitas acorde al nivel de involucramiento del producto visitado, puesto que estas personas se adecúan al interés necesario para comprar.

### 3.5.2 Tiempo de espera

Con el fin de analizar si distintas categorías presentan distintos *timing* óptimos, se procede a analizar esta variable de diseño por categorías. Para esto, se mide el efecto de diferencias en diferencias entre los *timing*:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{Timing}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{Timing}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

En donde  $\beta_3$  representa el efecto marginal de tratar a los clientes entre las condiciones de *timing*. El signo de  $\beta_3$  depende del *timing* de referencia de la regresión, por lo que en cada tabla se explicita cuál se deja como referencia. Además, se realiza un análisis de efectividad del email cambiando el *timing* de referencia, y así obteniendo el  $\beta_1$  para cada *timing*. Por ejemplo, puesto que en la categoría blanda se prueban dos *timing* (enviar uno o dos días después) se obtienen dos  $\beta_1$ , que representan la efectividad del envío del email en cada diseño. Nuevamente, las variables de control utilizadas son las explicitadas en la Tabla 2.

El análisis de diferencia en diferencia no indica resultados estadísticamente significativos en la categoría blanda entre estos dos escenarios de tiempos de envío [Anexo N]. Dado que la Tabla 11 mostró que la influencia del email difiere en la categoría blanda dependiendo de la cantidad de visitas al producto, se consideran los envíos segmentados por *views*:

Tabla 14: *Timing* 1 (referencia) vs *timing* 2 en categoría blanda con *view* 1

Blanda View 1	Conversión		Ticket promedio		Revenue		
	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_1$	$\beta_3$	
Total	1	-0.05	0.10	-0.01	-0.29	-0.01	-0.01
	2	0.05		-0.30 *		-0.03	
Online	1	0.00	0.05	-0.05	0.14	0.00	0.02
	2	0.05		0.09		0.02	
Offline	1	-0.05	0.08	-0.11	-0.54 **	-0.01	-0.03
	2	0.03		-0.64 ***		-0.04 **	
Dentro de sublínea	1	0.05	0.21	-0.07	-0.74 **	0.00	-0.01
	2	0.26 *		-0.80 ***		-0.01	
Fuera (blandas)	1	-0.09	0.04	-0.05	-0.10	-0.01	0.00
	2	-0.05		-0.15		-0.02	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Tabla 15: *Timing* 1 (referencia) vs *timing* 2 en categoría blanda con *view* 2

Blanda View 2	Conversión		Ticket promedio		Revenue		
	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_1$	$\beta_3$	
Total	1	0.01	-0.07	0.00	0.27	-0.01	0.02
	2	-0.06		0.26		0.02	
Online	1	0.12	-0.09	0.07	0.18	0.02	-0.01
	2	0.02		0.25		0.02	
Offline	1	-0.18 **	0.14	-0.11	0.22	-0.03 **	0.03
	2	-0.05		0.11		0.00	
Dentro de sublínea	1	0.12	-0.16	0.01	0.24	0.01	0.00
	2	-0.04		0.26		0.01	
Fuera (blandas)	1	-0.07	0.00	-0.16	0.36	-0.02	0.02
	2	-0.07		0.19		0.00	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Primero, se ve que sí existen diferencias entre los *timing* en las personas que visitaron una vez el producto; demorar el envío presenta peores resultados en el ticket promedio offline y en la venta directa. Segundo, no existen diferencias entre la efectividad de los *timing* con las personas que visitaron dos veces el producto. Y tercero, el *timing* 2 presenta resultados estadísticamente negativos en los *views* 1, y el *timing* 1 presenta resultados estadísticamente negativos en la venta offline de los *views* 2. Esto puede deberse a que, al haber poco interés en un producto (revisarlo solo una vez), mandar el email dos días después ya es demasiado tarde, en cuanto el cliente ya gastó el dinero destinado a la compra en otro potencial producto con más interés (quizás de otra sublínea y de manera online); por otro lado, que personas con mayor interés en el producto comprenden menos en

el offline al enviárseles el email un día después, puede ser explicado por el aumento que se observa en la conversión de la venta online, en cuanto los clientes prefieren el canal online en sus compras, en desmedro del canal offline.

El nivel de interés en un producto parece ser un diferenciador en los efectos marginales de los *timing*. Las personas con más interés en un producto en particular no reflejan diferencias entre los dos tiempos de envío, mientras que las personas que no tienen un marcado interés en un producto presentan mejores resultados al apurar el envío del email. El hecho de que apurar el envío presente mejores resultados en estas personas muestra que el envío logra influenciar la compra en productos de menor involucramiento cuando el cliente está más indeciso, al adaptarse a ciclos de compra más cortos inherentes a productos más baratos e impulsivos.

La categoría dura considera tres tipos de *timing*: enviar uno, dos o tres días después. La Tabla 16 resume los resultados de esas condiciones. El *timing* de referencia entre los casos se explicita en la columna de los  $\beta_3$ , siendo “1 vs” la comparación entre el *timing* 1 y los demás cuando el *timing* 1 es referencia, y “2 vs” la comparación entre el *timing* 2 y el *timing* 3 cuando el *timing* 2 es referencia:

Tabla 16: *Timing* 1, 2 y 3 en categoría dura

Dura		Conversión			Ticket promedio			Revenue		
		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$	
Total	1	0.04	1 vs	2 vs	0.06	1 vs	2 vs	0.05	1 vs	2 vs
	2	0.03	-0.01	-	-0.07	-0.13	-	0.00	-0.05	-
	3	0.04	0.01	0.02	-0.52	-0.58	-0.45	-0.03	-0.08	-0.03
Online	1	0.03	1 vs	2 vs	0.09	1 vs	2 vs	0.03	1 vs	2 vs
	2	0.00	-0.03	-	0.03	-0.06	-	-0.01	-0.04	-
	3	-0.02	-0.05	-0.03	1.11 **	1.02	1.08	0.05	0.02	0.06
Offline	1	0.01	1 vs	2 vs	0.04	1 vs	2 vs	0.01	1 vs	2 vs
	2	0.02	0.01	-	0.12	0.07	-	0.01	0.00	-
	3	0.07	0.05	0.04	-1.67 ***	-1.71 ***	-1.79 ***	-0.09 ***	-0.10 **	-0.10 **
Dentro de sublínea	1	0.10 *	1 vs	2 vs	-0.51	1 vs	2 vs	0.04	1 vs	2 vs
	2	-0.06	-0.16	-	0.73	1.24 *	-	0.00	-0.04	-
	3	0.07	-0.03	0.13	-0.99	-0.48	-1.71 *	-0.02	-0.06	-0.02
Fuera (blandas)	1	0.00	1 vs	2 vs	-0.07	1 vs	2 vs	-0.01	1 vs	2 vs
	2	0.06	0.05	-	-0.11	-0.04	-	0.00	0.00	-
	3	-0.01	-0.01	-0.06	-0.10	-0.02	0.01	-0.01	-0.01	-0.01

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Al analizar los  $\beta_1$  se ve el *timing* 1 presenta resultados positivos solamente en la conversión de la venta directa. Enviar el email dos días después de la navegación no produce ninguna diferencia relevante en las métricas de efectividad. Por último, el *timing* 3 muestra un efecto sustitución de canal marcado en el ticket promedio. Esta disminución en la venta offline se traduce en pérdidas estadísticamente significativas.

Al comparar los tiempos en la venta directa, los resultados indican que enviar el email al día después aumenta la conversión (-0,16; p-valor=0,13) y que enviarlo dos días después aumenta el ticket promedio (1,24; p-valor=0,10). Este *tradeoff* que se produce sugiere que

es mejor apurar la compra, ante un  $\beta_3$  negativo en el *revenue* (no significativo). Otro resultado relevante indica que el efecto del *timing* en el ticket promedio de la venta directa no es lineal; si bien es mejor esperar dos días para así aumentar el ticket promedio, esperar tres días puede disminuir el valor de la boleta con un 90% de seguridad.

Que apurar el envío del email aumente la conversión en las categorías duras no resulta intuitivo, en cuanto estos productos presentan ciclos de compra más largos. Un esbozo de explicación puede ser que el temprano envío apure la compra del cliente, sin que éste termine de analizar qué producto satisface mejor sus necesidades; demorar el envío un poco más (dos días después de la visita al producto) logra menores conversiones pero mayores tickets promedios, sugiriendo posiblemente que el cliente alcanzó a decidirse por un producto que cumple con todo lo que necesitaba (comprando uno más caro al presentar mejores funcionalidades).

Siguiendo con la segmentación por *views*, el Anexo N muestra que nuevamente el interés hacia el producto es diferenciador entre el efecto marginal del *timing*. Mientras que la gente que revisó una vez el producto prácticamente no presenta efectos asociados al envío de emails ni diferencias entre los *timings*, las personas que revisaron dos veces el producto presentan los mismos resultados de la Tabla 16, ligeramente incrementados, y con conversiones estadísticamente mejores cuando el cliente recibe el email un día después. Por tanto, se concluye que la selección del *target* tiene gran relevancia en las tasas de respuesta de los clientes frente a los emails.

En la categoría de calzado se realizaron envíos solamente un día después de la navegación, por lo que no es posible realizar análisis entre *timing*.

En conclusión, variar el *timing* del envío del email sí produce diferencias en la influencia que éste ejerce, sin embargo, depende en demasía del interés inicial que presenta el cliente para con el producto. Notar que esos resultados son acordes a los obtenidos en el apartado anterior, en donde la mayor influencia de los emails (y así la influencia de la variación de sus diseños) se produce solamente con el *view 1* en la categoría blanda y con el *view 2* en la categoría dura. A partir de un modelo como éste se puede calcular cuál es el *timing* óptimo específico para cada sublínea [Anexo Ñ], y si bien el tamaño muestral dificulta dar reglas de negocios robustas de manera desagregada, sí lo permite de manera general.

### 3.5.3 *Template*

Los *templates* fueron creados con la intención de ser testeados en la categoría de calzado, puesto que esta línea no solo tiene SKU's por calzado, sino que presenta subSKU's por colores y tallas, y por tanto, el surtido es más amplio y adquiere una relevancia mayor para el cliente. Para las categorías blandas y duras se usa solamente el primer *template* de navegación.

Los tres últimos *templates* fueron probados en calzado, los cuales corresponden a la segunda, tercera y cuarta gráfica [Anexos D, E y F]. Para medir la efectividad de los emails se utiliza nuevamente el enfoque de diferencias en diferencias, por cliente:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{Template}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{Template}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

En donde  $\beta_3$  representa el efecto marginal de tratar a los clientes entre los diseños de *template*. Como el signo de  $\beta_3$  depende del *template* de referencia de la regresión, éste se explicita en las tablas de resultados. Nuevamente se mide la efectividad del email por cada *template* cambiando la referencia en la regresión, obteniendo su respectivo  $\beta_1$ .

Al segmentar a los clientes por el interés manifestado en el producto (es decir, por *view 1* y 2), se obtienen resultados que varían para cada caso. Los resultados de las métricas para el *view 1* se pueden ver en la Tabla 17. El *template* de referencia entre los escenarios aparece en la columna de los  $\beta_3$ , siendo “2° vs” la comparación entre el segundo *template* con los demás cuando el segundo *template* se toma como referencia, y “3° vs” es la comparación entre el tercer *template* y el cuarto *template* cuando el tercer *template* es referencia:

Tabla 17: Segundo, tercer y cuarto *template* en categoría calzado con *view 1*

Calzado View 1		Conversión			Ticket promedio			Revenue		
		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$	
Total	2° template	0.08	2° vs	3° vs	0.09	2° vs	3° vs	0.02	2° vs	3° vs
	3° template	0.12	0.04	-	-0.10	-0.19	-	0.01	-0.01	-
	4° template	-0.19 **	-0.26 **	-0.30 **	0.00	-0.09	0.10	-0.04 *	-0.06 **	-0.04
Online	2° template	0.01	2° vs	3° vs	0.19	2° vs	3° vs	0.01	2° vs	3° vs
	3° template	0.12	0.12	-	-0.06	-0.25	-	0.00	0.00	-
	4° template	-0.09	-0.10	-0.22	0.38 **	0.19	0.44	0.02	0.01	0.01
Offline	2° template	0.17	2° vs	3° vs	0.08	2° vs	3° vs	0.01	2° vs	3° vs
	3° template	0.06	-0.11	-	-0.05	-0.13	-	0.00	-0.01	-
	4° template	-0.34 ***	-0.51 ***	-0.40 **	-0.18	-0.26	-0.13	-0.05 ***	-0.07 ***	-0.06 ***
Dentro de sublínea	2° template	0.42 ***	2° vs	3° vs	0.11	2° vs	3° vs	0.03 **	2° vs	3° vs
	3° template	0.12	-0.29	-	-0.03	-0.14	-	0.01	-0.03	-
	4° template	0.06	-0.35 *	-0.06	-0.01	-0.12	0.02	0.01	-0.03	0.00
Fuera (bandas)	2° template	-0.02	2° vs	3° vs	-0.12	2° vs	3° vs	-0.01	2° vs	3° vs
	3° template	0.07	0.09	-	-0.10	0.03	-	0.00	0.01	-
	4° template	-0.35 ***	-0.33 **	-0.42 **	-0.08	0.04	0.02	-0.05 ***	-0.03	-0.04 *

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Lo primero que destaca al mirar los  $\beta_1$  es que enviar el email con el segundo *template* solo afecta significativamente en la conversión y el *revenue* de la venta directa, indicando que se obtienen utilidades utilizando este *template*. Sin embargo, con el tercer *template* no se observa ninguna diferencia consistente. Por otro lado, si bien el cuarto *template* tiene efectos positivos en el ticket promedio de la venta online, presenta resultados negativos en la conversión y *revenues* de la venta offline y cruzada, los que se traspasan a resultados agregados.

Cuando se comparan los *templates*, no se ven diferencias significativas entre el segundo y el tercer *template*, indicando que no se diferencian en efectividad. Donde existen más diferencias es entre el cuarto *template* y los demás; en la venta offline, directa y cruzada se ven disminuciones bastante importantes en la conversión y en los *revenues* con respecto a los otros *templates*. Sin embargo, no parece haber diferencias entre los diseños en los tickets promedio.

Que las diferencias se presenten mayoritariamente entre el cuarto *template* y los demás tiene sentido en cuanto los *templates* 2 y 3 se parecen bastante; como se ve en la Tabla 1, la única diferencia entre estos dos diseños es que el *template* 3 presenta un *banner* informando beneficios de comprar en línea y además se adapta al dispositivo del cliente. Sin embargo, el *template* 4 cambia radicalmente al ocultar los precios y presentar mayor surtido de productos.

Por otro lado, las personas que revisaron dos veces el producto presentan resultados opuestos:

Tabla 18: Segundo, tercer y cuarto *template* en categoría calzado con *view* 2

Calzado View 2		Conversión			Ticket promedio			Revenue		
		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$	
Total	2° template	-0.12	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.22	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.00	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.40 **	-0.27	-	0.00	-0.22	-	-0.07	-0.07	-
	4° template	0.05	0.17	0.44 **	0.11	-0.11	0.10	0.02	0.02	0.09
Online	2° template	-0.22	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.26	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	-0.01	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.48 **	-0.26	-	0.20	-0.06	-	-0.06	-0.05	-
	4° template	0.14	0.37 *	0.63 **	0.07	-0.20	-0.14	0.02	0.03	0.08 *
Offline	2° template	0.03	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.18	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.01	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.17	-0.20	-	-0.11	-0.29	-	-0.01	-0.02	-
	4° template	-0.06	-0.09	0.11	0.11	-0.07	0.21	0.01	-0.01	0.01
Dentro de sublínea	2° template	-0.29	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.38 *	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	-0.01	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.28	0.00	-	0.02	-0.36	-	-0.04	-0.03	-
	4° template	0.03	0.32	0.31	0.03	-0.35	0.01	0.01	0.02	0.05
Fuera (blandas)	2° template	0.03	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.14	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.01	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.41 *	-0.43	-	0.00	-0.14	-	-0.03	-0.04	-
	4° template	0.02	-0.01	0.42	0.21	0.07	0.21	0.01	0.00	0.04

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

El cuarto *template* presenta mejores resultados de conversión que los demás en el agregado, ventas online y venta cruzada (0,42; p-valor=0,11), lo que se traspa en mejores *revenues* en la venta online. Esto se explica principalmente porque los dos primeros *templates* tienden a disminuir la conversión en las ventas online y ventas directas en este tipo de clientes. No se aprecian efectos significativos en los tickets promedio, salvo en la venta directa, en donde el segundo *template* tiene efectos positivos.

Las tablas indican que el nivel de interés en el producto modifica el efecto que presentan los *templates* en la conversión y ticket promedio. Por un lado, cuando se presenta menor interés, el cuarto *template* tiene influencia negativa en la conversión en la venta offline y en la venta cruzada, lo que se traduce en peores conversiones y *revenues* en el agregado de los resultados. Una explicación a esto es que a estos clientes no les interesa consultar los precios de los productos publicitados en el email, puesto que desde un comienzo no mostraron demasiado interés en la categoría, y entonces los otros diseños se desempeñan mejor. Por otro lado, los clientes que presentan un interés mayor aprecian el mayor surtido que presenta el cuarto *template* y tienen la motivación necesaria para *clickear* y consultar los precios de los productos mostrados, lo que termina decantando en mayores

conversiones; la Tabla 21 del subcapítulo 3.6 muestra que efectivamente el cuarto *template* propicia más *clিকেos* que los demás *templates*.

El Anexo O muestra el análisis al considerar a todos los clientes, y si bien los resultados se asemejan al de los clientes que revisaron una vez el calzado, las diferencias son más chicas y menos significativas.

En conclusión, no es posible afirmar que el tercer *template* sea mejor que el segundo *template* en general, con al menos un 90% de confianza. Sin embargo, sí es posible afirmar que el interés inicial en el producto modifica los efectos de los emails, en donde ocultar precios y mostrar más surtido funciona mejor en las personas un poco más interesadas en el producto, pero peor en aquéllas menos interesadas.

### 3.6 Impacto de atributos de clientes en propensión de compra

Los envíos de email pueden tener un impacto diferente dependiendo de las características de los clientes. Por ejemplo, el email podría tener una influencia estadísticamente significativa entre los clientes asiduos a comprar mediante el canal web de la empresa, pero no generar un impacto relevante entre los que no, en cuanto se han detectado mayores impactos del email en las ventas online. En este apartado se consideran a todos los quintiles de apertura histórica.

Para testear si efectivamente hay diferencias de efecto entre atributos se utiliza un modelo de regresión a nivel de cliente I. Como lo que se quiere analizar es la propensión de compra, la variable dependiente es la conversión, resultando en un modelo logístico binario.

$$\text{Logit}(\text{Pr}(\text{Conversión}_i = 1 | X_i = x_i)) = \beta_0 + \beta_a \text{Atributo}_i + \beta_b \text{GrupoTratamiento}_i \text{Atributo}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

La configuración de la regresión permite medir el impacto del envío del email *en cada estado* posible del atributo analizado (mediante los  $\beta_b$ ), entregando un estimador por cada estado; por ejemplo, si el atributo es género, la regresión entrega dos betas (uno para género femenino y otro para masculino)<sup>20</sup>. El atributo a testear puede ser el género, la edad, la importancia del cliente dentro de la empresa (y mediante canal web), su gasto con la tarjeta de crédito de la empresa, su pertenencia en quintiles de apertura histórica de emails en la empresa y la región en la que vive, por lo que se realizan siete regresiones.

Tabla 19: Impacto del email por atributos de clientes

Variable	Conversión				
	Total	Online	Offline	Dentro de la sublínea	Fuera de la sublínea
	Estimador	Estimador	Estimador	Estimador	Estimador
<b>Género</b>					
Femenino	0.00	-0.02	0.00	0.03	-0.03
Masculino	0.04	0.06 *	0.00	0.10 ***	-0.01

<sup>20</sup> Notar que no se busca testear si el impacto marginal de enviar emails a un hombre es mayor o menor a enviar a una mujer, sino más bien comparar si el impacto entre mujeres y entre hombres es significativo (no entre géneros, sino que dentro de los géneros).

Edad	-0.00	0.00	-0.00 *	0.00 *	-0.00
Edad <sup>2</sup>	0.00	-0.00	0.00 **	-0.00	0.00
<b>Gasto en la empresa</b>					
Normal	0.09 ***	0.07 *	0.11 **	0.12 ***	0.04
Cliente importante	-0.02	-0.02	-0.04	0.03	-0.05 *
<b>Gasto en la empresa web</b>					
Normal	-0.00	-0.03	0.01	0.04	-0.04 *
Cliente importante web	0.07 **	0.14 ***	-0.01	0.12 ***	0.04
<b>Gasto con la TC</b>					
Normal	0.03	0.02	0.02	0.05 *	0.00
Premium	0.01	0.01	-0.02	0.09 *	-0.05
Elite	-0.04	-0.07	-0.04	0.07	-0.12
<b>Apertura histórica</b>					
Primer quintil	0.08 **	0.01	0.12 **	0.06	0.04
Segundo quintil	-0.01	-0.05	0.03	0.04	-0.05
Tercer quintil	0.03	0.02	0.02	0.07	0.01
Cuarto quintil	-0.01	-0.01	-0.01	0.04	-0.04
Quinto quintil	-0.01	0.05	-0.09 **	0.08 *	-0.06
<b>Región de residencia</b>					
XV	-0.09	-0.07	-0.28	-0.29	0.04
I	-0.20	-0.14	-0.24	-0.58 **	0.01
II	-0.04	0.10	-0.11	0.13	-0.08
III	-0.10	-0.12	-0.15	0.12	-0.23
IV	-0.10	-0.17	0.01	-0.10	0.01
V	0.10	0.01	0.21 **	0.02	0.17 **
RM	0.00	0.00	-0.02	0.06 **	-0.05 *
VI	-0.19 **	-0.11	-0.22 *	-0.02	-0.27 **
VII	0.04	-0.08	0.09	-0.02	0.10
VIII	0.16 ***	0.24 ***	0.06	0.21 **	0.09
IX	0.14	0.02	0.23	0.14	0.13
XIV	-0.13	-0.05	-0.22	-0.05	-0.20
X	0.15	0.11	0.14	0.02	0.13
XI	0.13	0.28	-0.14	0.55	-0.29
XII	0.37	0.63	0.20	0.34	0.24
<b>Regiones por zona</b>					
Norte	-0.09	-0.07	-0.09	-0.04	-0.07
Centro	0.02	0.02	0.01	0.07 ***	-0.02
Sur	0.08	0.06	0.05	0.07	0.03

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

La Tabla 19 indica que el email tiene efectos solamente en los hombres, motivando la compra de manera online y en la venta directa; la mujer no parece reaccionar al estímulo del email. Esto puede explicarse porque son los hombres los que necesitan una motivación extra para comprar en la tienda, en cuanto ésta está orientada fuertemente a la mujer.

La interacción con la edad es estadísticamente significativa solamente en la venta offline. Se obtiene un efecto negativo que se incrementa a medida que el cliente es mayor, aunque este efecto tiene una magnitud insignificante.

El email parece motivar la compra si el cliente no suele comprar constantemente en la empresa. Las personas que ya compran asiduamente en la empresa no reaccionan al email, salvo en la venta cruzada, en donde el email genera un efecto no deseado. Lo anterior puede explicarse porque las personas que ya compran constantemente no

necesitan el impulso a comprar que genera el email, y son los clientes más indecisos los que realmente se ven afectados al envío.

Por otro lado, las personas que compran frecuentemente en la tienda por el canal web son propensos a responder positivamente frente al email, mientras que las personas que no compran por el canal web no reaccionan estadísticamente al envío. Este resultado es acorde a las influencias del email encontradas a lo largo del informe, en donde se reporta mayor influencia del envío en la venta online (y venta directa), y naturalmente las personas que suelen comprar por la página web son las más afectadas.

El gasto con la tarjeta de crédito de la empresa indica que las personas de uso bajo e intermedio son estadísticamente afectados por el envío del email, pero solamente en la venta directa. Las personas de mayor uso de su tarjeta de crédito no reaccionan significativamente al email, posiblemente porque no presentan la indecisión a comprar que pueden presentar los estados más bajos de gastos, y la motivación extra que entrega el email no los afecta.

Los primeros y últimos quintiles de apertura son afectados por el email; mientras que las personas que abren poco sus emails son influenciadas positivamente por el envío en la venta offline, las personas que constantemente abren los emails de la empresa tienen efectos positivos en la venta directa pero negativos en la offline.

Finalmente, el análisis de región de residencia muestra que el email tiene influencia casi solamente en las regiones céntricas del país; si se agrupan las regiones por zona, se ve que en la venta directa de la zona céntrica hay mayor propensión a comprar cuando se recibe el email, con un 99% de certeza. Con la excepción de la I región (en donde solamente hay efectos en un tipo de venta), el email modifica la intención de compra principalmente entre la V y la VIII región de Chile. Se encuentran efectos negativos en la venta directa de la I región y fuertemente en la VI región, indicando que allí el email inhibe la venta offline y la venta cruzada. Por otro lado, las regiones V y VIII muestran solo efectos positivos, mientras que la Región Metropolitana presenta efectos sustitución de tipo de venta, en donde se compra más en la sublínea promocionada, en desmedro de la venta cruzada, explicado posiblemente por restricciones presupuestarias.

La apertura del email y el *click* de éste lógicamente es relevante en la propensión de compra. Para ver la influencia de este comportamiento frente al email se utiliza el siguiente modelo logístico binario, a nivel de cliente, considerando solamente al grupo de tratamiento, puesto que solo ellos recibieron el email:

$$\text{Logit}(\text{Pr}(\text{Conversión}_i = 1 | X_i = x_i)) = \beta_0 + \beta_1 \text{Abrir}_i + \beta_2 \text{Click}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

Las variables de control consideran el diseño del email, la temporalidad, sublíneas y heterogeneidad de los clientes, con el fin de controlar por ciertas situaciones que podrían modificar la influencia de la apertura o el *click* en la intención de compra (por ejemplo, las personas que revisaron más veces el producto y abrieron el email podrían aumentar artificialmente la influencia de la apertura del email, siendo que antes de abrirlo ya presentaban un gran interés en el producto).

Tabla 20: Influencia de abrir y *clickear* el email en la intención de compra, por quintiles de apertura

Conversión											
Variable	Todos los quintiles		Quintiles 2, 3, 4 y 5		Quintiles 3, 4 y 5		Quintiles 4 y 5		Quintil 5		
	Estimador	p-valor	Estimador	p-valor	Estimador	p-valor	Estimador	p-valor	Estimador	p-valor	
Abrir email	0.15	0.00 ***	0.11	0.00 ***	0.09	0.00 ***	0.08	0.01 ***	0.02	0.61	
Clickear email	0.39	0.00 ***	0.41	0.00 ***	0.40	0.00 ***	0.41	0.00 ***	0.45	0.00 ***	
N	140824		106820		89607		67512		38428		

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

La Tabla 20 muestra que el cliente se vuelve más propenso a comprar un producto cuando abre o *clickea* el email enviado. Adicionalmente muestra que la importancia de abrir el email va decayendo a medida que el cliente presenta altos porcentajes de apertura promedios; abrir el email por sí solo no es suficiente para motivar la compra en el quintil de mayores tasas de apertura, posiblemente porque estos clientes están demasiado acostumbrados a las ofertas presentadas por la empresa, y es la acción de *clickear* la que explica mayoritariamente la intención de compra. De hecho, el valor del estimador de *clickear* alcanza su máximo en este quintil, sugiriendo que estos clientes *clickean* un producto cuando manifiestan un real interés en comprarlo.

El Anexo P muestra la continuación de la Tabla 20 al considerar todos los quintiles; la propensión inherente de los clientes a comprar junto con la influencia del comportamiento de éstos frente al email, desglosado por canal y tipo de venta.

Puesto que la apertura y *click* del email son relevantes en la intención de compra del cliente, se procede a considerarlos como variables dependientes; con el fin de encontrar aquellos diseños de campaña y atributos de los clientes que los hacen más propensos a abrir y luego *clickear* en algún producto presentado en el *template*, se realiza el siguiente modelo logístico binario de regresión, a nivel de cliente:

$$\text{Logit}(\Pr(Y_i = 1|X_i = x_i)) = \beta_0 + \beta_a \text{DiseñoDeCampaña}_i + \beta_b \text{Atributo}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

Donde  $Y_i$  puede representar si el cliente  $i$  abrió el email dado que lo recibió o si el cliente  $i$  *clickeó* el email dado que lo abrió.

Tabla 21: Propensión a abrir y *clickear* el email

Variable	Abrir email   Recibió		Clickear email   Abrió	
	Estimador		Estimador	
<b>Views</b>				
View 1	0.00	-	0.00	-
View 2	0.07	***	0.07	***
<b>Timing</b>				
Timing 1	0.00	-	0.00	-
Timing 2	-0.05	**	0.03	
Timing 3	-0.21	***	-0.00	
<b>Template</b>				
Template 2	0.00	-	0.00	-
Template 3	-0.03		-0.03	
Template 4	0.04		0.67	***
<b>Frente al email</b>				
Demora en abrir			-0.06	***

<b>Del cliente</b>			
Masculino	0.06	***	-0.14 ***
Edad	-0.00		0.07 ***
Edad <sup>2</sup>	-0.00		-0.00 ***
Cliente importante	-0.02	*	-0.06 ***
Cliente importante web	0.02		0.00
<b>Gasto con la TC</b>			
Normal	0.00	-	0.00 -
Premium	0.00		-0.09 ***
Elite	0.09	***	-0.20 ***
<b>Apertura histórica</b>			
Primer quintil	0.00	-	0.00 -
Segundo quintil	0.89	***	0.03
Tercer quintil	1.55	***	0.02
Cuarto quintil	2.34	***	-0.02
Quinto quintil	3.77	***	-0.15 ***
<b>Región de residencia</b>			
Región Metropolitana	0.00	-	0.00 -
Región I	0.06		0.33 ***
Región II	-0.08	*	0.20 ***
Región III	-0.08		0.05
Región IV	-0.07		-0.02
Región V	-0.05	**	0.13 ***
Región VI	0.02		0.13 ***
Región VII	0.02		0.24 ***
Región VIII	-0.07	***	0.14 ***
Región IX	-0.00		0.30 ***
Región X	0.02		0.09
Región XI	-0.20	*	0.21
Región XII	0.12		0.24 **
Región XIV	-0.05		0.16 **
Región XV	0.24	**	0.27 **
<b>Regiones por zona</b>			
Centro	0.00	-	0.00 -
Norte	-0.03		0.08 **
Sur	0.01		0.14 ***

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1. Variables de control omitidas por conservación de espacio. Para ver tabla completa, Anexo Q

Obviamente, a medida que las personas revisan más veces el producto, más probable es que abran y *clicken* el email, en cuanto evidenciaron mayor interés durante la navegación. Los resultados indican que se vuelve menos probable que las personas abran el email a medida que se espera más tiempo para realizar el envío, es decir, se pierde rápidamente el interés en el producto visitado con el transcurso del tiempo. Sin embargo, una vez abierto el email, no existen mayores diferencias a la hora de *clickearlo*.

Como es de esperar, no se detectan diferencias de apertura entre los distintos *templates*; esto se debe a que las modificaciones de diseño solo se evidencian una vez abierto el email. El *template 4* presenta mucha más propensión a ser *clickado*, debido a que este diseño presenta más productos recomendados y les oculta su precio, fomentando el tráfico hacia la página web. Además, los resultados indican que mientras más tiempo se demore el cliente en abrir el email, menos probable es que se haga *click* en él, posiblemente a causa de una pérdida paulatina del interés inicial por el producto.

El cliente varón es más propenso a abrir el email, pero menos propenso a *clickearlo*. El Anexo P muestra que, de todos modos, los hombres son más propensos a comprar de forma online y en las ventas directas, pero que es la mujer la que suele comprar más en la empresa, de manera agregada. Además, se ve que mientras mayor sea el cliente, más probable es que realice *clicks* en los productos recomendados, pero que esta relación va decreciendo marginalmente, y que los clientes que más gastan en la empresa suelen abrir y *clickear* menos que el resto.

Notar que la pertenencia a los quintiles de apertura históricos de email emitidos por la empresa, la utilización de la tarjeta de crédito de la empresa y la región de residencia del cliente presentan resultados similares; mientras mayor es la probabilidad de apertura del email, menor es la propensión a *clickear*. Lógicamente los quintiles superiores de apertura presentan mayor propensión a abrir los envíos, pero éstos tienden a *clickear* en menor medida los emails abiertos, quizás porque son más exigentes con las características que debe cumplir el producto para llamar su atención ante la sobreexposición de emails; probablemente los emails que manda la empresa analizada no son los únicos con elevadas tasas de apertura por parte de estos clientes. Una relación similar se encuentra con el uso de la tarjeta de crédito de la empresa, en donde los clientes de mayor gasto tienden a abrir más los emails y, así mismo, tienden en menor medida a *clickearlos*.

En cuanto a la región de residencia de los clientes, los resultados indican que las personas de la Región Metropolitana tienden a abrir más los emails que los clientes de otras regiones (salvo la XV región), pero presentan los peores *click-through open rate* del país. Si se analiza por la zona del país, no hay diferencias entre las zonas sur y norte con respecto a la apertura de emails de la zona céntrica, pero sí la hay en el *click* del email; tanto la zona norte como la sur *click*ean más el email que la zona centro. Los menores *clicks* podrían estar explicados de manera similar a la explicación del *click* en quintiles de apertura más elevados; mayor exposición a productos ofrecidos por empresas podría causar que se requiera un mayor interés en el producto para motivar al cliente a *clickearlo*.

### **3.7 Influencia de factores de descuentos en las métricas de efectividad**

Los factores de descuento que caracterizan a las ventas de una sublínea se pueden dividir en dos tipos: el porcentaje de compras con descuento y el descuento aplicado en ellas. Por ejemplo, en la sublínea de climatización, el 23,6% de las boletas del grupo de tratamiento presenta un descuento en la boleta, y el descuento promedio aplicado en ellas es de 29,2%. El envío de email podría ocasionar que los porcentajes de los factores de descuento difieran en comparación con su grupo de control; por ejemplo, la gráfica del email muestra el precio normal y el precio promoción (ver Anexo C), y mostrar que el producto visitado presenta una rebaja podría motivar la compra de productos con descuentos por sobre los que no; de hecho, esto podría explicar las diferencias de ticket promedio observadas en el Anexo L. Por otro lado, ciertos productos mostrados en el *template* que presenten descuentos podrían ser vistos como de menor calidad (más propensos a fallas, marca de menor prestigio, etc.) puesto que el cliente entiende que la empresa requiere realizarles descuentos para que puedan ser vendidos, y como el *template* recomienda productos similares al revisado, el cliente no necesita esforzarse para elegir otro producto que considere de mejor calidad.

El siguiente análisis considera a los factores de descuento como variables dependientes y luego como variables independientes, en ciertos modelos de regresión. Con esto se busca ver si el email influencia compras con distintos tipos de descuento, y luego ver si el descuento actúa como variable moderadora en las métricas de efectividad del email.

### 3.7.1 Factores de descuento como variables dependientes

Para testear si existen diferencias de porcentajes de boletas con descuento entre grupos, se realiza la siguiente regresión logística binaria a nivel de cliente  $i$ , utilizando las boletas con descuento como variable dependiente, considerando solo a las personas que compraron:

$$\text{Logit}(\text{Pr}(\text{BoletaConDescuento}_i = 1 | X_i = x_i)) = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

La variable BoletaConDescuento es binaria y presenta el valor 1 cuando la boleta presenta un descuento en al menos uno de los productos comprados en el ticket, o si no. Las variables de control conciernen al diseño del email, la temporalidad del envío, la sublínea y la heterogeneidad del cliente. La Tabla 22 resume los resultados por categorías:

Tabla 22: Diferencias de porcentaje de boletas con descuento entre grupos

Tickets	Diferencia de porcentaje de boletas con descuento		
	Todos	Blandas	Duras
	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$
Todos	-0.03	0.01	-0.06
Online	-0.19 *	-0.04	-0.29 **
Offline	0.01	0.06	-0.02
Dentro de sublínea	-0.05	-0.05	-0.05
Fuera (blandas)	0.01	0.07	-0.04

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Se puede apreciar que se presentan diferencias significativas solamente en las boletas generadas de manera online, indicando que el email induce a las personas a comprar sin descuento por este canal. Esta diferencia se debe principalmente a las sublíneas duras de videojuegos, dormitorio y refrigeración, en donde su grupo de tratamiento presenta menores porcentajes de boletas con descuento, con p-valores de 0,09; 0,01 y 0,00 respectivamente. Este fenómeno puede expresarse como una confirmación de las preferencias de los clientes a revisar los productos en la página web; dado que el producto principal mostrado está basado en visitas previas del cliente, la reexposición de sus productos de interés en el email logra que el cliente tienda a comprar basado en sus preferencias en vez del factor precio. Como el cliente considera al precio como un factor secundario, tiende a comprar a precio lleno. Que se produzca en el canal online va acorde a los efectos encontrados del email, los cuales tienen mayor incidencia en la venta online y en la venta directa, e indican que el cliente evita comprar con descuento mediante la página web.

Del mismo modo, se testea si el descuento aplicado en las boletas difiere entre grupos mediante una regresión a nivel de clientes, utilizando solo aquéllos que compraron al menos un producto con descuento:

$$\text{DescuentoAplicado}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

En donde la variable DescuentoAplicado es continua y es multiplicada por 100 para que cada unidad represente un punto porcentual.

Tabla 23: Diferencias de descuento aplicado entre grupos

Tickets con descuento	Diferencia de descuento aplicado en boletas		
	Todos	Blandas	Duras
	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$
Todos	0.64	-0.22	1.30
Online	-0.47	-1.67	-0.79
Offline	0.17	-0.62	0.94
Dentro de sublínea	2.00 *	1.13	2.23 *
Fuera (blandas)	-0.75	-0.89	-0.38

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Los resultados indican que el email logra compras con mayores porcentajes de descuento, nuevamente en las sublíneas duras. Esto significa que, entre aquéllos que compran con descuento, los que reciben emails tienden a comprar productos con mayores descuentos que los que no reciben, sugiriendo nuevamente que el envío del email afecta el comportamiento de los clientes frente a los productos que presentan descuentos. Dado que se encontraron menos compras con descuento por la tienda web, se analizan las diferencias de descuento aplicado encontrados en la venta directa por canales:

Tabla 24: Diferencias de descuento aplicado en la venta directa entre grupos, por canal

Tickets con descuento		Diferencia de descuento aplicado en boletas		
		Todos	Blandas	Duras
		$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$
Dentro de la sublínea	Online	-0.90	4.45	-1.08
	Offline	2.33 **	0.24	3.28 **

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Se ven mayores descuentos aplicados en la venta directa solamente mediante la tienda física, indicando que los clientes tienden a comprar con mayores descuentos de manera presencial cuando reciben un email, y no de manera online, reafirmando la aversión a comprar con descuentos mediante este canal. Como el email ofrece al cliente productos similares pero con diversos rangos de descuento, el cliente preferirá el que presente el mayor descuento, sobre todo en productos que por su naturaleza ya son de precios elevados (categoría dura). Que la compra se produzca de manera offline probablemente se deba a que los productos de alto involucimiento con grandes descuentos necesiten una mayor inspección por parte de los clientes; ser revisados, tocados, etc., en caso de ser de menor calidad.

### 3.7.2 Factores de descuento como variables independientes

En la sección anterior se analizó si el envío del email está relacionado con variaciones en los factores de descuento de las boletas. En la presente sección se analiza si los factores de descuento son la causa de variaciones del valor del ticket promedio de los clientes entre grupos de tratamiento y control. Por ejemplo, podría ser que los clientes asiduos a comprar con descuentos respondan mejor a los envíos de email que los clientes que no suelen comprar con descuento. Si esto fuera así, quizás convendría aumentar el flujo de envíos de emails en temporadas de mayores descuentos (liquidaciones de temporada, *cyberdays*, etc.). Por otro lado, si el email no influenciara a los clientes que compran con descuentos, se podría disminuir la cantidad de emails enviados para esas fechas.

Si se producen diferencias en los factores de descuento entre los grupos, probablemente éstas influyan en las métricas de evaluación de emails. Específicamente, se quiere medir si el email produce efectos distintos en los tickets promedio cuando el cliente decide comprar con descuentos. Es decir, se busca determinar si los factores de descuento moderan la influencia del email.

Para testear este efecto, se utiliza un modelo de regresión que tiene como objetivo verificar dos aspectos relacionados a los descuentos: primero, ver si el envío del email manifiesta efectos significativos tanto en las boletas con descuento como en las boletas sin descuento; y segundo, ver si la eventual diferencia de las métricas entre estos dos tipos de boletas es estadísticamente significativa. El primer aspecto busca entender si la presencia de descuento en la boleta es moderadora del efecto del envío del email, mientras que el segundo aspecto busca analizar si la diferencia encontrada empíricamente es estadísticamente relevante.

La regresión a utilizar es la siguiente:

$$\text{Ticket Promedio}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{BoletaConDescuento}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{BoletaConDescuento}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

En donde  $I$  engloba a los clientes que realizaron compras y las variables de control se relacionan con el diseño del email, la temporalidad, las categorías y la heterogeneidad de los clientes de la Tabla 2. El estimador  $\beta_1$  permite analizar el primer aspecto, en donde, al cambiar de referencia a la variable *BoletaConDescuento*, se puede obtener el estimador  $\beta_1$  para cada tipo de boleta. El estimador  $\beta_3$  analiza si la diferencia de efectos entre las boletas es estadísticamente significativa.

Las variaciones en el ticket promedio pueden deberse a dos cosas: el cliente puede comprar más productos en la boleta, y por tanto su valor suele crecer, o puede ser que efectivamente el cliente se lleve productos más caros al momento de comprar. Para testear si el email induce a los clientes a comprar más productos cuando hay un descuento asociado se realiza el mismo análisis anterior utilizando como variable dependiente a la variable continua *CantidadDeProductos*, y cuando se desea ver si el email induce a comprar productos más caros se utiliza la variable continua *PrecioDeProductos* como variable dependiente.

Notar que este modelo no busca probar causalidad con respecto a los descuentos<sup>21</sup>. Más bien, busca mostrar que la diferencia del ticket promedio causado por el envío del email puede variar más intensamente dependiendo de la presencia de descuentos en la boleta. El análisis en la venta directa está resumido en la Tabla 25:

Tabla 25: Ticket promedio en las boletas con descuento por sublíneas

Dentro de las sublíneas	Boletas con descuento			Boletas sin descuento			Diferencias de efecto		
	Ticket promedio	Cantidad de productos	Precio de productos	Ticket promedio	Cantidad de productos	Precio de productos	Ticket promedio	Cantidad de productos	Precio de productos
	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_3$	$\beta_3$
<b>Todos</b>	-0.54 *	-0.21 ***	0.02	-0.07	-0.00	0.03	-0.47 *	-0.20 **	-0.00
<b>Blandas</b>	-0.05	-0.00	-0.04	-0.02	0.00	-0.06	-0.03	-0.01	0.02
<b>Duras</b>	-0.84 *	-0.29 ***	0.00	-0.14	-0.01	0.13	-0.71	-0.28 ***	-0.13
<b>Regalos</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>Accesorios Electro</b>	0.59	0.13	0.42	0.07	0.08	-0.06	0.52	0.05	0.48
<b>Calzado</b>	-0.10	0.12	-0.02	0.06	0.04	-0.02	-0.15	0.08	-0.01
<b>Perfumería</b>	0.17	-0.45	0.28	-0.38	-0.18	-0.23 *	0.55	-0.27	0.51
<b>Menaje</b>	1.47	3.61	0.65	-0.06	-0.08	-0.30	1.53	3.69	0.95
<b>Decohogar</b>	-0.24	-0.33	0.15	-0.08	0.01	-0.03	-0.16	-0.34	0.18
<b>Accesorios Moda</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>Infantil</b>	-0.53	-0.44	-0.37	0.28	0.07	0.21	-0.81 *	-0.51	-0.58 *
<b>Electrodomésticos</b>	0.76	0.12	0.70	-0.04	0.07	-0.21	0.80	0.05	0.91
<b>Climatización</b>	-0.27	0.30	-0.56	-0.11	0.04	-0.04	-0.15	0.26	-0.52
<b>Audio</b>	5.79	0.48 **	1.57	0.44	-0.01	0.51	5.34	0.49 **	1.06
<b>Telefonía</b>	-1.69 ***	-0.59 ***	-0.15	0.22	-0.02	0.26	-1.91 ***	-0.57 ***	-0.41
<b>Deporte</b>	4.25	0.47	1.36	-0.83	-0.15	0.11	5.08	0.61	1.26
<b>Videojuegos</b>	4.32 **	0.15	2.03	-0.64	0.39	-0.74	4.97 **	-0.24	2.78
<b>Lavado</b>	2.18 *	0.11	1.29	-0.47	0.00	-0.29	2.65 **	0.11	1.58
<b>Dormitorio</b>	4.27 *	-0.06	3.94 *	-0.99	-0.05	-0.47	5.26 **	-0.01	4.40 *
<b>Cocina</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>Fotografía</b>	-11.58	-0.20	-10.43	1.49	-0.03	1.86	-13.07	-0.16	-12.29
<b>Muebles</b>	0.18	-0.07	-1.05	-0.34	0.08	-0.12	0.52	-0.15	-0.93
<b>Computación</b>	-1.57	-0.15	1.46	0.81	0.06	0.71	-2.38	-0.21	0.75
<b>Televisión</b>	0.06	-0.02	0.36	-1.64	-0.17 **	-0.62	1.70	0.15	0.98
<b>Refrigeración</b>	-13.90 ***	-0.14	-9.12 **	1.65	0.03	1.31	-15.55 ***	-0.17 *	-10.43 **

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1, - cuando no hay descuentos en algún grupo. Se deja a las boletas sin descuento como referencia al calcular  $\beta_3$

Primero se analiza la columna de boletas con descuento. Si se mira a todas las sublíneas en conjunto, es decir, el agregado de categorías blandas y duras, se ve que en general el grupo de tratamiento presenta tickets promedios menores en sus boletas cuando éstas tienen un descuento incluido, explicado principalmente porque este grupo compra menos productos<sup>22</sup>. Al desglosar por categorías, se observa que la categoría dura presenta resultados similares, indicando que el email logra que las personas compren menos productos cuando compran con descuento algún producto, lo que se traduce en boletas de menor valor.

Cuando se desglosa por sublíneas, se aprecian diferencias significativas de ticket promedio en cinco sublíneas, y si bien en el agregado de sublíneas duras se muestra una tendencia

<sup>21</sup> Anteriormente se mostró que, de hecho, el email podría influenciar a comprar con más o menos descuentos, y *a priori* no se sabe qué personas comprarán con descuento o no.

<sup>22</sup> Si bien es cierto que la cantidad de productos en una boleta es un número entero, la diferencia en promedio indica si un grupo suele comprar más productos en el periodo evaluado (120 horas desde el envío de email).

hacia un ticket mayor por parte del grupo de control, hay tres sublíneas (videojuegos, lavado y dormitorio) en donde se indica que generalmente la boleta es de mayor valor en el grupo que recibió el email cuando uno de los productos de la boleta viene con descuento. Notar además que las diferencias de tickets promedio son mayoritariamente explicadas por diferencias de cantidad de productos comprados en la boleta y/o por el precio promedio de los productos comprados en ella. Por ejemplo, el email hace que las boletas con descuento de telefonía sean de menor valor, a causa de menores unidades vendidas en las boletas de quienes recibieron el email. Por otro lado, el email causa que las boletas con descuento de dormitorio sean de mayor valor, a causa de compras de unidades más caras, mientras que la diferencia en refrigeración es por unidades más baratas.

Se podría sospechar que las diferencias en tickets promedio que se detectan en las sublíneas se producen en todos los tickets emitidos, no solamente en aquéllos que presentaban un descuento. La columna de boletas sin descuento muestra que eso no es cierto y que el efecto se produce solamente las boletas con descuento. Por otro lado, el Anexo L muestra las diferencias de ticket promedio considerando todas las boletas y no se presentan las diferencias encontradas en la Tabla 25, la cual analiza la misma métrica segmentando las boletas por presencia de descuentos.

Por último, la columna de diferencias de efecto resume lo encontrado anteriormente, y muestra que la magnitud de las diferencias de tickets promedio entre el tipo de boleta es estadísticamente significativa en seis sublíneas. Si bien el signo de la diferencia varía, en el agregado se ve que el efecto del email es negativo cuando las boletas presentan descuento, explicado por la menor cantidad de productos que se suelen comprar en esas boletas, principalmente en las sublíneas duras. Sin embargo, la presencia de descuentos en las boletas es beneficioso en el efecto del email en las sublíneas de videojuegos, lavado y dormitorio.

Antes de esbozar una explicación de este comportamiento, dado que previamente se vio que el canal de compra puede modificar los efectos del email, se desglosa nuevamente la venta directa por canales:

Tabla 26: Ticket promedio en las boletas con descuento por canales

Dentro de las sublínea		Boletas con descuento			Boletas sin descuento			Diferencias de efecto		
		Ticket promedio	Cantidad de productos	Precio de productos	Ticket promedio	Cantidad de productos	Precio de productos	Ticket promedio	Cantidad de productos	Precio de productos
		$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_3$	$\beta_3$
Online	Todos	1.73 ***	-0.09	0.39	-0.09	0.01	0.02	1.82 ***	-0.10	0.37
	Blandas	0.23	0.14	-0.07	0.00	0.02	-0.03	0.24	0.11	-0.04
	Duras	2.20 **	-0.17	0.55	-0.19	0.00	0.07	2.39 **	-0.17	0.48
Offline	Todos	-0.88 **	-0.17	-0.03	-0.13	-0.20 *	-0.07	-0.75	0.03	0.04
	Blandas	0.10	0.05	-0.01	-0.29 **	-0.25 *	-0.19 **	0.39	0.31	0.17
	Duras	-1.46 **	-0.25 ***	-0.14	0.10	0.02	0.07	-1.56	-0.26	-0.21

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

El canal de compra nuevamente cambia de dirección al efecto que produce el email en las boletas. Por un lado, el email logra boletas de mayor valor por el canal online cuando éstas son con descuento (explicado principalmente por las sublíneas duras), mientras que el email logra boletas de menor valor en ambos tipos de boleta en las ventas offline, y por

eso la diferencia de efectividad entre estos tipos de boleta ( $\beta_3$ ) no es estadísticamente significativa en este canal. Notar que las diferencias de cantidad de productos por boleta y del precio promedio de los productos comprados se manifiestan solamente en las ventas offline.

Los efectos encontrados en la Tabla 26 sugieren un efecto sustitución entre canales junto con restricciones presupuestarias del cliente. Probablemente el cliente tiene un presupuesto determinado *a priori* destinado a la compra. Es decir, el cliente se fija un límite de dinero para gastar en el producto. Al recibir el email, el cliente ve recomendaciones de productos con descuento que son de mejor calidad (y así más caros) al producto visitado previamente, que se siguen adecuando al presupuesto (una suerte de efecto *up-selling*). Por otro lado, las personas que no reciben el email no observan tan fácilmente productos sustitutos. El cliente decide comprarlo por internet y la restricción presupuestaria produce menores ticket promedio en las ventas offline. Al tener presente que a lo largo del presente informe se han encontrado resultados favorables a la venta online y desfavorables a la venta offline, el efecto sustitución en canales parece ser un efecto más bien inherente al envío del email que particularmente asociado a las boletas con descuento, y esto podría explicar los resultados desfavorables presentados también en las boletas sin descuento de las ventas offline.

Es interesante cuestionar si el efecto del descuento aplicado en las boletas ejerce una influencia distinta entre grupos en los tickets promedios; puede ser que, al mismo nivel de descuento aplicado en la boleta, las personas que reciban el email decidan gastar más que una persona que no lo recibe, a causa de la influencia del email. Por ejemplo, en la sublínea de decohogar, las boletas que presentan un 50% de descuento aplicado son de mayor valor promedio cuando el cliente recibe un email, en comparación con las boletas del grupo de control que presentan un 50% de descuento.

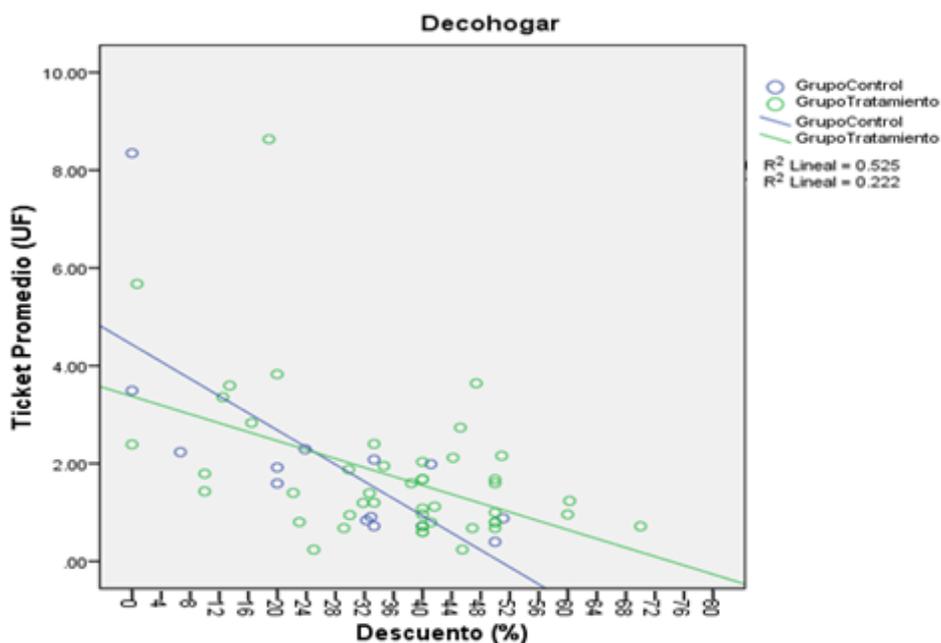


Figura 11: Gráfico de una regresión entre ticket promedio y descuento aplicado entre grupos, solo boletas con descuento

En otras palabras, ver si la diferencia entre las pendientes de los grupos es estadísticamente diferente. El mismo análisis puede hacerse en la cantidad de productos comprados en la boleta y en los precios de éstos. La regresión a utilizar es a nivel cliente y considera variables de control de diseño de la campaña, temporalidad, sublínea y heterogeneidad del cliente.

$$\text{Ticket Promedio}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{DescuentoAplicado}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{DescuentoAplicado}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

En donde el estimador  $\beta_3$  indica si el envío del email diferencia la influencia de los descuentos en el valor de las boletas, entre los clientes que reciben y los que no.

Tabla 27: Efecto del descuento aplicado en ticket, cantidad y precio promedio de productos

Tickets con descuento		Ticket promedio			Cantidad de productos			Precio de productos		
		$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
Todos	Todos	-0.29	-0.09 ***	-0.00	0.18	0.00	-0.01 *	0.29	-0.04 ***	-0.01 *
	Blandas	0.09	-0.05 ***	-0.00	0.11	-0.01	-0.01	0.01	-0.02 ***	-0.00
	Duras	-0.49	-0.12 ***	-0.01	0.22	0.01	-0.01	0.47	-0.05 ***	-0.02 *
Online	Todos	1.76 *	-0.12 ***	-0.02	0.54	-0.01	-0.01	0.59 *	-0.04 ***	-0.01
	Blandas	1.89 *	-0.07 **	-0.03	1.83 *	-0.03	-0.02	-0.09	-0.02 ***	0.00
	Duras	2.08	-0.13 ***	-0.04	0.35	0.01	-0.01	0.87 *	-0.05 ***	-0.02
Offline	Todos	-0.32	-0.08 ***	-0.00	0.38	0.01	-0.02 *	0.19	-0.04 ***	-0.01
	Blandas	0.12	-0.03 ***	-0.00	0.33	0.01	-0.02	-0.07	-0.02 ***	0.00
	Duras	-0.57	-0.10 ***	-0.00	0.46	0.01	-0.01	0.39	-0.06 ***	-0.02
Dentro de sublíneas	Todos	0.24	-0.06 ***	-0.02	0.11	0.02 ***	-0.01	0.74 *	-0.05 ***	-0.02
	Blandas	0.23	-0.05 ***	-0.01	0.77	0.02	-0.03	0.11	-0.02 ***	-0.00
	Duras	0.10	-0.06 **	-0.02	-0.18	0.02 ***	-0.00	0.81	-0.07 ***	-0.02
Fuera (blandas)	Todos	0.15	-0.03 ***	-0.00	0.27	-0.01	-0.01	0.06	-0.01 ***	-0.00
	Blandas	0.20	-0.03 ***	-0.01	-0.04	-0.01	-0.00	-0.02	-0.01 ***	0.00
	Duras	0.12	-0.04 ***	-0.00	0.57	-0.02	-0.02	0.13 *	-0.01 ***	-0.00

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Acá se muestra la influencia del descuento aplicado en el valor de los tickets promedio, la cantidad de productos promedio comprados por boleta y el precio promedio de los productos comprados. El estimador  $\beta_1$  indica que el email logra aumentar el ticket promedio de las sublíneas blandas cuando se compra de manera online, explicado principalmente porque el email logra aumentar la cantidad de productos vendidos. Además, el email influencia a los clientes a comprar productos más caros en la venta online y en la venta directa, resultados esperables en cuanto hacen sentido y respalda los efectos obtenidos en secciones anteriores en donde se ve mayor influencia en esos dos tipos de venta.

El estimador  $\beta_2$  muestra que el descuento aplicado lógicamente disminuye el valor del ticket promedio, aumenta la cantidad de productos comprados solamente en la venta directa y disminuye el precio promedio de los productos. Sin embargo, lo interesante es ver si el envío del email ocasiona que los clientes sean más o menos sensibles al descuento al comprar. El estimador  $\beta_3$  muestra que el email no produce variaciones en el ticket promedio, aunque sí lo hace en la cantidad de productos comprados en la tienda offline de manera agregada, haciendo que los clientes del grupo de tratamiento compren menos productos al mismo nivel de los descuentos aplicados en los productos. Esto posiblemente

se deba a que el email permite al cliente definir en el momento que lo abre qué productos va a comprar en base a las recomendaciones mostradas, restándole propensión a comprar productos adicionales una vez que éste se encuentre en la tienda física.

Además, el análisis muestra que los clientes compran productos más baratos a igual porcentaje de descuento en las categorías duras cuando reciben un email. Si se considera que los  $\beta_1$  son positivos en la venta online y venta directa, este resultado indica que los clientes sí compran más caro al recibir un email, pero que el descuento aplicado en los productos los hace más propensos a gastar menos, en comparación al grupo de control, indicando que el esfuerzo monetario realizado como base merma la posibilidad de gastar a la misma tasa que aquéllos que no recibieron email, explicado también por la restricción presupuestaria del cliente. La Figura 12 muestra esto gráficamente:

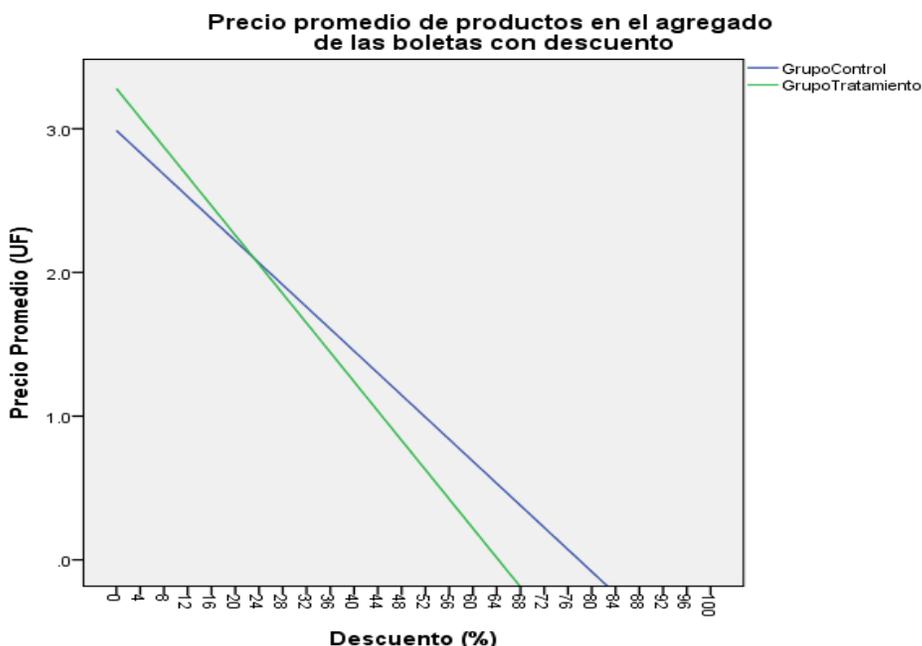


Figura 12: Efecto del descuento en los precios promedio de los productos entre grupos

Finalmente, del análisis anterior se desprende que:

- El email tiene una influencia significativa en los factores de descuento, aunque depende fuertemente del canal y tipo de venta; por un lado, el grupo de tratamiento compra ligeramente menos boletas con descuento que el grupo de control en la venta online, aunque presenta mayores descuentos aplicados en la venta directa solo cuando se compra en la tienda física.
- El envío del email modifica el valor del ticket promedio en ciertas sublíneas cuando el cliente compra algún producto de la boleta con descuento. Este comportamiento se explica porque el cliente, o compra productos más (menos) caros al recibir el email o compra más (menos) productos por ocasión, y nuevamente el canal de compra es diferenciador del efecto; cuando se compra online, el email logra que el valor del ticket promedio aumente mientras que cuando se compra offline, disminuya.
- Los descuentos aplicados ejercen una influencia en el ticket promedio de las boletas que los presentan. Lógicamente, a mayor descuento aplicado, menor es el ticket

promedio. El envío del email no modifica esta influencia entre las compras motivadas por el email por sobre las que no, pero sí logra disminuir marginalmente más la cantidad de productos comprados (en la venta offline) y el precio promedio de los productos de categoría dura.

- Los resultados indican que el tipo de canal influye en los efectos de los emails. La venta online no propicia aumentos de compras con descuentos ni mayores descuentos asociados al envío del email (tablas 22 y 24), sin embargo, cuando el cliente ya decidió comprar con descuentos, las compras por este canal logran que el cliente gaste más dinero cuando recibe un email (tablas 26 y 27). Por otro lado, el canal offline sí propicia mayores descuentos asociados al envío del email (Tabla 24), aunque este descuento aplicado merma marginalmente más en la cantidad de productos comprados (Tabla 27).

## 4. Conclusiones y recomendaciones

El presente trabajo responde a incógnitas relacionadas con la efectividad de los *triggered emails* y con las distintas variaciones del diseño de campañas, por categorías y sublíneas. Además, entrega información sobre en qué tipo de personas el email ejerce una influencia positiva mayor. Por último, muestra cómo influye el email en las compras de productos con descuentos y cómo la existencia de descuentos en la boleta modera la influencia del email en distintas métricas.

Al comparar los emails gatillos con los emails tradicionales, se obtienen *click-through-open rate* y *open rate* superiores por parte de los primeros, indicando que los clientes demuestran más interés en estos envíos automáticos generados por su comportamiento pasado en el portal web que en los envíos clásicos realizados por la empresa. De esta forma, se muestra el potencial que este tipo de envíos presenta en mejoras de efectividad de contacto con los clientes.

El envío del email tiende a generar efectos sustitución bastante marcados entre canales y tipo de venta; se aprecian consistentemente aumentos en las métricas mediante el canal online en desmedro del canal offline y mediante la venta directa en desmedro de la venta cruzada. Si se consideran restricciones de presupuesto de los clientes, y el hecho de que el email es una herramienta de comunicación electrónica que publicita productos de la sublínea que el cliente visitó, no es extraño que se produzcan estos efectos favoreciendo aquellas etiquetas.

La influencia del email es fuertemente moderada por la selección de clientes en base a la cantidad de visitas al producto. De manera agregada, solo se ven efectos con los clientes que revisaron una vez los productos, y al segmentar por categorías, se observa que el efecto del email se manifiesta mayormente en un solo grupo de clientes: en la categoría blanda con las personas que revisaron una vez los productos, y en la categoría dura con los clientes que revisaron dos veces los productos. La sublínea de calzado, al tener similitudes con la categoría blanda, presenta su mismo patrón. Adicionalmente, la influencia del email se hace más evidente a medida que se seleccionan a los clientes con mejores tasas de apertura histórica de emails de la empresa.

La variación del tiempo de espera del envío del email desde la navegación del cliente sí presenta resultados distintos, aunque nuevamente depende de la selección del *target*; apurar el envío del email en la categoría blanda presenta aumentos de ticket promedio en la venta por tienda física y la venta directa, pero solamente en las personas que revisaron una vez el producto. Por otro lado, en la categoría dura es mejor enviar el email dos días después si se quiere aumentar el ticket promedio en la venta directa, aunque puede perjudicar su conversión. Esperar tres días para enviar el email trae consecuencias negativas en la mayoría de los casos.

Las distintas características del *template* del email enviado en la sublínea de calzado presentan efectos diferentes mayoritariamente en la conversión. Como los *templates* 2 y 3 son similares, prácticamente no existen diferencias entre ellos, pero el *template* 4 (que presenta más recomendaciones de productos y sin explicitar sus precios) tiende a disminuir la conversión en la venta offline y cruzada con respecto al *template* 2, aunque mejora el *revenue* obtenido de manera online y aumenta considerablemente el *click-*

*through-open rate*, logrando así mayor tráfico hacia la página web. Como es la tónica, el interés inicial en el producto vuelve a moderar el efecto de las variaciones, mostrando resultados favorables al *template 4* en las personas que revisaron dos veces el producto, y desfavorables en las personas que revisaron una vez los productos, disminuyendo la conversión y el *revenue*.

A nivel de sublíneas, el email logra aumentar la conversión en solo tres de veintidós sublíneas, aunque de manera agregada logra mejorar significativamente la conversión, explicado principalmente por la categoría blanda. El ticket promedio y el *revenue* no presentan diferencias por categorías a raíz del email. En otro ámbito, existen diseños de campaña mejores que otros para distintas sublíneas, pero solamente al segmentar a los clientes por visitas al producto; por un lado, las sublíneas blandas tienen *timing* óptimos solo para las personas que revisaron una vez el email, mientras que las sublíneas duras presentan *timing* óptimos solo al considerar a las personas que revisaron dos veces el artículo. Qué *timing* utilizar por sublínea dependerá de la métrica objetivo del tomador de decisión, puesto que un tiempo de espera puede aumentar la conversión y, al mismo tiempo, disminuir el ticket promedio (o viceversa).

El envío del email ejerce un efecto mayor en ciertos atributos propios de los clientes. Los resultados indican que es particularmente beneficioso enviarles emails a los hombres, a los clientes que no son precisamente catalogados rentables por su nivel de compra en la empresa, a los clientes que suelen comprar de manera online y a aquellos clientes que no suelen abrir a menudo los emails de la empresa, puesto que la propensión de compra aumenta significativamente cuando los clientes presentan esos atributos y reciben un email. Además, los mayores efectos se producen en los clientes que pertenecen a regiones céntricas del país.

Finalmente, recibir el email induce a que las personas prefieran comprar menos productos con descuento, aunque depende del canal de compra; el cliente tiende a comprar los productos a precio lleno por el canal online, sin embargo, cuando compra productos con descuento por el canal offline, el descuento aplicado suele ser mayor que cuando el cliente no recibe emails. Por lo mismo, las boletas con descuento de los clientes que recibieron el email tienden a ser de mayor valor que las boletas con descuento de los que no, pero solamente cuando compran de manera online; de manera offline el efecto es inverso.

Ante los resultados anteriores, se sugiere adoptar los diseños que mostraron mejoras en los futuros envíos a realizar. Dado que el *targeting* resulta ser bastante relevante en la dirección de las mejoras de efectividad, se recomienda hacer énfasis en nuevos criterios de selección de *target*, como por ejemplo, aquellos atributos propios de los clientes que manifestaron propensión a modificar su comportamiento una vez recibido el email. Para precisar de mejor manera el efecto de los emails, se recomienda utilizar la métrica de efectividad desarrollada en el informe en las futuras evaluaciones de campañas de email marketing, con el fin de complementar las diversas métricas de rentabilidad que se utilizan. Por último, se insta a seguir testeando nuevos diseños de campañas, considerando los bajos costos y la reducida dificultad de realizar envíos de email, pues los *insights* que se obtienen abren el camino a nuevas oportunidades de generar valor en la industria del retail.

## 5. Limitaciones y trabajo futuro

Los resultados obtenidos en el experimento están enmarcados dentro de un contexto particular, por lo que la generalización de ellos se limita al cumplimiento de ciertas condiciones.

Primero, los envíos de email fueron realizados a mediados de año en un lapso de diecisiete semanas, que no cubre necesariamente periodos afectos a estacionalidades; por ejemplo, no logra medir el efecto de los envíos durante las vacaciones, cuando las ventas suelen disminuir, ni tampoco a finales de año, donde las festividades aumentan las transacciones realizadas. Luego, existe la posibilidad de que la efectividad del email encontrada pueda variar dependiendo del periodo del año en que se efectúe el envío.

Los diferentes diseños de campañas fueron testeados en veintidós sublíneas pertenecientes a categorías duras y blandas, y si bien la categoría dura fue altamente representada, las sublíneas de la categoría blanda representan una porción reducida de la variedad de productos que la componen. En particular, no fue parte del experimento ninguna sublínea de vestuario, las cuales son el *core* de la empresa. Por lo tanto, los efectos encontrados en el agregado de la categoría blanda no necesariamente pueden ser extrapolados a todas las sublíneas de menor involucramiento. Muy relacionado a lo anterior, los aprendizajes obtenidos de las variaciones de los *templates* provienen únicamente del testeo en la sublínea de calzado, y si bien es probable que los efectos se repliquen en categorías blandas, no necesariamente se manifestarán en otras sublíneas con la misma dirección.

La empresa de retail con la que se desarrolló el trabajo es líder nacional en la categoría de tiendas por departamento. Si se entiende al email marketing como una herramienta para incentivar la compra en las tiendas de la empresa, este hecho, en cierto modo, podría disminuir el efecto observado en los clientes contactados; las personas que manifestaron interés en los productos por la página web probablemente hubieran elegido a la empresa para realizar la compra de todos modos, sin necesidad de recibir el email, precisamente porque la empresa tiene una posición dominante en la industria. Del mismo modo, como no es obligación que una persona se identifique para comprar un producto por la tienda física, probablemente no se esté capturando toda la venta y la conversión real. Si bien, a la hora de evaluar escenarios, este problema se presenta tanto en el grupo de tratamiento como en el de control, existe una subestimación de estas métricas frente a la cantidad real de ventas y su valor monetario, al no considerar a los clientes contactados que no se identifican a la hora de comprar.

Por tanto, como trabajo futuro se sugieren las siguientes actividades:

- Dado que la apertura del email resultó ser bastante influyente en la intención de compra, es necesario encontrar mecanismos que propicien la apertura de los envíos. Puesto que el *subject* (y el remitente) sirve como primera impresión de cara al cliente, testear diferentes niveles de personalización en el asunto, reordenar las palabras de los *subjects* para que lo importante aparezca al principio (ciertos clientes de correo electrónico podrían cortar asuntos demasiado largos, principalmente los de dispositivos móviles) o agregar palabras que insinúen urgencia podrían elevar las tasas de apertura de los *triggered emails*, las cuales de

por sí ya son bastante altas.

- Con el fin de profundizar en los efectos que poseen las diversas características de los *templates*, es importante testear las variaciones en otras sublíneas aparte de calzado. Como se encontraron grandes diferencias de efectos entre categorías blandas y duras, probar distintos diseños gráficos del email en alguna sublínea dura entregará *insights* relevantes que esclarecerán el efecto en el *click-through-open rate* y en la conversión. Asimismo, es interesante analizar cuál de las dos características distintivas del *template 4* (más productos y sin precios) motiva las diferencias entre los demás *templates*, o si efectivamente es el resultado de la interacción de ambos factores.
- Es necesario estudiar el comportamiento que presentan las personas con respecto al email en épocas festivas. Si bien los eventos precio como *CyberDay* o *CyberMonday* elevan las transacciones en el retail, eventos comerciales más establecidos podrían presentar resultados variados a causa de niveles de intención de compra más elevados. Navidad es una ocasión de compra particularmente interesante de analizar; ante la masiva búsqueda de todo tipo de productos en línea, las bases de potenciales clientes a contactar debieran de crecer fuertemente, permitiendo la realización de múltiples envíos con muestreos elevados. Del mismo modo, testear la influencia de los emails en periodos de bajas cantidades de transacciones, como enero o febrero, entregará información acerca de la respuesta de los clientes cuando la intención de compra es baja y complementará la efectividad detectada de los emails de acuerdo a la época de envío.
- A lo largo del informe se encontraron constantes efectos sustitución de canal; si bien el email generalmente aumenta la venta online, tiene repercusiones negativas en la venta offline. Parece ser necesario evaluar el impacto que genera el cambio del canal de compra del cliente, con el fin de analizar si el aumento del tráfico de transacciones por parte de un canal logra paliar la disminución por parte del otro, y cuantificarlo.
- Normalmente, el producto principal y las recomendaciones de productos mostrados en el email presentan el precio lista y el precio oferta, en caso de existir. Independiente de si el cliente revisó un producto con descuento o no, las recomendaciones se basan en las visitas de otros clientes y la aparición de productos con o sin descuento no depende del primer cliente. El ingreso de recomendaciones de productos sin descuento en un cliente que revisó productos con descuento podría alterar su propensión a comprar el producto con descuento. Así mismo, la aparición de productos con descuento en las recomendaciones del email en un cliente que revisó productos sin descuento también podría modificar el interés inicial que la persona tenía en el producto visitado. Dado que los análisis mostraron que el envío del email disminuye la compra de productos con descuento en el canal online, es interesante testear si la inclusión de solo productos con descuento (o solo productos sin descuento) en las recomendaciones de los emails logra que los clientes compren más productos a precio lleno, discriminando entre clientes que revisaron productos con y sin descuento.

## 6. Glosario

A lo largo del informe se utilizan términos que no resultan ser intuitivos necesariamente. En este apartado se procede a detallar los más relevantes:

- **Boleta con descuento:** Cualquier boleta en la que alguno de los productos que la componen haya sido comprado con un descuento asociado, independiente del porcentaje de descuento aplicado.
- **Categoría:** Clase de producto diferenciado en su precio promedio y ciclo de compra. Se dividen en dura, blanda y calzado<sup>23</sup>.
- **Envíos de email (o JobID):** Grupo de emails que se envían al mismo tiempo a un grupo de personas determinado. Presentan el mismo asunto, mensaje y sublínea de productos a promocionar, aunque incluye la personalización del nombre del cliente y los productos que éste revisó.
- **Escenario:** Variables a testear en el estudio. Particularmente refiere a las visitas al producto (*views*), la demora en enviarle el email (*timing*) y el *template* mostrado en él.
- **Etiqueta:** Corresponde a la diferenciación por canal o por tipo de venta (directa o cruzada). En este estudio se consideran cuatro más el agregado: total, online, offline, dentro de la sublínea (directa) o fuera de la sublínea en categoría blanda (cruzada).
- **Línea:** Jerarquía que contiene una rama de sublíneas de productos. Por ejemplo, electro hogar contiene las sublíneas de fotografía, lavado, cocina, computación, etc.
- **Sublínea:** Rama de productos que pertenecen a un mismo tipo. Ejemplo: fotografía, lavado, cocina, computación, etc.
- **Triggered (o gatillo):** Tipo de email que se desencadena luego de la realización de un evento, como, por ejemplo, navegar en ciertos productos.

---

<sup>23</sup> Estrictamente, calzado es una línea de productos. Sin embargo, se considera como categoría en este trabajo.

## 7. Bibliografía

1. A. Ansari and C. Mela, "E-Customization," *Journal of Marketing Research*, vol. 40, no. 2, pp. 131-145, May. 2003.
2. A. Gelman and J. Hill, *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.
3. M. Goic, A. Rojas and I. Saavedra, "Investigating the effectiveness of triggered email marketing," Working Paper, Department of Industrial Engineering, University of Chile.
4. C. Izquierdo and R. Cabezudo, "E-mail marketing: Focos de viralidad y factores determinantes," *Revista Española de Investigación en Marketing ESIC*, vol. 16, no. 2, pp. 85-102, Sep. 2012.
5. M. Lechner, "The estimation of causal effects by difference-in-difference methods," *Foundations and Trends® in Econometrics*, vol. 4, no. 3, pp. 165-224, 2010.
6. J. Liu, P. Dolan and E. Ronby, "Personalized news recommendation based on click behavior," *ACM*, 10, pp. 31-40, 2010.
7. A. Montgomery and M. Smith, "Prospects for personalization on the internet," *Journal of Interactive Marketing*, vol. 23, no. 2, pp. 130-137, May 2009.
8. A. Montgomery and K. Srinivasan, "Learning about customers without asking," N. Pal and A. Rangaswamy (eds.), *The Power of One - Leverage Value from Personalization Technologies*, eBRC Press, Penn State University, pp. 122-143, 2003.
9. R. Rettie. (2002). Email marketing: Success factors. Kingston Business School. Kingston University. [Online]. Available: <http://eprints.kingston.ac.uk/2108/1/paper.html>
10. A. Rojas, "Estudio experimental de automatización de email marketing en un retail online," Trabajo de título, Universidad de Chile, Santiago, 2014.
11. D. Stewart and P. Pavlou, "From consumer response to active consumer: Measuring the effectiveness of interactive media," *Journal of the Academy of Marketing Science*, vol. 30, no. 4, pp. 376-396, Oct. 2002.
12. Jr. Teeter, L. Dwight and B. Loving, *Law of Mass Communications*, 10th ed., New York: Foundation Press, 2001.
13. C. Twogood. (2011). The power of event-based marketing. Teradata. [Online]. Available: <http://assets.teradata.com/resourceCenter/downloads/Brochures/EventBasedMktg%20WP%201.pdf>

14. R. Venkatesan, V. Kumar and N. Ravishanker, "Multichannel shopping: Causes and consequences," *Journal of Marketing*, vol. 71, no. 2, pp. 114-132, 2007.
15. M. Vriens, H. R. van der Scheer, J. C. Hoekstra, and J. Roelf Bult, "Conjoint experiments for direct mail response optimization," *European Journal of Marketing*, vol. 32, no. 3/4, pp. 323-339, Apr. 1998.
16. S. Wattal, R. Telang, T. Mukhopadhyay and P. Boatwright, "Examining the personalization-privacy tradeoff – an empirical investigation with email advertisements," *Management Science*, 2005.
17. T. White, D. Zahay, H. Thorbjørnsen and S. Shavitt, "Getting too personal: Reactance to highly personalized email solicitations," *Marketing Letters*, vol. 19, no. 1, pp. 39-50, Nov. 2007.

## 8. Anexos

### Anexo A: Categorías de eventos según complejidad Fuente: Teradata

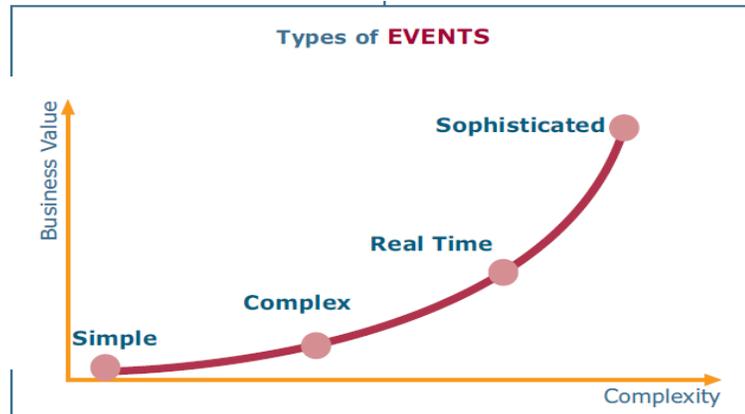
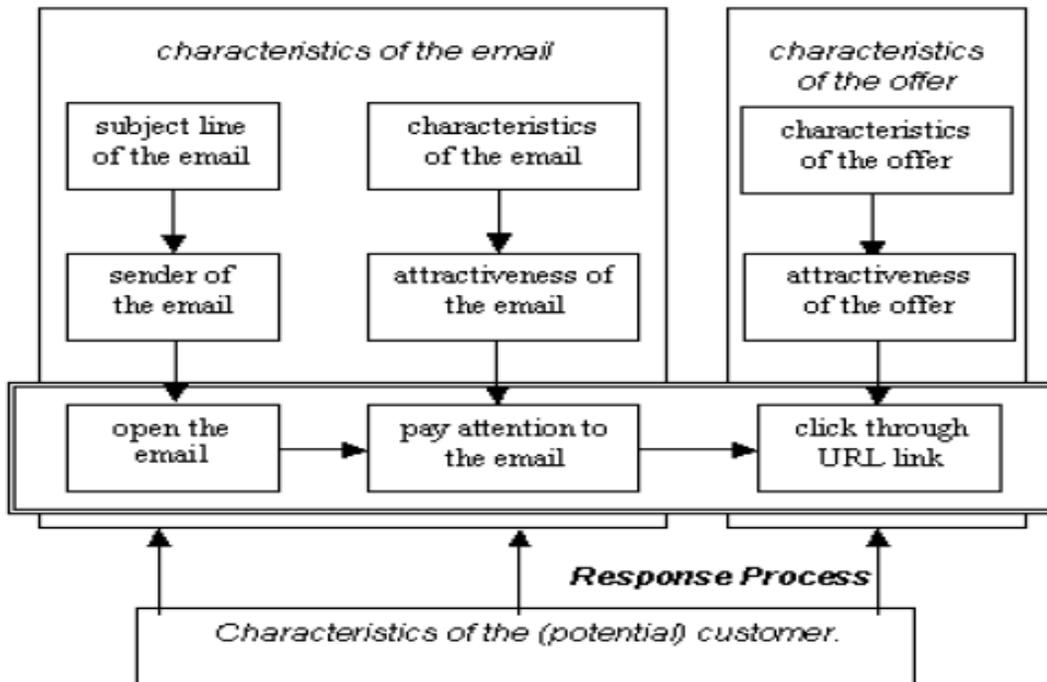


Figure 1. Complexity and Business Value increase as event sophistication increases.

### Anexo B: Proceso de respuesta a emails (Rettie, 2002)



## Anexo C: Primer *template*, categorías no calzado

Tecnología | Moda | Decohogar | Deporte

Hola **Nestor**,  
el producto que buscas  
está en **Falabella.com**





**MINIONS**  
Dave Edición De Colección

**\$55.990**  
P. Normal: \$89.990

[VER PRODUCTO »](#)

**OTRAS RECOMENDACIONES PARA TI**



**MINIONS**  
Zapatilla De Levantar Minion Kevin  
**\$8.990**

[VER PRODUCTO »](#)



**MINIONS**  
Peluche Kevin 20070 Kevin  
**\$7.990**  
P. Normal: \$12.990

[VER PRODUCTO »](#)



**MINNION**  
Stuart Bailarín  
**\$49.990**

[VER PRODUCTO »](#)

**COMPRA ONLINE  
RETIRA EN TIENDA**  
SIN COSTO DE DESPACHO

**RÁPIDO Y SIN COSTO DE DESPACHO**  
Conoce este servicio de **Falabella.com**, con el que podrás ahorrar tiempo y retirar tus productos de una forma muy cómoda y fácil. [Ver Más »](#)

Tecnología | Moda | Decohogar | Deporte

HOLA **EVA**,  
EL ZAPATO QUE BUSCAS  
ESTÁ EN  
**FALABELLA.COM**



**NIKE**  
Zapatilla Mujer Urbana Wmns Nike  
Rosh

**\$44.990**

VER PRODUCTO »

**OTRAS RECOMENDACIONES PARA TI**

**NIKE**  
Zapatilla Mujer Urbana Wmns Nike Rosh  
**\$44.990**

VER PRODUCTO »

**NIKE**  
Zapatilla Mujer Flex  
**\$39.990**

VER PRODUCTO »

**NIKE**  
Zapatilla Mujer Cross Training Wmns Nike  
Free  
**\$79.990**

VER PRODUCTO »

**COMPRA ONLINE  
RETIRA EN TIENDA**  
SIN COSTO DE DESPACHO

**RÁPIDO Y SIN COSTO DE DESPACHO**  
Conoce este servicio de **Falabella.com**, con el que podrás ahorrar tiempo y retirar tus productos de una forma muy cómoda y fácil. **Ver Más »**

**Falabella.com** Mejor Compra Online

Anexo E: Tercer *template*, categoría calzado, cuatro productos, *banner* y adaptable

Tecnología      Decohogar      Infantil      Moda



Hola **Teresa Fabiola**, el zapato que buscas está en **Falabella.com**



**GACEL**  
Zapato 165251  
**\$69.950**

[VER PRODUCTO »](#)

 **DESPACHO GRATIS<sup>1</sup>**  
por compras sobre \$50.000 en Calzado.

 **PRIMER CAMBIO<sup>2</sup>**  
Sin costo de despacho

**OTRAS RECOMENDACIONES PARA TI**



**GACEL**  
Zapato 165252  
**\$69.950**

[VER PRODUCTO »](#)



**GACEL**  
Zapato 555261  
**\$69.950**

[VER PRODUCTO »](#)



**GACEL**  
Zapato 6885  
**\$64.950**

[VER PRODUCTO »](#)

Anexo F: Cuarto *template*, categoría calzado, nueve productos, sin precio

Tecnología | Moda | Decohogar | Deporte

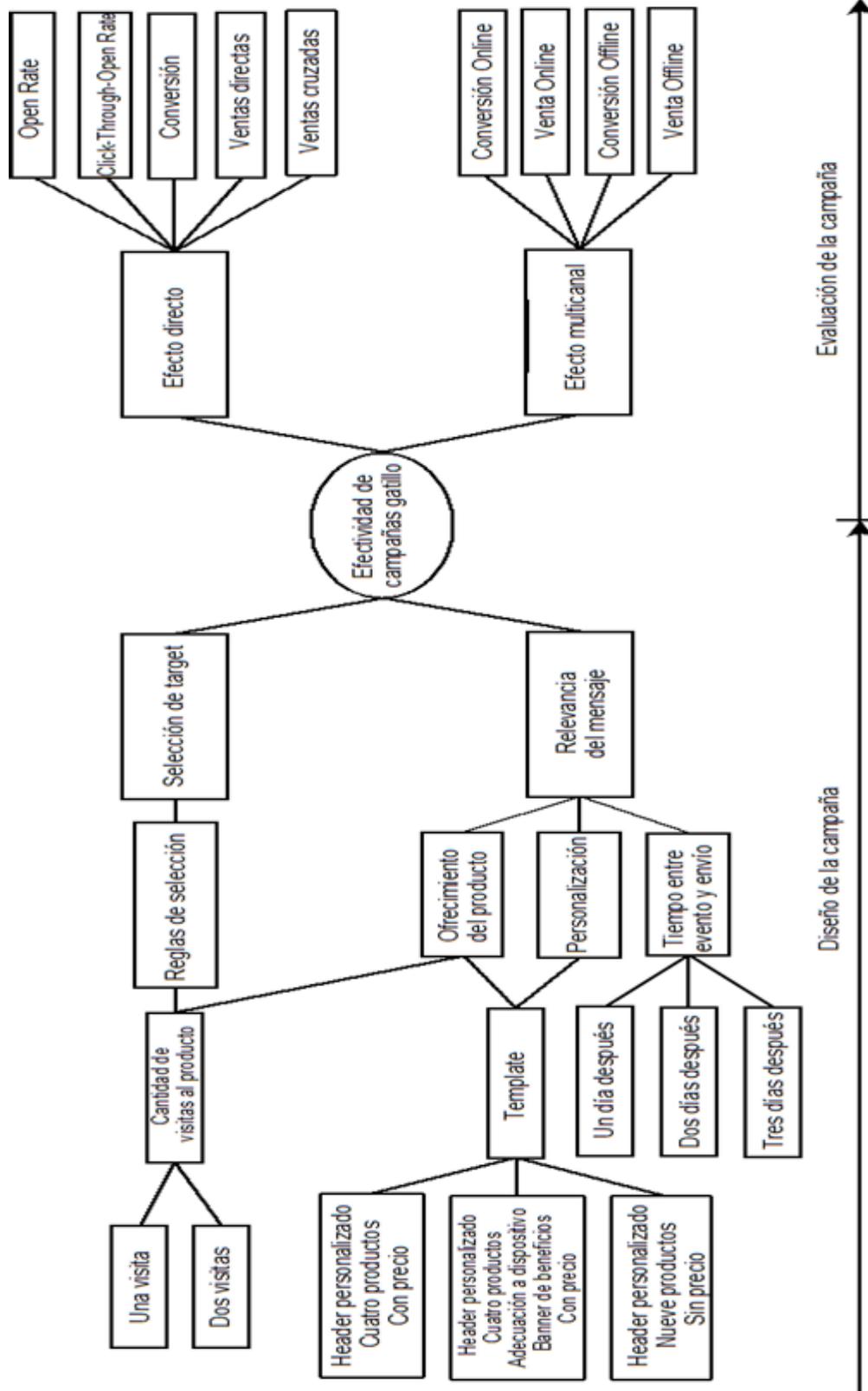


**IGNACIA,**  
EL ZAPATO QUE QUIERES  
ESTÁ EN **FALABELLA.COM**

VER TODO »

 <p><b>ROMANO</b> Romano Botin 150785 Neg Negra Ver producto »</p>	 <p>Romano Botin Negro 150650 Ver producto »</p>	 <p>Romano Romano Botin 150785 Tof Toffee Ver producto »</p>
 <p>Romano Romano Botin 159507 Neg Negra Ver producto »</p>	 <p>Romano Romano Botin 150764 Bel Beige Ver producto »</p>	 <p>Romano Romano Botin 150761 Neg Negra Ver producto »</p>
 <p>Ricky Sarkany Botin Negro Eloru Ver producto »</p>	 <p>Zappa Botin X052 Tabaco Ver producto »</p>	 <p>Romano Botin Negro 150632 Ver producto »</p>

Anexo G: Mapa conceptual con los escenarios incluidos



## Anexo H: Eventos promocionales por la página web

Fecha	Email Enviados	Evento
26-05-2015	838	CyberDay
27-05-2015	816	CyberDay
16-06-2015	931	Sorteo de Gift Cards
17-06-2015	4.674	Sorteo de Gift Cards
26-07-2015	3.699	Venta de invierno
27-07-2015	486	Venta de invierno
28-07-2015	3.806	Venta de invierno
29-07-2015	4.800	Venta de invierno
31-08-2015	889	Venta Nocturna
01-09-2015	3.041	Venta Nocturna
<b>Total</b>	<b>23.980</b>	

## Anexo I: Planificación semanal de envíos entre el 12 de junio y el 5 de septiembre de 2015

Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
	Blanda 2	Blanda 1		Blanda 2	Blanda 1	Blanda 1
		Dura 3		Dura 2		Dura 2

## Anexo J: Grupo de control asignado por escenarios

Envíos	View 1			View 2				Total
	Timing 1	Timing 2	Subtotal	Timing 1	Timing 2	Timing 3	Subtotal	
<b>Blanda (Template 1)</b>	<b>4144</b>	<b>1806</b>	<b>5950</b>	<b>4222</b>	<b>2577</b>		<b>6799</b>	<b>12749</b>
<b>Dura (Template 1)</b>	<b>6713</b>	<b>823</b>	<b>7536</b>	<b>6382</b>	<b>4191</b>	<b>5050</b>	<b>15623</b>	<b>23159</b>
<b>Calzado</b>	<b>6492</b>		<b>6492</b>	<b>3155</b>			<b>3155</b>	<b>9647</b>
Template 2	2418		2418	993			993	3411
Template 3	1468		1468	443			443	1911
Template 4	2606		2606	1719			1719	4325
<b>Total</b>	<b>17349</b>	<b>2629</b>	<b>19978</b>	<b>13759</b>	<b>6768</b>	<b>5050</b>	<b>25577</b>	<b>45555</b>

## Anexo K: Métricas de rentabilidad y efectividad

Las diferencias en bruto de las métricas mostradas en los *forest plots* del subcapítulo 3.4.2 se encuentran en la Tabla I:

Tabla I: Métricas en bruto por sublíneas en venta directa

Todos los quintiles Venta directa	Conversión					Ticket promedio					Revenue						
	GT	N	GC	N	Diff	GT	(sd)	N	GC	(sd)	N	Diff	GT	(sd)	GC	(sd)	Diff
Regalos	3.9%	864	1.8%	271	2.1%	1.42	(0.85)	34	0.81	(0.74)	5	0.61	0.06	(0.32)	0.01	(0.14)	0.04
Accesorios Electro	6.8%	3720	5.6%	1125	1.2%	1.35	(1.47)	253	1.20	(1.25)	63	0.15	0.09	(0.51)	0.07	(0.4)	0.02
Calzado	6.0%	31978	5.6%	9892	0.4%	1.73	(1.24)	1925	1.69	(1.17)	551	0.04	0.10	(0.51)	0.09	(0.48)	0.01
Perfumería	6.4%	4359	4.7%	1365	1.8%	1.58	(1.82)	281	1.85	(1.9)	64	-0.27	0.10	(0.6)	0.09	(0.56)	0.02
Menaje	6.0%	4236	4.7%	1256	1.3%	1.75	(2.05)	253	1.66	(2.27)	59	0.09	0.10	(0.65)	0.08	(0.6)	0.03
Decohogar	7.6%	5366	6.5%	1566	1.1%	1.67	(1.71)	406	1.78	(1.51)	102	-0.11	0.13	(0.64)	0.12	(0.58)	0.01
Accesorios Moda	3.1%	1368	2.4%	368	0.7%	1.93	(1.87)	43	2.01	(1.5)	9	-0.08	0.06	(0.47)	0.05	(0.38)	0.01
Infantil	8.3%	10412	8.5%	3019	-0.2%	2.13	(2.28)	861	1.97	(1.96)	257	0.16	0.18	(0.88)	0.17	(0.79)	0.01
Electrodomésticos	6.8%	8661	6.9%	2430	-0.1%	2.46	(2.81)	590	2.42	(2.39)	168	0.04	0.17	(0.96)	0.17	(0.88)	0.00
Climatización	6.0%	4811	5.9%	1351	0.1%	3.44	(5.12)	288	3.79	(3.79)	80	-0.34	0.21	(1.49)	0.22	(1.28)	-0.02
Audio	4.2%	2935	3.6%	796	0.5%	4.98	(5.08)	123	4.25	(4.4)	29	0.73	0.21	(1.44)	0.15	(1.15)	0.05
Telefonía	6.8%	15150	6.5%	4440	0.3%	5.16	(4.57)	1023	5.44	(4.26)	287	-0.27	0.35	(1.76)	0.35	(1.72)	0.00
Deporte	5.0%	5931	4.7%	1795	0.3%	5.91	(5.45)	297	6.42	(9.75)	84	-0.51	0.30	(1.77)	0.30	(2.5)	0.00
Videojuegos	6.1%	2396	5.4%	647	0.6%	6.32	(6.42)	145	7.17	(6.65)	35	-0.85	0.38	(2.18)	0.39	(2.23)	-0.01
Lavado	6.4%	6233	6.4%	1795	0.1%	8.59	(4.53)	400	8.41	(4.48)	114	0.17	0.55	(2.4)	0.53	(2.34)	0.02
Dormitorio	4.5%	8949	4.2%	2545	0.3%	8.86	(5.42)	407	9.28	(6.16)	107	-0.42	0.40	(2.18)	0.39	(2.25)	0.01
Cocina	3.4%	1382	3.2%	475	0.2%	10.20	(7.51)	47	9.31	(3.68)	15	0.89	0.35	(2.3)	0.29	(1.75)	0.05
Fotografía	3.5%	2279	2.9%	652	0.6%	9.71	(6.19)	80	11.11	(7.87)	19	-1.40	0.34	(2.13)	0.32	(2.28)	0.02
Muebles	4.0%	12599	4.1%	3639	-0.1%	10.34	(7.77)	508	10.76	(9.23)	150	-0.42	0.42	(2.56)	0.44	(2.84)	-0.03
Computación	5.9%	10264	4.7%	2933	1.2%	12.21	(10.08)	605	12.53	(15.37)	138	-0.32	0.72	(3.78)	0.59	(4.25)	0.13
Televisión	5.8%	7957	5.4%	2301	0.4%	12.62	(7.91)	462	12.98	(10.49)	125	-0.36	0.73	(3.51)	0.71	(3.82)	0.03
Refrigeración	3.6%	3957	4.4%	1145	-0.8%	14.67	(9.51)	141	16.53	(15.25)	50	-1.85	0.52	(3.26)	0.72	(4.62)	-0.20

En paréntesis las desviaciones estándar, en gris las sublíneas duras

Notar que el *revenue* es la multiplicación entre la conversión y el ticket promedio. Una de las formas que involucra comparar, mediante las ganancias conseguidas, la efectividad de la campaña de email marketing entre sublíneas consiste en considerar la venta incremental obtenida gracias al envío del email y dividirla por el número de emails enviados en la sublínea. De esta forma se obtiene el indicador  $\frac{\text{Venta incremental}}{\text{Emails enviados}}$  que representa la cantidad de dinero que se obtuvo por cada email enviado. Si se utiliza esta métrica en las sublíneas consideradas se obtiene lo siguiente:

Tabla II: Sublíneas ordenadas por venta incremental por email

Venta directa Sublínea	GT	GC	Venta Incremental	Emails Enviados	VI Email
	Venta Líquida	Venta Líquida Ponderada			
Refrigeración	2068.8	2855.7	-786.9	3957	-0.1989
Muebles	5251.9	5589.4	-337.5	12599	-0.0268
Climatización	992.1	1079.0	-86.9	4811	-0.0181
Videojuegos	916.3	929.3	-13.0	2396	-0.0054
Deporte	1755.0	1782.1	-27.1	5931	-0.0046
Telefonía	5283.6	5326.1	-42.5	15150	-0.0028
Electrodomésticos	1453.5	1448.7	4.8	8661	0.0006
Infantil	1830.9	1744.0	86.9	10412	0.0083
Calzado	3321.5	3010.9	310.6	31978	0.0097
Decohogar	677.3	622.3	55.0	5366	0.0102
Accesorios Moda	83.0	67.1	15.9	1368	0.0116

Dormitorio	3605.0	3490.7	114.3	8949	0.0128
Perfumería	444.9	377.7	67.1	4359	0.0154
Lavado	3434.3	3330.6	103.7	6233	0.0166
Fotografía	776.9	738.0	38.9	2279	0.0171
Accesorios Electro	341.4	249.0	92.5	3720	0.0249
Menaje	442.4	331.0	111.4	4236	0.0263
Televisión	5830.9	5612.0	218.9	7957	0.0275
Regalos	48.4	12.9	35.5	864	0.0411
Cocina	479.6	406.3	73.3	1382	0.0530
Audio	612.9	454.7	158.2	2935	0.0539
Computación	7387.2	6052.6	1334.5	10264	0.1300

En gris las sublíneas duras

Se puede apreciar que las tres sublíneas que presentan los mejores resultados pertenecen a la categoría dura; por cada email enviado en la sublínea de computación, se obtuvo en promedio 0,13 UF's. Además, hubo efectos negativos en cinco sublíneas duras y en una blanda; por cada email enviado en refrigeración, se produjo un efecto negativo equivalente a 0,2 UF's, en promedio.

Es necesario percatarse que la venta líquida es equivalente a la multiplicación entre la conversión, el número de emails enviados y el ticket promedio.

$$\text{Venta líquida} = \sum_{i=1}^{\text{Compraron}} \text{Tickets} = \frac{\text{Compraron}}{\text{Total}} * \text{Total} * \frac{\sum_{i=1}^{\text{Compraron}} \text{Tickets}}{\text{Compraron}}$$

Esto significa, en otras palabras, que la venta incremental (la resta entre la venta líquida del grupo de tratamiento y la venta líquida ponderada entre el grupo de control) depende del número de emails enviados y la relación porcentual (la conversión) de quienes compraron junto con su ticket promedio. Sin embargo, la *venta incremental por cada email enviado* no depende del número de emails enviados *per se*:

$$\text{Venta incremental} = \text{Total}_{\text{GT}} * \left( \frac{\text{Compraron}_{\text{GT}}}{\text{Total}_{\text{GT}}} * \frac{\sum_{i=1}^{\text{Compraron}_{\text{GT}}} \text{Tickets}}{\text{Compraron}_{\text{GT}}} - \frac{\text{Compraron}_{\text{GC}}}{\text{Total}_{\text{GC}}} * \frac{\sum_{i=1}^{\text{Compraron}_{\text{GC}}} \text{Tickets}}{\text{Compraron}_{\text{GC}}} \right)$$

$$\frac{\text{Venta incremental}}{\text{Emails enviados}} = \text{Conversión}_{\text{GT}} * \text{Ticket promedio}_{\text{GT}} - \text{Conversión}_{\text{GC}} * \text{Ticket promedio}_{\text{GC}}$$



$$\frac{\text{Venta incremental}}{\text{Emails enviados}} = \text{Revenue}_{\text{GT}} - \text{Revenue}_{\text{GC}}$$

Como ejemplo:

Tabla III: Venta incremental por emails enviados

Sublínea	Grupo de Tratamiento		Grupo de Control		Emails enviados	GT	GC	Venta incremental	VI Email
	Ticket promedio	Conversión	Ticket promedio	Conversión		Venta líquida	Venta líquida ponderada		
Calzado	1.725	6.02%	1.690	5.57%	31978	3321.5	3010.9	310.61	0.0097

Dado que la multiplicación entre la conversión y el ticket promedio es equivalente al *revenue*, la *venta incremental por email enviado* no es más que la resta entre los *revenues* de cada grupo. Así, la *venta incremental por email enviado* en la sublínea de calzado es  $0,1039 - 0,0942 = 0,0097$  UF's.

Al mirar la Tabla II, el lector podría concluir que enviar emails en la sublínea de computación aumenta mayormente la tasa de respuesta de los clientes que al enviar un email en la sublínea de audio. Sin embargo, aquello no es del todo cierto; la venta incremental por email enviado es un indicador de rentabilidad de envío, pero no de eficiencia. No es de extrañar que aquel indicador presente mejores resultados en computación ya que la sublínea de computación presenta tickets promedios superiores a la sublínea de audio, y además, las conversiones podrían ser distintas a causa de eso. En consecuencia, es necesario encontrar un indicador que mida la efectividad de enviar un email en una sublínea, que se fije netamente en las tasas de respuesta más que en el dinero obtenido.

Dado que la preocupación anterior radica en que las sublíneas presentan productos con diferentes rangos de precios, se plantea un indicador que considera la efectividad del envío al normalizar el *revenue* de las sublíneas, el cual se calcula acorde a la conversión y el ticket promedio. De esta forma, se normaliza en conjunto al valor promedio de la sublínea y su conversión asociada. La aplicación a calzado es la siguiente:

Tabla IV: Venta incremental normalizada por email por número de emails enviados

Sublínea	GT	GC	Emails enviados	GT	GC	Venta incremental	VI Email
	Revenue	Revenue		Venta líquida	Venta líquida ponderada		
Calzado	0.104	0.0942	31978	3321.5	3010.9	310.61	0.0097
Calzado normalizado	1.103	1	31978	35276.9	31978.0	3298.92	0.1032
Calzado normalizado	1.103	1	100	110.3	100.0	10.32	0.1032
Calzado normalizado	1.103	1	3000	3309.5	3000.0	309.49	0.1032

La normalización consiste en dejar el *revenue* del grupo de control en el valor 1 y calcular la razón entre aquel valor y el *revenue* del grupo de tratamiento. Así, el *revenue* del grupo de tratamiento en calzado es 10,3% mayor al *revenue* del grupo de control (1,103-1). Se puede observar que la venta incremental por cada email enviado varía a causa de la normalización, indicando que por cada email enviado se obtiene 0,1032 UF's de ingresos. Sin embargo, estas UF's fueron ponderadas, a causa de la normalización, por lo que en este caso el indicador  $\frac{\text{Venta incremental normalizada}}{\text{Emails enviados}}$  equivale a qué tan efectiva fue la campaña de email marketing, independiente del valor promedio de la sublínea. En otras palabras, mide qué tanto aumentó la venta líquida gracias al envío del email, y se interpreta como un aumento de un 10,3%. Como se vio anteriormente, este indicador no varía con la cantidad de emails enviados *per se*, y es equivalente a:

$$\text{Efectividad} = \frac{\text{Venta incremental normalizada}}{\text{Emails enviados}} = \frac{\text{Venta líquida}_{\text{GT}}}{\text{Venta líquida}_{\text{GC}}} - 1 = \frac{\text{Revenue}_{\text{GT}}}{\text{Revenue}_{\text{GC}}} - 1$$

Luego, para obtener este indicador no es necesario normalizar nada, puesto que solo es necesaria la relación entre los *revenues* o la relación entre las ventas líquidas. Si se considera la efectividad del envío del email en cada sublínea se tiene lo siguiente:

Tabla V: Sublíneas ordenadas por efectividad en venta directa

Venta directa Sublínea	GT			GC			Venta Incremental			Emails Enviados	VI Email			Efectividad Porcentual		
	Venta Líquida			Venta Líquida Ponderada							Total	Online	Offline	Total	Online	Offline
	Total	Online	Offline	Total	Online	Offline	Total	Online	Offline	Total	Online	Offline	Total	Online	Offline	
Refrigeración	2068.8	1485.5	583.3	2855.7	1452.6	1403.1	-786.9	32.9	-819.8	3957	-0.20	0.01	-0.21	-27.6%	2.3%	-58.4%
Climatización	992.1	676.4	315.7	1079.0	565.9	513.1	-86.9	110.5	-197.4	4811	-0.02	0.02	-0.04	-8.1%	19.5%	-38.5%
Muebles	5251.9	4538.2	713.7	5589.4	4736.0	853.5	-337.5	-197.8	-139.8	12599	-0.03	-0.02	-0.01	-6.0%	-4.2%	-16.4%
Deporte	1755.0	1697.1	57.8	1782.1	1782.1	0.0	-27.1	-85.0	57.8	5931	0.00	-0.01	0.01	-1.5%	-4.8%	-
Videojuegos	916.3	693.4	222.9	929.3	782.0	147.3	-13.0	-88.6	75.6	2396	-0.01	-0.04	0.03	-1.4%	-11.3%	51.3%
Telefonía	5283.6	3438.8	1844.8	5326.1	3487.4	1838.7	-42.5	-48.7	6.1	15150	0.00	0.00	0.00	-0.8%	-1.4%	0.3%
Electrodomésticos	1453.5	1026.4	427.2	1448.7	995.7	453.0	4.8	30.7	-25.9	8661	0.00	0.00	0.00	0.3%	3.1%	-5.7%
Lavado	3434.3	2708.1	726.2	3330.6	2560.3	770.3	103.7	147.8	-44.1	6233	0.02	0.02	-0.01	3.1%	5.8%	-5.7%
Dormitorio	3605.0	3173.1	431.9	3490.7	2954.0	536.7	114.3	219.1	-104.7	8949	0.01	0.02	-0.01	3.3%	7.4%	-19.5%
Televisión	5830.9	3379.3	2451.6	5612.0	3465.2	2146.8	218.9	-85.9	304.8	7957	0.03	-0.01	0.04	3.9%	-2.5%	14.2%
Infantil	1830.9	1452.4	378.5	1744.0	1359.9	384.1	86.9	92.5	-5.6	10412	0.01	0.01	0.00	5.0%	6.8%	-1.5%
Fotografía	776.9	559.7	217.2	738.0	520.8	217.2	38.9	38.9	0.1	2279	0.02	0.02	0.00	5.3%	7.5%	0.0%
Decohogar	677.3	540.2	137.2	622.3	518.2	104.1	55.0	21.9	33.0	5366	0.01	0.00	0.01	8.8%	4.2%	31.7%
Calzado	3321.5	2344.6	976.8	3010.9	2121.2	889.7	310.6	223.4	87.2	31978	0.01	0.01	0.00	10.3%	10.5%	9.8%
Perfumería	444.9	287.0	157.9	377.7	195.6	182.2	67.1	91.4	-24.3	4359	0.02	0.02	-0.01	17.8%	46.7%	-13.3%
Cocina	479.6	344.8	134.7	406.3	304.4	101.9	73.3	40.5	32.8	1382	0.05	0.03	0.02	18.0%	13.3%	32.2%
Computación	7387.2	5081.1	2306.1	6052.6	4143.3	1909.3	1334.5	937.8	396.7	10264	0.13	0.09	0.04	22.0%	22.6%	20.8%
Accesorios Moda	83.0	62.3	20.7	67.1	27.4	39.8	15.9	35.0	-19.1	1368	0.01	0.03	-0.01	23.6%	127.8%	-48.0%
Menaje	442.4	376.0	66.4	331.0	222.5	108.6	111.4	153.5	-42.1	4236	0.03	0.04	-0.01	33.6%	69.0%	-38.8%
Audio	612.9	322.3	290.6	454.7	313.7	141.0	158.2	8.6	149.6	2935	0.05	0.00	0.05	34.8%	2.8%	106.0%
Accesorios Electro	341.4	255.5	85.9	249.0	205.6	43.4	92.5	49.9	42.5	3720	0.02	0.01	0.01	37.1%	24.3%	98.0%
Regalos	48.4	42.7	5.7	12.9	9.6	3.3	35.5	33.1	2.4	864	0.04	0.04	0.00	275.4%	345.9%	71.6%

En gris las sublíneas duras

Si al ordenar por *venta incremental por cada email enviado* se tenía que, de las mejores cinco sublíneas, cuatro eran duras, ahora se tiene que de las cinco mejores sublíneas, cuatro son blandas. Anteriormente se menciona a las sublíneas de computación y audio, en donde computación presenta mejores resultados en la venta incremental por email. Sin embargo, la campaña de email marketing en audio aumentó un 34,8% las ventas en el grupo de tratamiento, mientras que la campaña de email marketing en la sublínea de computación aumentó solamente 22%.

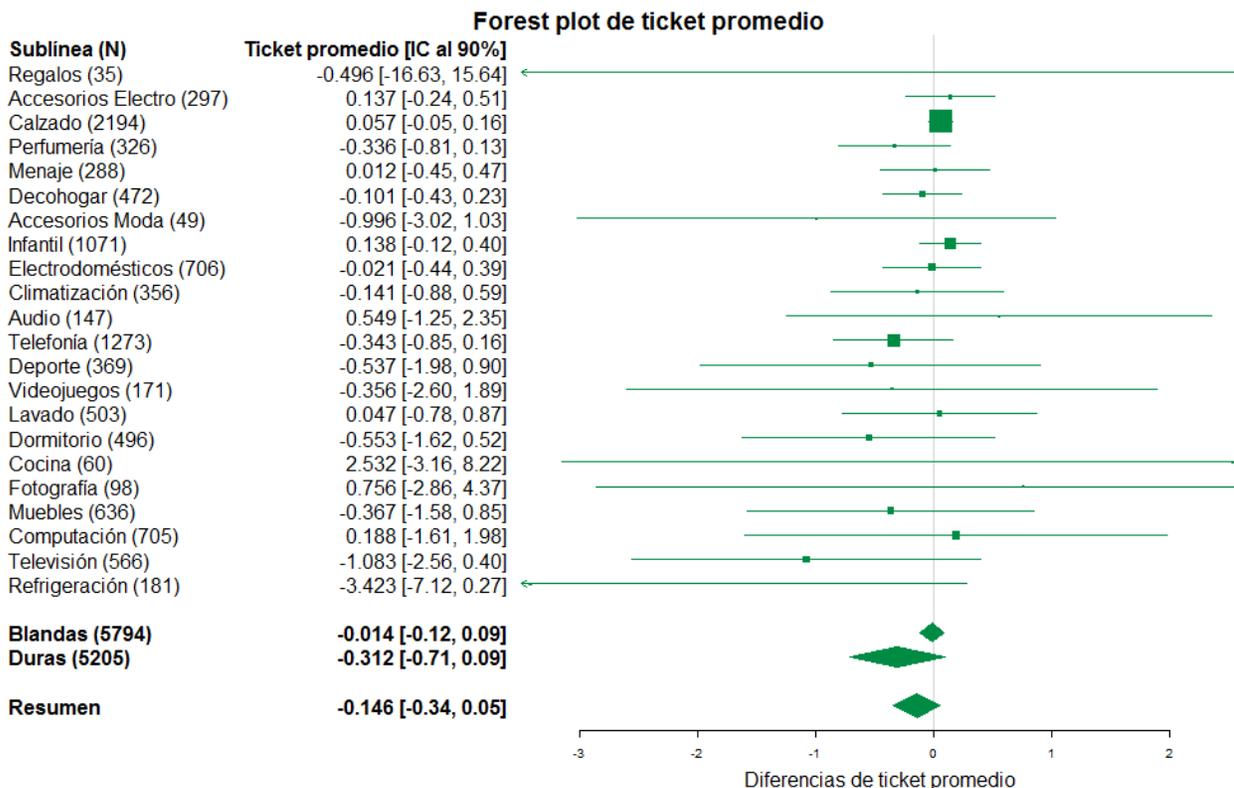
Cuando se ve la efectividad por venta directa online, se observa que las cinco mejores sublíneas pertenecen a la categoría blanda. Nuevamente la de regalos presenta los mejores resultados, incluso aumentando la efectividad, lo que sucede en 14 de las 22 sublíneas analizadas. Mientras, el indicador de rentabilidad produjo aumentos en 12 de las 22 sublíneas, y 10 de las sublíneas presentaron aumentos en ambos indicadores al analizar su venta directa de manera online.

En la venta directa offline, la sublínea de audio es la que presenta mayor efectividad, mejorando con respecto al nivel agregado. Esto sucede solamente en 8 sublíneas; aquellas restantes que en el enfoque online no presentaron mejoras. La rentabilidad aumenta solo en 5 sublíneas, indicando que el email produce mejores respuestas de manera online que offline. Las sublíneas que presentaron mejores resultados en ambos indicadores son telefonía, televisión y videojuegos.

Que el email funcione de mejor manera en la venta online y peor en la venta offline es un patrón que ya fue detectado en los subcapítulos anteriores, en donde se aprecia una especie de efecto sustitución entre canales. Se puede apreciar también que el email

funciona mejor en sublíneas blandas, sobretodo en la venta online. Adicionalmente, se concluye que enviar *triggered* emails genera resultados distintos por sublínea, y que es necesario evaluar tanto la rentabilidad de los envíos ( $\frac{\text{Venta incremental}}{\text{Emails}}$ ) como la efectividad de los envíos ( $\frac{\text{Revenue}_{GT}}{\text{Revenue}_{GC}} - 1$ ).

### Anexo L: Forest plot del ticket promedio por sublíneas



Anexo M: Tabla 9 completa, con variables de control

Variable	Conversión				Ticket promedio			
	Estimador	S.E.	p-valor		Estimador	S.E.	p-valor	
Intercepto	-2.680	0.171	0.000	***	0.105	0.757	0.889	
<b>Views</b>								
View 1	0.000	-	-		0.000	-	-	
View 2	0.111	0.026	0.000	***	0.443	0.113	0.000	***
<b>Timing</b>								
Timing 1	0.000	-	-		0.000	-	-	
Timing 2	-0.132	0.032	0.000	***	0.028	0.140	0.840	
Timing 3	-0.245	0.047	0.000	***	-0.978	0.205	0.000	***
<b>Template</b>								
Template 2	0.000	-	-		0.000	-	-	
Template 3	0.194	0.064	0.003	***	-0.485	0.283	0.087	*
Template 4	0.056	0.053	0.292		-0.306	0.235	0.192	
Evento promoción	0.307	0.032	0.000	***	-0.284	0.144	0.048	**
En la mañana	0.104	0.033	0.002	**	0.134	0.148	0.363	
<b>Día de semana</b>								
Lunes	0.000	-	-		0.000	-	-	
Martes	0.117	0.048	0.015	**	0.003	0.213	0.990	
Miércoles	0.084	0.048	0.082	*	0.246	0.213	0.250	
Jueves	0.146	0.048	0.002	***	-0.241	0.213	0.259	
Viernes	0.104	0.048	0.030	**	-0.106	0.211	0.615	
Sábado	0.075	0.051	0.141		-0.117	0.226	0.604	
Domingo	0.066	0.050	0.184		-0.123	0.219	0.575	
<b>Semana del mes</b>								
Primera	0.000	-	-		0.000	-	-	
Segunda	-0.126	0.029	0.000	***	-0.029	0.129	0.820	
Tercera	-0.225	0.031	0.000	***	0.100	0.135	0.461	
Cuarta	-0.173	0.031	0.000	***	0.112	0.137	0.416	
<b>Mes</b>								
Mayo	0.000	-	-		0.000	-	-	
Junio	-0.341	0.051	0.000	***	-1.610	0.221	0.000	***
Julio	-0.234	0.052	0.000	***	-1.489	0.224	0.000	***
Agosto	-0.271	0.052	0.000	***	-1.318	0.228	0.000	***
Septiembre	-0.499	0.068	0.000	***	-1.181	0.290	0.000	***
<b>Sublínea del envío</b>								
Accesorios Moda	0.000	-	-		0.000	-	-	
Accesorios Electro	0.169	0.117	0.146		-0.406	0.516	0.431	
Audio	-0.055	0.125	0.659		1.421	0.556	0.011	**
Calzado	0.028	0.110	0.796		0.461	0.490	0.347	
Climatización	0.084	0.113	0.456		0.934	0.502	0.063	*
Cocina	-0.015	0.143	0.916		2.327	0.637	0.000	***
Computación	0.045	0.108	0.674		6.017	0.479	0.000	***
Decohogar	0.266	0.110	0.016	**	0.121	0.487	0.804	
Deporte	0.034	0.113	0.761		2.052	0.501	0.000	***
Dormitorio	0.060	0.109	0.583		3.142	0.482	0.000	***
Electrodomésticos	0.164	0.108	0.127		0.559	0.478	0.242	
Fotografía	-0.121	0.132	0.357		3.040	0.588	0.000	***
Infantil	0.245	0.106	0.021	**	0.439	0.471	0.351	
Lavado	0.123	0.111	0.268		3.799	0.493	0.000	***
Menaje	0.179	0.114	0.116		0.215	0.502	0.669	
Muebles	-0.018	0.107	0.866		3.369	0.475	0.000	***
Perfumería	0.213	0.114	0.062	*	0.004	0.504	0.994	

Refrigeración	0.004	0.118	0.973		4.305	0.523	0.000	***
Regalos	0.111	0.160	0.490		0.024	0.708	0.973	
Telefonía	0.149	0.106	0.160		2.070	0.469	0.000	***
Televisión	0.154	0.109	0.156		5.323	0.482	0.000	***
Videojuegos	0.313	0.125	0.012	**	2.450	0.553	0.000	***
<b>Frente al email</b>								
Abrir email	0.073	0.020	0.000	***	0.111	0.090	0.218	
Clickear email	0.417	0.026	0.000	***	0.586	0.111	0.000	***
<b>Del cliente</b>								
Masculino	-0.097	0.019	0.000	***	0.622	0.086	0.000	***
Edad	0.008	0.006	0.160		0.079	0.024	0.001	***
Edad <sup>2</sup>	0.000	0.000	0.134		-0.001	0.000	0.013	**
Cliente importante	0.725	0.021	0.000	***	0.427	0.095	0.000	***
Cliente importante web	0.136	0.021	0.000	***	-0.369	0.092	0.000	***
<b>Gasto con la TC</b>								
Normal	0.000	-	-		0.000	-	-	
Premium	0.317	0.022	0.000	***	-0.117	0.098	0.231	
Elite	0.637	0.037	0.000	***	0.487	0.156	0.002	***
<b>Región de residencia</b>								
Región Metropolitana	0.000	-	-		0.000	-	-	
Región I	-0.148	0.116	0.203		-0.664	0.519	0.201	
Región II	-0.021	0.059	0.723		1.023	0.259	0.000	***
Región III	0.075	0.074	0.309		0.242	0.322	0.452	
Región IV	-0.044	0.062	0.478		0.145	0.274	0.598	
Región V	-0.025	0.035	0.461		-0.171	0.153	0.262	
Región VI	-0.062	0.051	0.224		-0.153	0.226	0.499	
Región VII	-0.098	0.051	0.054	*	-0.408	0.224	0.069	*
Región VIII	-0.041	0.034	0.228		-0.109	0.149	0.465	
Región IX	-0.023	0.059	0.700		-0.262	0.259	0.313	
Región X	0.010	0.054	0.855		-0.259	0.237	0.275	
Región XI	-0.407	0.200	0.042	**	2.624	0.906	0.004	***
Región XII	0.138	0.123	0.264		1.576	0.538	0.003	***
Región XIV	-0.002	0.066	0.979		-0.624	0.288	0.030	**
Región XV	-0.336	0.186	0.071	*	0.713	0.848	0.401	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Anexo N: Efectividad de *timings* en categoría blanda, y dura por *views*

Blanda		Conversión		Ticket promedio		Revenue	
		$\beta 1$	$\beta 3$	$\beta 1$	$\beta 3$	$\beta 1$	$\beta 3$
Total	1	-0.02	0.02	-0.03	0.07	-0.01	0.01
	2	-0.01		0.04		0.00	
Online	1	0.06	-0.02	0.01	0.18	0.01	0.01
	2	0.04		0.20		0.02	
Offline	1	-0.12 **	0.11	-0.13	-0.07	-0.02 **	0.00
	2	-0.01		-0.19		-0.02	
Dentro de sublínea	1	0.08	-0.01	-0.02	-0.08	0.00	0.00
	2	0.07		-0.10		0.01	
Fuera (blandas)	1	-0.08	0.02	-0.11	0.16	-0.02 *	0.01
	2	-0.06		0.05		0.00	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Dura View 1		Conversión		Ticket promedio		Revenue	
		$\beta 1$	$\beta 3$	$\beta 1$	$\beta 3$	$\beta 1$	$\beta 3$
Total	1	-0.06	0.12	0.38	-0.77	0.03	-0.05
	2	0.07		-0.39		-0.02	
Online	1	-0.02	0.16	0.57	-1.46	0.05	-0.06
	2	0.14		-0.89		-0.01	
Offline	1	-0.09	0.06	-0.05	0.02	-0.02	0.01
	2	-0.03		-0.03		0.00	
Dentro de sublínea	1	0.04	0.00	-0.42	-0.16	0.04	-0.08
	2	0.04		-0.58		-0.05	
Fuera (blandas)	1	-0.12 *	0.17	-0.06	0.41	-0.02	0.05
	2	0.05		0.35		0.03	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Dura View 2		Conversión			Ticket promedio			Revenue		
		$\beta 1$	$\beta 3$		$\beta 1$	$\beta 3$		$\beta 1$	$\beta 3$	
Total	1	0.13 **	1 vs	2 vs	-0.24	1 vs	2 vs	0.06	1 vs	2 vs
	2	0.02	-0.11	-	-0.05	0.20	-	0.00	-0.06	-
	3	0.04	-0.09	0.02	-0.50	-0.26	-0.46	-0.03	-0.09	-0.03
Online	1	0.07	1 vs	2 vs	-0.33	1 vs	2 vs	0.01	1 vs	2 vs
	2	-0.02	-0.09	-	0.17	0.50	-	-0.01	-0.02	-
	3	-0.02	-0.09	0.00	1.17 **	1.50 **	1.00	0.05	0.04	0.06
Offline	1	0.15 **	1 vs	2 vs	0.16	1 vs	2 vs	0.05	1 vs	2 vs
	2	0.04	-0.11	-	0.14	-0.01	-	0.02	-0.03	-
	3	0.06	-0.09	0.02	-1.69 ***	-1.85 ***	-1.84 **	-0.09 ***	-0.13 ***	-0.10 **
Dentro de sublínea	1	0.15 **	1 vs	2 vs	-0.65	1 vs	2 vs	0.04	1 vs	2 vs
	2	-0.07	-0.22 *	-	0.96	1.61 *	-	0.01	-0.03	-
	3	0.07	-0.08	0.14	-0.96	-0.31	-1.92 *	-0.02	-0.06	-0.03
Fuera (blandas)	1	0.15 **	1 vs	2 vs	-0.12	1 vs	2 vs	0.00	1 vs	2 vs
	2	0.07	-0.09	-	-0.21	-0.09	-	-0.01	-0.01	-
	3	-0.01	-0.16	-0.08	-0.10	0.02	0.11	-0.01	-0.02	-0.01

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## Anexo Ñ: Análisis de *timing* óptimos por sublíneas

El análisis de diferencias en diferencias también puede ser aplicado a nivel de sublíneas. Es de esperar que existan *timings* con mejores efectividades en ciertas sublíneas pero peores en otras, y que incluso estas configuraciones varíen dependiendo del interés presentado en el producto. Por tanto, se realiza un análisis de diferencia en diferencia a nivel de cliente con respecto al *timing*, para cada *view*:

$$\text{Tasa de respuesta}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{GrupoTratamiento}_i + \beta_2 \text{Timing}_i + \beta_3 \text{GrupoTratamiento}_i \text{Timing}_i + \beta_n \text{VariablesDeControl}_i + \varepsilon_i$$

De esta forma, se puede encontrar aquel diseño que entregue mejores resultados, de acuerdo a la métrica que el tomador de decisión considere relevante.

La siguiente tabla muestra que la efectividad de los *timing* varía significativamente en solo algunas sublíneas de categoría blanda para las personas con pocas visitas al producto, y que la efectividad varía en las sublíneas duras para las personas con más interés en el artículo. Dado que la categoría blanda requiere menos visitas para comprar (menor involucramiento) es normal que las diferencias de *timing* hagan efecto en esas sublíneas para ese nivel de interés. Análogamente, es esperable que la diferencia de *timing* haga mayor efecto en las sublíneas duras solo en las personas que visitaron más veces un producto de allí, pues son ellos los que realmente van a comprar. Esto significa que variar *timings* para adecuarse al ciclo de compra del producto debe ir acompañado con una buena selección del *target*.

Timing	View 1			View 2		
	Conversión	Ticket promedio	Revenue	Conversión	Ticket promedio	Revenue
Regalos	2	1	1	2	1	1
Accesorios Electro	1	1	1*	1	2	1
Perfumería	2	1	2	1	2	2
Menaje	1	2°	2	1	1	1
Decohogar	2	1	2	2	2	2
Accesorios Moda	1	2	1	2	1	2
Infantil	2	1***	1**	1	2	2
Electrodomésticos	2	2	2	1	1	1
Climatización	2	1	1	2	1	1
Audio	2	1	2	1	1	1
Telefonía	2	2	2	3	2	3
Deporte	2	2	2	2	3	3
Videojuegos	2	2	2	2	3	2
Lavado	1	1	1	1	3	1
Dormitorio	2	1	1	1**	3	3
Cocina	1	1	1	1	2	1
Fotografía	1	2	1	2	3**	3
Muebles	1	2	1	3	3	3
Computación	1	1	1	1** +++	1** ++	1*** +++
Televisión	1	2	1	1+++	2°°	2
Refrigeración	1	1	1	3°°	2°°	3°°°

Significancia obtenida a partir del  $\beta_3$  con respecto a otras configuraciones de *timing* (° con respecto a *timing* 1, \* con respecto a *timing* 2 y + con respecto a *timing* 3). Tres símbolos  $p < 0.01$ , dos símbolos  $p < 0.05$ , un símbolo  $p < 0.1$

Si bien aparecen algunas diferencias entre *timing* en sublíneas blandas, en general las diferencias entre *timing* se manifiestan mayoritariamente en las sublíneas duras. Adicionalmente, la tabla muestra que las diferencias se manifiestan mucho más en las sublíneas más caras. Es decir, para este tipo de sublíneas es particularmente importante elegir el *timing* correcto, pues se presentan diferencias significativas entre los tiempos de envío en las tres métricas analizadas. Esto parece indicar que los clientes más interesados en los artículos son más sensibles al ciclo de compra del producto cuando éstos son más caros, y por eso el *timing* (que busca adecuar el envío del email al ciclo de compra del cliente) presenta diferencias significativas en estas sublíneas con este tipo de personas.

Finalmente, se puede ver que cada sublínea tiene un *timing* que más se acomoda a sus atributos. Las sublíneas de computación, televisión y refrigeración son sucesivas en el orden de precios brutos de sus boletas, pero aun así presentan *timing* distintos entre ellos; en computación es mejor esperar un día para enviar el email, mientras que con televisión y refrigeración presenta *timing* óptimos distintos para conversión y ticket promedio. Por tanto, no es posible afirmar que sea siempre mejor esperar para enviar un email en las sublíneas más caras, en un intento de generalización.

#### Anexo O: Efectividad de *templates* en categoría calzado

Calzado		Conversión			Ticket promedio			Revenue		
		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$		$\beta_1$	$\beta_3$	
Total	2° template	0.02	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.11	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.02	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.05	-0.08	-	-0.10	-0.21	-	-0.02	-0.04	-
	4° template	-0.09	-0.12	-0.04	0.05	-0.06	0.15	-0.01	-0.03	0.00
Online	2° template	-0.06	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.15	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.00	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.12	-0.06	-	-0.05	-0.20	-	-0.02	-0.02	-
	4° template	0.01	0.07	0.13	0.29 **	0.14	0.34 *	0.02	0.01	0.04 *
Offline	2° template	0.13	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.10	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.01	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	0.00	-0.13	-	-0.06	-0.16	-	0.00	-0.01	-
	4° template	-0.23 ***	-0.36 ***	-0.23	-0.09	-0.18	-0.03	-0.03 ***	-0.05 ***	-0.03 *
Dentro de sublínea	2° template	0.14	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.22	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	0.02 *	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.09	-0.23	-	-0.09	-0.31	-	-0.02	-0.04 *	-
	4° template	0.04	-0.11	0.12	0.05	-0.17	0.14	0.01	-0.02	0.02
Fuera (blandas)	2° template	0.00	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	-0.06	2° vs	3 <sup>er</sup> vs	-0.01	2° vs	3 <sup>er</sup> vs
	3 <sup>er</sup> template	-0.04	-0.03	-	-0.03	0.03	-	0.00	0.00	-
	4° template	-0.20 ***	-0.20 *	-0.17	0.02	0.09	0.05	-0.02 *	-0.02	-0.02

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## Anexo P: Atributos de los clientes y su propensión a comprar

Variable	Conversión									
	Total		Online		Offline		Dentro de la sublínea		Fuera de la sublínea	
	Estimador		Estimador		Estimador		Estimador		Estimador	
Abrir email	0.15 ***		0.20 ***		0.07 **		0.21 **		0.08 ***	
Clickear email	0.39 ***		0.54 ***		0.17 ***		0.72 ***		0.04	
Masculino	-0.06 ***		0.05 **		-0.18 ***		0.12 ***		-0.22 ***	
Edad	0.01 *		0.01		0.01 **		0.02 ***		0.01	
Edad <sup>2</sup>	-0.00 **		-0.00		-0.00 **		-0.00 **		-0.00	
Cliente importante	0.72 ***		0.59 ***		0.81 ***		0.50 ***		0.90 ***	
Cliente importante web	0.15 ***		0.25 ***		0.01		0.19 ***		0.09 ***	
<b>Gasto con la TC</b>										
Normal	0.00 -		0.00 -		0.00 -		0.00 -		0.00 -	
Premium	0.32 ***		0.22 ***		0.41 ***		0.18 ***		0.40 ***	
Elite	0.65 ***		0.59 ***		0.66 ***		0.49 ***		0.72 ***	
<b>Apertura histórica</b>										
Primer quintil	0.00 -		0.00 -		0.00 -		0.00 -		0.00 -	
Segundo quintil	-0.02		-0.02		-0.03		-0.07		0.01	
Tercer quintil	-0.07 **		-0.10 ***		-0.03		-0.18 ***		0.05	
Cuarto quintil	-0.05 *		-0.06 *		-0.04		-0.18 ***		0.06 *	
Quinto quintil	-0.16 ***		-0.18 ***		-0.14 ***		-0.38 ***		0.03	
<b>Región de residencia</b>										
RM	0.00 -		0.00 -		0.00 -		0.00 -		0.00 -	
I	-0.14		-0.41 ***		0.11		-0.46 ***		0.07	
II	-0.06		-0.17 **		0.04		-0.04		-0.03	
III	0.01		-0.22 **		0.23 ***		-0.08		0.12	
IV	-0.02		-0.09		0.05		-0.03		0.03	
V	-0.02		-0.06		0.03		-0.04		0.01	
VI	-0.05		-0.09		0.00		-0.10 *		0.01	
VII	-0.14 ***		-0.21 ***		-0.01		-0.25 ***		-0.01	
VIII	-0.04		-0.18 ***		0.10 **		-0.10 **		-0.00	
IX	-0.05		-0.10		-0.03		-0.04		-0.05	
X	0.03		-0.22 ***		0.25 ***		-0.06		0.09	
XI	-0.29 *		0.12		-1.01 ***		0.11		-0.60 **	
XII	0.11		-0.47 ***		0.44 ***		-0.18		0.20	
XIV	0.01		-0.15 *		0.19 ***		-0.19 **		0.12 *	
XV	-0.22		0.15		-1.13 ***		0.02		-0.38 *	

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Se puede observar que los hombres suelen comprar más de manera online y en la venta directa, aunque el agregado indica que las mujeres son las más propensas a comprar en general. Además, se encuentran efectos cuadráticos en la edad, indicando que a mayor edad, mayor es la propensión a comprar, aunque esta propensión va disminuyendo marginalmente.

Lógicamente, mientras el cliente es más asiduo a gastar (sea dentro de la empresa como con la tarjeta de crédito), es más propenso a comprar. La alta propensión encontrada a comprar online por los clientes de alto gasto en el canal web es un resultado casi obvio, y esta condición no aporta para la venta offline.

En general, el quintil de apertura histórica de emails indica que los clientes que abren poco sus emails son más propensos a comprar, cuando se controla por la variable “abrir email”. Esto significa que las personas que pertenecen a los quintiles superiores de apertura suelen comprar menos que el primer quintil, al sacar la influencia de la apertura del email. Este resultado puede sugerir que las personas que más abren sus emails tienden a depender fuertemente del *cliqueo* del envío más que de la apertura para decidirse a comprar.

El desglose por región de residencia entrega información importante. Por un lado, es en la Región Metropolitana donde más se suele comprar por internet, posiblemente por la alta conectividad que presenta la capital. Resultados similares se encuentran al considerar la venta directa. Con excepción de la XI y XV región, las demás regiones con resultados significativos suelen comprar mayormente de manera presencial, en comparación con la Región Metropolitana.

Anexo Q: Tabla 21 completa, con variables de control

Variable	Abrir email   Recibió		Clickear email   Abrió	
	Estimador		Estimador	
Intercepto	-1.89	***	-3.14	***
<b>Views</b>				
View 1	0.00	-	0.00	-
View 2	0.07	***	0.07	***
<b>Timing</b>				
Timing 1	0.00	-	0.00	-
Timing 2	-0.05	**	0.03	
Timing 3	-0.21	***	-0.00	
<b>Template</b>				
Template 2	0.00	-	0.00	-
Template 3	-0.03		-0.03	
Template 4	0.04		0.67	***
Evento promoción	-0.03		0.05	
En la mañana	-0.01		0.03	
<b>Día de semana</b>				
Lunes	0.00	-	0.00	-
Martes	0.10	***	0.02	
Miércoles	0.14	***	0.09	*
Jueves	0.06	*	0.16	***
Viernes	0.03		0.06	
Sábado	-0.17	***	0.08	
Domingo	0.08	**	0.16	***
<b>Semana del mes</b>				
Primera	0.00	-	0.00	-
Segunda	-0.01		-0.03	
Tercera	-0.03		-0.02	
Cuarta	-0.06	***	-0.06	*
<b>Mes</b>				
Mayo	0.00	-	0.00	-
Junio	-0.09	**	-0.02	
Julio	-0.15	***	0.01	
Agosto	-0.27	***	-0.05	
Septiembre	-0.40	***	-0.16	**
<b>Sublínea del envío</b>				
Accesorios Moda	0.00	-	0.00	-
Accesorios Electro	-0.21	**	-0.03	
Audio	0.06		0.16	
Calzado	-0.07		0.41	***
Climatización	-0.10		-0.06	
Cocina	0.03		0.17	
Computación	-0.08		0.04	
Decohogar	-0.13	*	0.20	*
Deporte	-0.10		0.19	*
Dormitorio	-0.02		0.05	
Electrodomésticos	-0.14	*	-0.07	
Fotografía	0.12		-0.08	
Infantil	-0.01		0.01	
Lavado	-0.02		-0.04	
Menaje	-0.06		0.12	
Muebles	-0.04		0.22	**
Perfumería	-0.08		-0.13	

Refrigeración	0.07		0.05
Regalos	-0.26	**	-0.25
Telefonía	0.08		0.13
Televisión	0.15	**	0.10
Videojuegos	-0.02		-0.24 *
<b>Frente al email</b>			
Demora en abrir			-0.06 ***
<b>Del cliente</b>			
Masculino	0.06	***	-0.14 ***
Edad	-0.00		0.07 ***
Edad <sup>2</sup>	-0.00		0.00 ***
Cliente importante	-0.02	*	-0.06 ***
Cliente importante web	0.02		0.00
<b>Gasto con la TC</b>			
Normal	0.00	-	0.00 -
Premium	0.00		-0.09 ***
Elite	0.09	***	-0.20 ***
<b>Apertura histórica</b>			
Primer quintil	0.00	-	0.00 -
Segundo quintil	0.89	***	0.03
Tercer quintil	1.55	***	0.02
Cuarto quintil	2.34	***	-0.02
Quinto quintil	3.77	***	-0.15 ***
<b>Región de residencia</b>			
Región Metropolitana	0.00	-	0.00 -
Región I	0.06		0.33 ***
Región II	-0.08	*	0.20 ***
Región III	-0.08		0.05
Región IV	-0.07		-0.02
Región V	-0.05	**	0.13 ***
Región VI	0.02		0.13 ***
Región VII	0.02		0.24 ***
Región VIII	-0.07	***	0.14 ***
Región IX	-0.00		0.30 ***
Región X	0.02		0.09
Región XI	-0.20	*	0.21
Región XII	0.12		0.24 **
Región XIV	-0.05		0.16 **
Región XV	0.24	**	0.27 **
<b>Regiones por zona</b>			
Centro	0.00	-	0.00 -
Norte	-0.03		0.08 **
Sur	0.01		0.14 ***

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1