



UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DE CANJE DE PROMOCIONES
GEOLOCALIZADAS A TRAVÉS DE SMARTPHONES**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

FRANCISCO JAVIER TOLEDO VILLANUEVA

PROFESOR GUÍA:
MARCEL GOIC FIGUEROA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
LUIS ABURTO LAFOURCADE
JOSÉ GUAJARDO ANDRADES

SANTIAGO DE CHILE

2015

ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DE CANJE DE PROMOCIONES GEOLOCALIZADAS A TRAVÉS DE SMARTPHONES

El marketing móvil geolocalizado ha sido una de las tendencias más revolucionarias en los últimos años, logrando acaparar en la actualidad cerca del 18% del valor de la publicidad móvil en USA, lo que valida este canal promocional como una plataforma a considerar para las compañías. Dado esto, es importante entender cómo influyen los distintos elementos que se relacionan con este canal, sobre todo en el caso de la geolocalización ya que es justamente esta variable el elemento que marca la diferencia entre este nuevo canal móvil y los demás canales promocionales.

IZIT es una empresa chilena impulsora de una aplicación que realiza marketing móvil geolocalizado. En sus casi 2 años de funcionamiento, ha logrado captar más de 300 mil usuarios mediante el envío de promociones atractivas y pertinentes al contexto de las personas.

La interacción del usuario con la aplicación pasa por 5 hitos principales: envío, apertura, aceptación, recomendación y canje. Dado que IZIT se define como una plataforma promocional, el foco del estudio estará en las etapas de envío, apertura y aceptación.

Para llevar a cabo este análisis, se realizó una selección de casos inicial que dejó 619 promociones disponibles para el estudio. Las variables utilizadas para el estudio se separaron en 10 familias: Mensaje inicial, Valor Agregado, Tiempo, Geolocalización, Tipo de Mensaje, Segmentación, Categoría de producto, Frecuencia, Campaña y Actividad. Para modelar las distintas etapas se utilizaron regresiones lineales (envíos) y modelos logísticos estándar (apertura y aceptación).

Los resultados arrojaron que en la etapa de envíos la geolocalización tiene un rol clave, prácticamente determinando el alcance que tendrá una promoción. IZIT exhibe gran capacidad de estimación sobre los envíos, ya que las variables más influyentes en el número de mensajes enviados corresponden a decisiones tomadas entre la empresa y su cliente. En la etapa de apertura, la principal conclusión establece que la geolocalización genera mayores tasas de apertura. En el caso de la aceptación, la geolocalización no tiene un efecto significativo y las variables relevantes son aquellas relacionadas al valor de la promoción y la cantidad de restricciones para canjearla impuestas por la empresa.

Como conclusión, la geolocalización influye primordialmente aumentando la predisposición del usuario en las primeras etapas de la interacción con la promoción recibida, sin embargo, al llegar a las etapas finales, su efecto deja de ser relevante. Finalmente, es importante incorporar a la aplicación información sobre la ocasión de compra ya que son muy variadas y, en algunos casos, puede determinar el éxito de una promoción.

Para ti, hermano.

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, por todo el amor que me han entregado, su apoyo incondicional a lo largo de mi paso por la universidad y su paciencia para entenderme durante estos años. Me siento un afortunado de tenerlos a mi lado ya que gracias a ustedes he podido realizarme y lograr mis sueños, sobre todo el que estoy logrando hoy. Los quiero mucho.

A mi hermana Ertty, por haber sido mi compañera durante este proceso, por su valentía para enfrentar los desafíos más difíciles y abrirme las puertas para que mi camino sea más acogedor. Por todo lo que me has enseñado, por todo el apoyo que me has brindado durante los años y por el cariño que me demuestras constantemente. Mil gracias y siempre estaré ahí para ti.

A mi polola Camila, por haber sido un pilar fundamental durante estos 2 años. Por siempre tener una palabra de aliento en los momentos difíciles, por tu comprensión y todos los esfuerzos que has hecho para que estemos siempre juntos. Te amo cada día más y siempre haré todo lo que esté a mi alcance para hacerte feliz.

A Piero, por haber sido como un hermano durante todo este tiempo, por tu constante preocupación por mí y sobre todo por esa noche de tragos largos en que me animaste a cumplir mi sueño de estudiar donde siempre quise. Hoy el recuerdo parece lejano, pero jamás lo olvidaré. Te quiero mucho amigo.

A Sebastián y Rodrigo, por haberme acompañado en este proceso con la guía del gran maestro. Por siempre haber estado ahí cuando los necesité, sobre todo cuando se trató de cosas externas a la universidad. En ustedes encontré amigos incondicionales que hicieron este proceso mucho más llevadero e incluso en algunas ocasiones, posible. Los quiero mucho y espero que las rutinas no acaben con lo que construimos en estos 6 años.

A Maxi y Philips, por todo lo que aprendí con ustedes, por todo lo que vivimos juntos y por su constante compañía, a pesar de la distancia que nos separó en algunas ocasiones. Ya van 8 años desde que nos conocimos y me siento un afortunado de haberlos tenido como compañeros al inicio de este proceso, de habernos convertido en amigos y haber sido parte de lo que yo considero mi segunda familia hasta el día de hoy.

A Marcel Goic, mi profesor guía, por haber confiado en mí para realizar esta memoria, por su paciencia y comprensión cuando cometí algún error y por todo lo que me enseñó durante este proceso. También agradecer la ayuda brindada por el profesor José Guajardo, el cual fue parte de este proceso y sus sugerencias fueron de gran ayuda.

A Marcos Almendras, CEO de Izit, y todo su equipo, por su buena disposición a resolver mis dudas y acceder a las peticiones que les hice durante el trabajo.

Tabla de contenido

1	Introducción	1
1.1	Antecedentes Generales.....	1
1.2	La Empresa.....	2
2	Descripción del estudio.....	6
2.1	Planteamiento del problema y justificación	6
2.2	Objetivos	7
2.2.1	Objetivo General.....	7
2.2.2	Objetivos Específicos	7
2.3	Alcances.....	7
2.4	Resultados Esperados	8
3	Metodología	9
3.1	Consolidación de tablas	9
3.2	Selección de casos	9
3.3	Pre-procesamiento.....	10
3.4	Transformación de variables.....	10
3.5	Modelamiento.....	10
3.6	Análisis de modelos	11
4	Desarrollo	12
4.1	Selección de casos	12
4.2	Pre-procesamiento.....	14
4.2.1	Datos inexactos	14
4.2.2	Análisis Descriptivo.....	15
4.3	Transformación de variables.....	23
4.4	Modelamiento.....	30
4.4.1	Modelo de envíos.....	31
4.4.2	Modelo de apertura.....	31
4.4.3	Modelo de aceptación.....	32
5	Análisis de Resultados.....	33

5.1	Modelo de envíos	33
5.1.1	Calidad de los modelos	34
5.1.2	Comparación de Modelos	35
5.1.3	Análisis de variables	36
5.2	Modelo de apertura	37
5.2.1	Calidad de los modelos	38
5.2.2	Comparación de Modelos	38
5.2.3	Análisis de Variables	39
5.3	Modelo de aceptación	41
5.3.1	Calidad de los modelos	42
5.3.2	Comparación de Modelos	42
5.3.3	Análisis de Variables	43
6	Conclusiones	49
6.1	Conclusiones del estudio	49
6.2	Trabajos Futuros	51
7	Bibliografía.....	52
8	Anexos.....	53
8.1	Anexo A.....	53
8.2	Anexo B.....	57
8.3	Anexo C	58
8.4	Anexo D	59

Índice de tablas

Tabla 1: Lista de categorías disponibles en la aplicación.....	3
Tabla 2: Desglose de mensajes eliminados en filtro inicial	12
Tabla 3: Filtros realizados a base de datos inicial	14
Tabla 4: Tasas de apertura y aceptación promedio por método de envío.....	22
Tabla 5: Estadísticos descriptivos de familia Mensaje	24
Tabla 6: Estadísticos descriptivos de familia Valor Agregado	25
Tabla 7: Estadísticos descriptivos de familia Tiempo	26
Tabla 8: Estadísticos descriptivos de familia Tipo de Actividad.....	27
Tabla 9: Estadísticos descriptivos de familia Campaña	27
Tabla 10: Estadísticos descriptivos de familia Frecuencia	28
Tabla 11: Estadísticos descriptivos de familia Segmentación	28
Tabla 12: Estadísticos descriptivos de familia Actividad	29
Tabla 13: Estadísticos descriptivos de familia Geolocalización.....	30
Tabla 14: Resultados modelo de envíos	34
Tabla 15: Resultados de modelos de apertura.....	37
Tabla 16: Resultados modelo de aceptación	41
Tabla 17: Clasificación de actividades promocionales	43
Tabla 18: Descripción de Variables.....	56

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Hitos principales del uso de una promoción.....	3
Ilustración 2: Fence del Mall Costanera Center.....	4
Ilustración 3: Histograma de número de mensajes enviados	13
Ilustración 4: Histograma de envíos por método	15
Ilustración 5: Número de usuarios por rango etario.....	16
Ilustración 6: Porcentaje del total de whispers asociados a cada categoría.....	17
Ilustración 7: Número de envíos, tasa de apertura y tasa de aceptación por tipo de actividad promocional.....	18
Ilustración 8: Mapa de Calor de envíos de mensajes en la Región Metropolitana	19
Ilustración 9: Número de envíos, tasa de apertura y tasa de aceptación por fence	21
Ilustración 10: Tasa de apertura según número de envíos y nivel de geolocalización ...	22
Ilustración 11: Gráfico de tasa de apertura vs. Meses	39
Ilustración 12: Gráfico de tasa de aceptación vs. Porcentaje de descuento absoluto para promoción geolocalizada.....	45
Ilustración 13: Gráfico de tasa de aceptación vs. P_abs para promoción geolocalizada y distintos niveles de involucramiento.	46
Ilustración 14: Gráfico de tasa de aceptación vs. P_abs para promoción geolocalizada y distintos niveles de restricciones de productos.	47
Ilustración 15: Gráfico de tasa de aceptación vs. P_abs para promoción geolocalizada y distintos niveles de restricciones de locales.....	48
Ilustración 16: Residuos modelo de envíos 3	57
Ilustración 17: Residuos modelo de envíos 4	57
Ilustración 18: Residuos modelo de apertura 1	58
Ilustración 19: Residuos modelo de apertura 2	58
Ilustración 20: Residuos modelo de aceptación 1	59
Ilustración 21: Residuos modelo de aceptación 2	59
Ilustración 22: Residuos modelo de aceptación 3	60
Ilustración 23: Residuos modelo de aceptación 4	60
Ilustración 24: Impacto de variables restrictivas en descuento absoluto	61

1 Introducción

1.1 Antecedentes Generales

En la actualidad, el uso de smartphones está sumamente masificado. A nivel mundial, la cantidad de conexiones móviles está apunto de igualar al número de habitantes¹, lo cual refleja que hoy en día, prácticamente todo el mundo tiene acceso a un smartphone. Por otra parte, el desarrollo de sistemas operativos más versátiles y concebidos con el fin de acompañar a los usuarios en sus actividades cotidianas (como iOS, Android o Windows Phone) ha dado cabida a nuevas formas de relacionarse con los usuarios, entre ellas, los servicios basados en localización (LBS). Estas aplicaciones se definen como servicios que requieren información de la ubicación del usuario para poder proveerlos (i. e., Foursquare, ciertos servicios de Google Maps, Waze, etc), lo cual genera una plataforma promocional totalmente nueva entre las empresas y sus clientes debido a su capacidad de interactuar en tiempo real con ellos y entregar información y promociones que sean pertinentes a su ubicación. Esto da lugar a un aumento de la relevancia del contenido recibido por el usuario a través de su smartphone, lo cual lleva a optimizar la efectividad de dichas actividades promocionales.

La efectividad de este nuevo canal promocional se ha visto reflejada en experimentos realizados en aplicaciones similares que reflejaron una relevancia significativa de la cercanía a la tienda e incluso identificando un *trade off* entre el monto del descuento y la distancia geográfica que permite valorizar cada kilómetro que separa al usuario de la tienda [1], lo cual lleva a enfocar el estudio en medir este impacto. Estos efectos son de muy alto interés para los avisadores, por lo que tener un conocimiento más acabado sobre los factores que influyen en la efectividad de estas actividades permite un mejor desempeño del servicio. Por otra parte, este nuevo canal promocional permite estudiar el comportamiento de los consumidores mucho más de cerca e integrando variables contextuales nuevas, como la cercanía a las tiendas, tiempo de respuesta a la promoción o la interacción con promociones anteriores, lo que hace imperativo el estudio de este canal, sobre todo considerando la poca investigación empírica que existe en torno a él. Además, dado que existen sinergias entre el canal web y el móvil que generan aumentos en las tasas de conversión de promociones y el *click through rate* (ratio de clickeo) [2], es de suma importancia estudiar el rol ocupará este canal en el paradigma multicanal imperante en la actualidad, donde no solo es

1 <http://mobithinking.com/mobile-marketing-tools/latest-mobile-stats/a>

importante saber a quién contactar, sino que también es relevante cómo, cuándo y dónde.

Finalmente, las proyecciones económicas de este tipo de servicios son bastante auspiciosas. En 2011, las proyecciones financieras para el mercado publicitario móvil en USA estimaban un aumento de su valor desde 1.58 billones USD a 5.96 billones USD, de los cuales se esperaba que un 18% correspondiera solo a servicios geolocalizados, proyectando su valor a 904 MM USD en 2014 [3]. Esto último implica que esta nueva plataforma no solo abre un mundo de posibilidades para las firmas en relación a la forma de realizar publicidad, sino que también puede significar un negocio altamente lucrativo debido a su rápido crecimiento y alto valor.

1.2 La Empresa

El proyecto se enmarca en la empresa IZIT SpA, desarrolladora de una aplicación para smartphone que envía promociones tanto geolocalizadas como no geolocalizadas dependiendo de las preferencias declaradas por el usuario al descargar la aplicación. Actualmente, con más de un año de operación en el mercado chileno, cuenta con 270 mil usuarios registrados y más de 2000 campañas realizadas para cerca de 300 clientes. IZIT se define como un canal promocional cuyas actividades claves son: micro-segmentación, generación de tráfico, presencia de marca, fidelización, experiencia de usuario y aumento de probabilidad de conversión². Su propuesta de valor se basa en 4 pilares fundamentales que apuntan a la oferta de beneficios exclusivos y personalizados, envío de promociones sólo cuando se esté cerca de una tienda, funcionamiento completamente autónomo que requiere sólo del registro del usuario, mantener activado el GPS del teléfono móvil y seleccionar las categorías preferidas al descargar el programa³.

Al descargar la aplicación, se solicita al usuario seleccionar sus categorías favoritas de un total de 33 posibles. En la siguiente tabla, se muestra la lista de categorías disponibles.

Categorías		
Alimentos	Deportes y Outdoor	Viajes
Moda Mujer	Vinos y Licores	Aseo y Limpieza
Restaurantes	Infantil	Libros, arte y joyas
Regalos	Hogar	Mascotas

² <http://www.izitapp.com/negocios.html>

³ <http://www.izitapp.com/quesomos.html>

Belleza	Bebé	Electrohogar
Bebestibles	Maletería	Fotografía
Decohogar	Telefonía	Otros
Moda Hombre	Música	Videojuegos
Entretenimiento	Bancos	TV y Video
Salud y Cuidado Personal	Audio	Bienvenida
Tecnología	Automotriz	Casinos y Juegos de Azar

Tabla 1: Lista de categorías disponibles en la aplicación
Fuente: Elaboración propia

El principal objetivo de la selección de categorías inicial es enviar a los usuarios solo promociones que calcen con sus preferencias, de modo de aumentar el valor de estas y disminuir la probabilidad de enviar promociones que los usuarios puedan considerar como *spam*. Una vez seleccionadas las categorías predilectas, la aplicación está habilitada para enviar promociones al usuario.

El funcionamiento de la aplicación es bastante intuitivo debido a la sencillez de su interfaz. Esta cuenta con 4 pestañas que muestran las promociones aceptadas, las promociones enviadas (que aún no se aceptan), la lista de amigos de Facebook y otras redes sociales que están registrados en Izit y una pestaña de ajustes. En la siguiente ilustración se muestra la bandeja de entrada de la aplicación y se esquematizan los pasos a seguir desde el envío hasta el canje de una promoción.

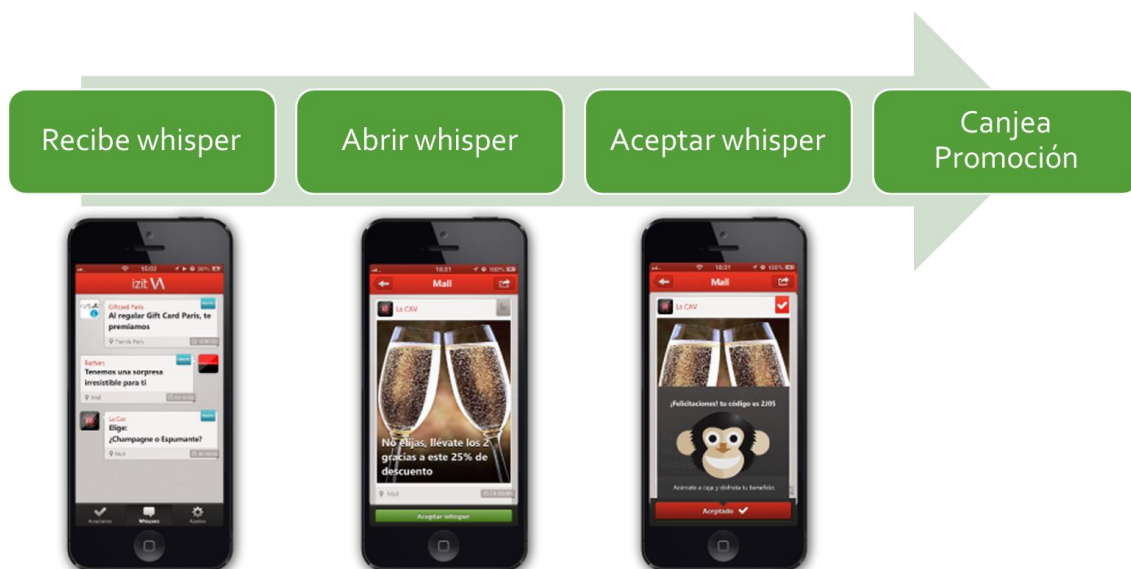


Ilustración 1: Hitos principales del uso de una promoción
Fuente: Elaboración propia

Un *whisper* corresponde a un mensaje promocional enviado a la aplicación. Los *whispers* se apilan desde el más nuevo al más antiguo en la bandeja de entrada y van desapareciendo a medida que expiran. Si el *whisper* es aceptado, se traslada a la pestaña “Aceptados”.

Los 4 hitos principales del uso de una promoción se describen a continuación.

1) **Envío de la promoción:** El envío de una promoción se puede realizar de 4 formas distintas:

a. **Envío Geolocalizado:** Se realiza a través de los *fences* y *superfences* de IZIT. Un *fence* consiste en un área habilitada para el envío de promociones definida por un punto geográfico (latitud y longitud) y un radio. En la siguiente ilustración, se muestra el *fence* asociado al Mall Costanera Center.

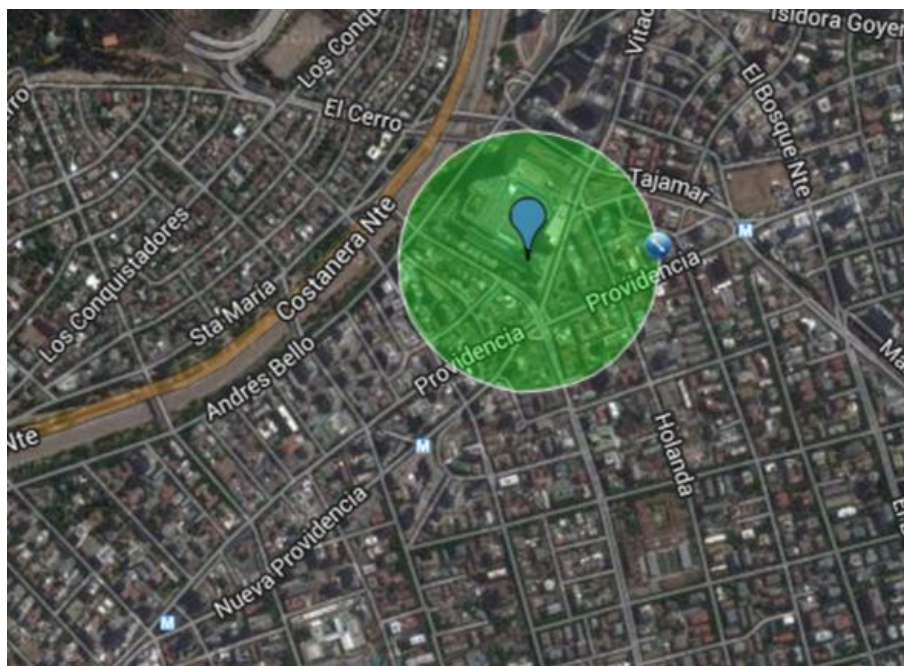


Ilustración 2: Fence del Mall Costanera Center
(Lat: -33,4187286, Long: -70,6062121, Radio: 270 mts)
Fuente: Elaboración propia (www.freemaptools.com)

Un *superfence* es un dispositivo capaz de captar teléfonos móviles inteligentes a través de señales de sonido o *bluetooth* en un radio aproximado de 30 metros. Estos se utilizan para “iluminar” sectores más reducidos, como pasillos de malls, entradas de tiendas y oficinas. El envío se realiza cuando un usuario ingresa al *fence* o el *superfence* detecta la presencia del dispositivo en su radio de alcance. Además, el usuario debe calzar con la segmentación asociada a la promoción.

- b. Envío No Geolocalizado:** Este tipo de envíos se utiliza principalmente para concursos o trivias realizadas a través de la aplicación. En este caso, el envío no considera la ubicación del usuario y solo toma en cuenta la segmentación y preferencias.
 - c. Mensajes de Facebook:** Algunas promociones están habilitadas para realizar envíos solo a los usuarios que hayan puesto “me gusta” en el mensaje alusivo a la promoción en el muro de IZIT. Este tipo de envío no toma en cuenta la ubicación del usuario ni la segmentación o preferencias indicadas al descargar la aplicación.
 - d. Reenvío:** Una promoción recibida puede ser reenviada a la lista de amigos antes mencionada. En este caso, la ubicación del usuario no es un requisito para poder reenviar.
- 2) Apertura de la promoción:** Una vez que el usuario recibe la promoción, aparecerá una notificación en su teléfono con el fin de dar aviso y entregar un breve mensaje describiendo de que se trata la promoción y la empresa asociada. La decisión de abrir la promoción es la primera que enfrenta el usuario al usar una promoción, siempre y cuando no se haya enviado a través de Facebook.
 - 3) Aceptar promoción:** Una vez abierto el mensaje, se desplegará una pantalla con detalles de la promoción, un botón para aceptarla y el tiempo que resta para que la promoción expire, en caso que corresponda. Si una promoción expira, puede ser revisada si es que aún no se ha abierto, pero no puede ser aceptada. Cabe destacar que no todas las promociones pueden ser aceptadas y que hay algunas que no requieren de ser aceptadas para poder canjearlas.
 - 4) Uso de promoción:** Finalmente, luego de aceptar la promoción, se puede hacer uso de esta en la tienda asociada, en caso que corresponda, ya que no todas las promociones llegan a esta fase. La aplicación entregará un código que se deberá mostrar en la tienda para poder canjear los beneficios asociados.

Dado que IZIT se define como una plataforma promocional, las etapas más importantes de este proceso, encargadas de generar los KPI reportados a sus clientes, son las de envíos, apertura y aceptación, a través de las cuales se busca reflejar el nivel de alcance que tuvo la promoción y la intención de uso de las promociones mostrada por los usuarios. La experiencia obtenida desde el lanzamiento de la aplicación ha mostrado que el uso de promociones depende de factores externos sobre los cuales IZIT no tiene control, por lo tanto, la empresa tomó la decisión de desligarse de esta etapa ya que las acciones que han tomado para reparar malos resultados en esta etapa han mostrado tener un impacto bajo.

2 Descripción del estudio

2.1 Planteamiento del problema y justificación

La información recopilada por esta herramienta permite responder una amplia gama de preguntas tanto del negocio como del comportamiento de los usuarios. En particular, el trabajo se centra en estudiar las campañas de esta aplicación con el fin de identificar qué factores promocionales y ambientales influyen en sus tasas de envío, apertura y aceptación, cuál es el efecto de la geolocalización en la efectividad de las promociones y cómo se relacionan los demás factores con este efecto, entre otros. Estas preguntas se resolverán testeando diferentes modelos cuyo objetivo es ajustar la tasa de éxito de cada promoción en cada una de sus fases, lo que entregará a la empresa un conocimiento más amplio sobre cómo interactúan las distintas variables que definen a las promociones. Con esto, se espera que Izit esté en posición de anticipar, con un nivel mayor de certeza, el desempeño que tendrá una promoción y así realizar a sus clientes ofertas mucho más informadas e incluso poder seducir nuevos clientes para que contraten sus servicios.

Como se indicó anteriormente, estos servicios han crecido rápidamente y sus proyecciones apuntan a que tendrán un protagonismo sustancial en la estrategia promocional de las compañías debido a sus menores costos, mayor relevancia, personalización e inmediatez, capacidad de medir efectividad y la posibilidad de interactuar en tiempo real con los usuarios [4]. Dado este nuevo escenario, es importante entender cómo se puede aprovechar de mejor manera estas características, con el fin de amplificar sus efectos y recibir los réditos del uso de esta nueva plataforma.

A pesar de la relevancia que ha cobrado el marketing móvil geolocalizado, la evidencia empírica de los factores que influyen en su efectividad es baja y aun no existe un entendimiento pleno sobre estas materias. Gran parte de la investigación realizada en esta materia se ha realizado en servicios que van camino a quedar obsoletos como los SMS, sin embargo, ha entregado pistas de que el contexto juega un rol sumamente relevante en la conversión de las actividades promocionales a través de teléfonos móviles [5], lo cual explicaría en parte la efectividad de la geolocalización.

Finalmente, la variedad ofrecida por la aplicación estudiada en términos de tipos de promociones, condiciones ajustables (tiempo de duración, expiración, segmentación por categorías y usuarios, etc) y la posibilidad de contar con promociones geolocalizadas y no geolocalizadas agregan valor al análisis al permitir explicar el problema desde un amplio espectro de variables, comparándolas entre sí para así tener nociones del impacto relativo de cada familia de factores.

2.2 Objetivos

2.2.1 Objetivo General

Evaluar el impacto que tiene el uso de información de ubicación y otras variables relacionadas sobre la efectividad de las actividades de marketing realizadas a través de la plataforma estudiada

2.2.2 Objetivos Específicos

1. Identificar los factores con potencial influencia en la efectividad de una promoción para las distintas etapas (apertura, aceptación y canje)
2. Medir y comparar a través del uso de distintas técnicas de modelamiento el impacto de cada variable en el desempeño de las promociones a nivel agregado en cada etapa.
3. Determinar en qué etapa(s) y/o contexto(s) es más eficiente utilizar la geolocalización.
4. Identificar los factores que complementan o suplementan el efecto de la geolocalización
5. Generar propuestas de mejora a la aplicación estudiada que apunten a mejorar las tasas de apertura y aceptación de las promociones,

2.3 Alcances

Dado que la información de canje de promociones es deficiente y poco fidedigna, se decidió descartar del análisis esta etapa del estudio. Además, Izit centra su interés en las etapas de apertura y aceptación, por lo que si bien sería interesante poder analizar la respuesta de los usuarios en esta fase, su importancia es inferior a la de las otras 2 etapas.

Respecto a los casos de estudio, solo se considerarán aquellos enviados en Chile, con el fin de eliminar sesgos de variables más complejas de estudiar producto que vienen de un mercado distinto al nacional. De todas formas, estos mensajes corresponden a cerca del 1% del total de mensajes considerados, por lo que no supone una pérdida importante.

Finalmente, para poder estudiar las tasas de aceptación y apertura de las promociones, estas deben contar con al menos un envío, de lo contrario es imposible que puedan ser consideradas.

2.4 Resultados Esperados

Los principales resultados de este trabajo estarán orientados hacia enviar mejores promociones a los usuarios, en mejores momentos y con mayor éxito para los avisadores.

En primer lugar, este trabajo entregara los factores que con mayor impacto en cada una de las etapas. Debido al gran número de elementos que influyen en el contexto que se encuentra la aplicación (ubicación, tiempo, clientes, segmentación, método de envío, etc) las variables serán agrupadas en familias homogéneas que serán testeadas en cada uno de los modelos. Con esto, un segundo resultado consistirá en los distintos modelos que se testearan para cada etapa que mostraran que familia cobra más relevancia en cada etapa. Con este resultado se tendrá un *insight* interesante para IZIT sobre las características de las promociones que mejoran o aumentan el desempeño de las campañas en cada fase.

Uno de los principales resultados del estudio será mejorar el entendimiento acerca del rol que juega la geolocalización en el marketing móvil. A través de los resultados de los modelos se podrá comprender de mejor manera cuándo es más conveniente geolocalizar los mensajes, qué factores interactúan mejor con este factor, qué etapas son más sensibles a la geolocalización, etc.

Finalmente, uno de los resultados más importantes será la transformación de las conclusiones obtenidas en este trabajo en recomendaciones de mejora para la empresa, tanto en su sistema de envío de promociones como en aspectos más estratégicos relacionados con el tipo de compañías con que deberían negociar sus servicios.

3 Metodología

3.1 Consolidación de tablas

Para la realización de este estudio se contó con acceso a una réplica de la base de datos de Izit en MySQL, la cual se actualiza cada 5 minutos con las últimas transacciones realizadas. Esto trajo consigo ventajas, como el acceso permanente a los registros de las transacciones y conocimiento pleno sobre los datos implicados en el funcionamiento de la aplicación, sin embargo, también trajo consigo algunas desventajas, ya que el volumen de datos era elevado (68 tablas, donde algunas sobrepasaban los 5 millones de registros) y la actualización periódica de los datos exigía escoger un rango temporal acotado con el fin de evitar la inclusión de nuevas campañas y transacciones a lo largo del trabajo. Para atacar el primer problema, se trabajó por separado en cada una de las tablas, realizando descargas parciales de estas y utilizando el software *MS Excel* para su procesamiento. Finalmente, se consolidaron todas las tablas en una sola para poder seguir con las siguientes etapas de análisis. Respecto al segundo problema, en las primeras etapas de estudio se trabajó con consultas modulares que permitían realizar actualizaciones rápidas de las nuevas campañas, con el fin de incluir la mayor cantidad de promociones en el estudio. La fecha límite de inclusión fue definida por el término del análisis descriptivo de los datos, ya que posterior a dicha etapa se iniciaría la transformación de variables y el costo de incluir nuevas promociones era mucho más alto, ya que además del trabajo adicional en la etapa de generación de variables se debía actualizar todo el análisis descriptivo.

Cabe destacar que la metodología establecida en el presente capítulo no se aplicó de forma taxativa y constantemente fue necesario volver a pasos previos, generando relación cíclica entre cada etapa.

3.2 Selección de casos

El principal objetivo del trabajo es poder estudiar la efectividad de las promociones y los factores que influyen en ella, centrando el análisis en la geolocalización. Para ello, la selección de casos debe estar enfocada en filtrar aquellas promociones que no entregan información relevante para el estudio, como mensajes de prueba, promociones que utilizan formas de envío distintas a las antes señaladas, etc. El resultado final de esta etapa será la base de datos consolidada, con los casos seleccionados y las variables pertinentes para el estudio y pre-procesamiento. Cabe destacar que en la siguiente etapa también existe una etapa de filtro, sin embargo, son

motivadas por razones distintas. En el caso de esta etapa, la selección de casos se realiza con el fin de excluir las promociones que no son pertinentes al estudio, mientras que en la siguiente el filtro lo impulsa la dificultad de usar una promoción, ya sea porque sus datos se alejan mucho de la media (*outliers*), porque faltan datos de la promoción o porque existe evidencia para pensar que la información fue registrada con errores.

3.3 Pre-procesamiento

En esta etapa el principal objetivo es filtrar la información que dificulta el análisis o los casos que estén entregando información errónea. También se puede considerar la eliminación de casos por mermar la capacidad de ajuste de los modelos, ya sea porque es un *outlier* o, en el caso de las variables, porque tiene poca varianza y no colabora con dar una mejor explicación a los fenómenos detrás de la variable en estudio.

Para conseguir lo anterior, el análisis se centrará en la detección de información errónea, datos faltantes y eliminación de datos que generen ruido, mermando la performance de los modelos.

Finalmente, se agrega un análisis descriptivo de las variables para tener mayor conocimiento sobre la información disponible en la base de datos y las variables que se deben construir para complementar esta información. El resultado de esta etapa será la base de datos limpia, con la selección final de casos y el análisis descriptivo de estas. Tal como se ha señalado en las etapas anteriores, es posible que a medida que se avance a las demás etapas se encuentren problemas en los datos que lleven a realizar un filtro posterior a la finalización de esta etapa.

3.4 Transformación de variables

Con el resultado del análisis descriptivo se llevará a cabo la creación de nuevas variables que busquen complementar o reflejar el comportamiento de las promociones en los casos que corresponda. Principalmente, se llevará a cabo la creación de variables *dummy* con el fin de caracterizar las promociones y normalizar factores. El resultado de esta etapa será la base de datos completa, con los casos seleccionados y todas las variables que se considerarán en el modelamiento.

3.5 Modelamiento

Con el *set* de variables completo, se dará paso al modelamiento. El objetivo es modelar las etapas de envío, apertura y aceptación de promociones para los casos

seleccionados. El principal objetivo de estos modelos es que logren ajustar el desempeño de una campaña promocional utilizando variables conocidas antes de lanzarla.

En el caso de los envíos, se privilegió el uso de regresiones lineales [7] debido a su simpleza en el modelamiento e interpretación de los datos y se probará con diferentes transformaciones para la variable dependiente [8] con el fin de mejorar el ajuste y los distintos indicadores de desempeño de los modelos. Por otra parte, para el caso de las etapas de apertura y aceptación, se descarta el uso de regresiones lineales ya que esto obligaría a utilizar como variable dependiente el número de aperturas y aceptaciones, respectivamente, el cual está altamente correlacionado con el número de envíos y sesgaría el análisis de resultados, ya que una promoción con mayor número de aperturas no necesariamente tuvo una mejor performance. Dado esto, se optó por el uso de modelos logit estándar para modelar ambas etapas, buscando identificar las variables que mejor expliquen el desempeño de cada promoción.

Para realizar el modelamiento, se utilizó el software *Canopy Enthoght*, que consiste en un ambiente de desarrollo orientado al análisis estadístico, el cual está desarrollado en Python y cuenta con las librerías pertinentes para la manipulación, procesamiento y ejecución de las herramientas de modelamiento antes señaladas. Se optó por este software por sobre otros como R o Stata con el fin de aprovechar su versatilidad, la facilidad de desarrollo de código y el conocimiento previo de las principales herramientas de manipulación de datos de este lenguaje de programación. En la actualidad, con el lanzamiento de su paquete informático *Pandas* para manipulación y análisis de datos, Python se ha convertido en un lenguaje ampliamente aceptado para el *scientific computing* [6].

3.6 Análisis de modelos

El análisis de los modelos se realizará utilizando métricas de aporte informativo como el *R-squared* en el caso de las regresiones lineales y *adjusted R-squared* para los modelos logit. También se incluirán en este análisis el *Log-Likelihood* para medir el aporte informativo de las variables en el caso de los modelos logit. Por otra parte, para medir la capacidad de ajuste de los modelos, se incluirán las medidas MAPE y MAE, que reflejan el ajuste promedio porcentual y absoluto de los datos, respectivamente. Además de evaluar los modelos, estos criterios servirán para compararlos y determinar aquellos que mejor ajustan la variable dependiente de cada una de las etapas.

Finalmente, las variables serán evaluadas utilizando sus p-valores. En cada uno de los resultados se incluirá el valor de este indicador, el cual indica la probabilidad de rechazar la hipótesis nula que indica que la variable tiene un coeficiente distinto de 0, es decir, es significativa.

4 Desarrollo

4.1 Selección de casos

La extracción inicial arrojó un total de 1567 promociones. Dado que se desea estimar el número de envíos en primer lugar, se descartaron aquellas promociones que no contaran con ningún envío. Además, se descartaron los 8 mensajes que contaban con una nueva modalidad de envío, la cual consiste en asociar la promoción a un link publicado en el muro de Facebook de Izit y propagarla entre los usuarios a través de internet. Este tipo de promociones no requiere del uso de la aplicación y por lo tanto puede ser canjeada por usuarios no registrados, lo cual implica dificultades en el análisis. Finalmente, se descartaron los mensajes asociados a pruebas, actividades universitarias, notificaciones de premios o errores. En la siguiente tabla, se muestra el número de promociones asociadas a cada filtro y las promociones seleccionadas luego de la primera etapa de selección de casos.

Filtro	Nro. Whispers	Total	Porcentaje
Inicial		1567	100%
Sin envíos	368		23.5%
Envíos con link	7		0.4%
Avisos a ganadores de concursos	96		6.1%
Internacionales (Perú y México)	3		0.2%
Actividades privadas (U, empresas)	11		0.7%
Whispers de prueba	20		1.3%
Servicios (wifi, desfiles, etc)	10		0.6%
Con envíos y filtros iniciales		1052	67.1%

Tabla 2: Desglose de mensajes eliminados en filtro inicial
Fuente: Elaboración propia

Luego del filtro inicial, se cuenta con una base de datos con promociones pertinentes para el estudio con al menos un envío realizado. Sin embargo, los mensajes con baja actividad pueden sesgar el resultado al tener muy pocos envíos, por lo que se hizo necesario realizar un corte en el número de envíos de las promociones. En el siguiente gráfico, se muestra un histograma de las promociones según la cantidad de envíos. Como se puede ver, los datos exhiben bimodalidad en los datos separados por 100 y 300 envíos. El primer tramo (0 a 100 envíos) se decidió no considerarlo ya que en

su mayoría está compuesto por promociones con menos de 20 envíos que suelen representar campañas específicas con periodos cortos de actividad (menos de 4 horas), por lo que sus resultados podrían estar condicionados a situaciones específicas del tiempo que estuvieron activas. En el caso de los tramos 2 (100 a 300 envíos) y 3 (más de 300 envíos), corresponden a campañas con mayor cobertura y tiempo de funcionamiento, lo cual establece una diferencia significativa con el primer tipo tanto en sus resultados como en los tipos de promoción. Dado lo anterior, el estudio se enfocará en el segundo tipo de promociones, esto es, mayores a 100 mensajes. Esto deja el total de mensajes promocionales a analizar en 651, los que representan un 41.5% de los whispers totales de la base de datos.

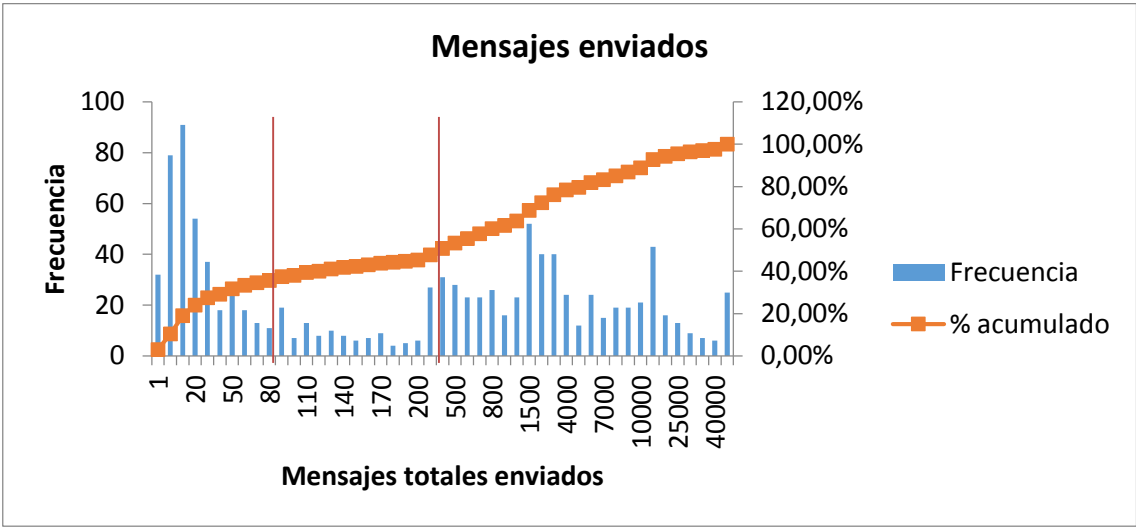


Ilustración 3: Histograma de número de mensajes enviados
Fuente: Elaboración propia

Finalmente, se filtraron las promociones sin aceptaciones debido a que no podrían ser estudiadas sus tasas. Además, en la etapa de modelamiento se eliminaron 3 promociones consideradas outliers por tener MAPEs del 900% y 8 promociones no aceptables, que consisten en promociones registradas como “no aceptables” y que sin embargo tenían mensajes aceptados, lo cual implica que podría existir un error de almacenamiento, ya que habían otras promociones no aceptables con mensajes aceptados, sin embargo, en . En la tabla siguiente, se exhibe el número de promociones filtradas y la cantidad final de casos a estudiar.

Filtro	Nro. Whispers	Total	Porcentaje
Con envíos y filtros iniciales		1052	
Con menos de 100 envíos	401		25.6%
BD para análisis		651	41.5%
Outliers	3		0.2%
Promociones sin aceptaciones	21		1.3%
Promociones "No Aceptables"	8		0.5%
BD Final		619	39.5%

Tabla 3: Filtros realizados a base de datos inicial

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, el número de promociones a utilizar es de 619, las cuales serán utilizadas en las 3 etapas con el fin de identificar patrones de comportamiento que sean caracterizados por su desempeño en el envío, apertura y aceptación de la promoción.

4.2 Pre-procesamiento

No fue necesario realizar un pre-procesamiento exhaustivo, ya que en general los datos no exhiben mayores problemas. Por ejemplo, no existen variables con problemas de datos perdidos u *outliers* muy marcados. Sin embargo, hubo que tratar con algunos problemas producidos por registros incoherentes o contradictorios.

4.2.1 Datos inexactos

- **Día de inicio y termino de la promoción**

Cada promoción está asociada a una campaña, la cual puede contar con más de una promoción. Las campañas cuentan con una fecha de inicio y término, sin embargo, en la práctica se observa que no todas las promociones de una campaña comienzan y terminan en la misma fecha. Dado esto, no fue posible utilizar la fecha que establecía la campaña debido a que en muchos casos, las promociones registraban envíos fuera del plazo antes mencionado. Para solucionar el problema, se seleccionó la fecha del primer y último mensaje enviado en cada promoción y la duración de la promoción se determinó como la diferencia entre ambas fechas. Este dato resultó ser de mucha más utilidad e incluso resultó ser significativo en la etapa de envíos.

- **Geolocalización**

La base de datos contaba con una variable *dummy* que indicaba si la promoción era geolocalizada o no. Sin embargo, se observó que algunas promociones realizaban envíos por ambas modalidades, por lo que se construyeron variables que mostraran el porcentaje de envíos que se realizó por cada método. En particular, las modalidades de envío consideradas fueron no geolocalizado, geolocalizado por fence y geolocalizado por superfence. En el siguiente gráfico se muestra cómo está distribuido el porcentaje de envíos por cada medio. En él se puede ver que si bien existen mensajes con más de un método de envío, estos mensajes son los menos y en general existe un amplio predominio de una sola técnica. Dado esto, la métrica de geolocalización se reconstruyó estableciendo que si más del 50% de los mensajes eran realizados de forma geolocalizada (suma de envíos por fences y superfences), entonces la promoción es considerada geolocalizada. Otro elemento relevante que arroja el gráfico es que la mayoría de las promociones son geolocalizadas y que el medio de envío que predomina es a través de fences.

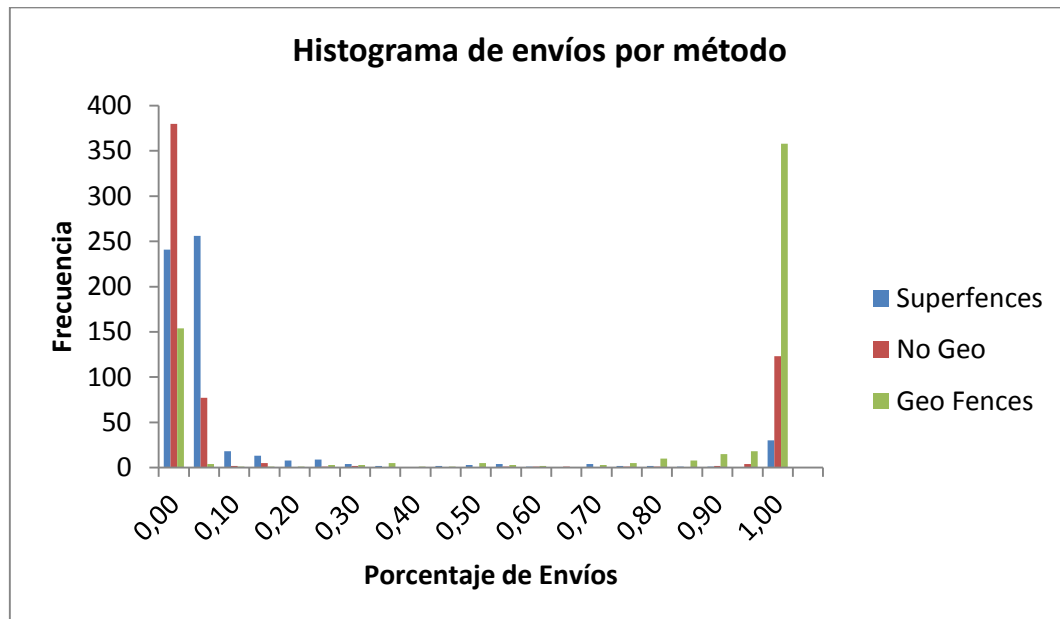


Ilustración 4: Histograma de envíos por método

Fuente: Elaboración propia

4.2.2 Análisis Descriptivo

Debido al gran volumen de datos disponible y al variado conjunto de aspectos a considerar en el análisis, se separó la base de datos en familias, con el fin de realizar

un análisis ordenado de estos. Las familias diseñadas son:

- **Usuarios**

El presente estudio se centra en las promociones de forma agregada, por lo que el análisis descriptivo de los usuarios se realizará con el fin de conocer qué tipo de personas interactúan con la aplicación.

La aplicación cuenta con 267.428 usuarios registrados. Sin embargo, hay una serie de personas que no registra ningún tipo de actividad con la aplicación, lo que deja solo 168.295 usuarios con al menos un mensaje recibido. De los usuarios indicados, un 51,8% corresponde a hombres, sin embargo, las mujeres registran levemente más actividad que estos.

En el siguiente gráfico se muestra la distribución de las edades de los usuarios. En este gráfico se explicita que la mayor parte de los usuarios se encuentra concentrado entre los 20 y los 35 años, observando un descenso pronunciado a medida que se avanza en los rangos etarios.

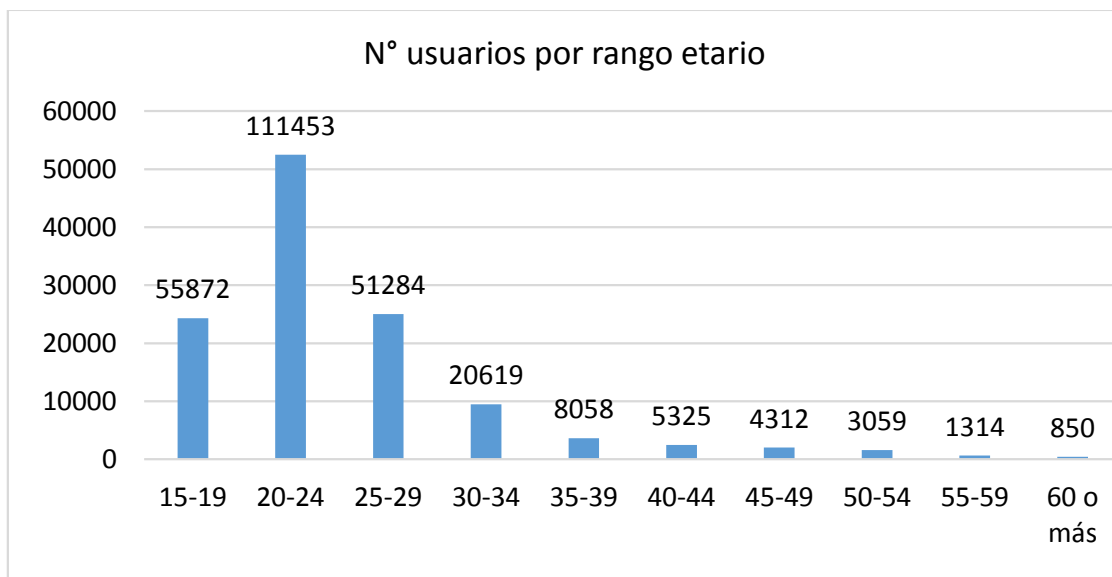


Ilustración 5: Número de usuarios por rango etario

Fuente: Elaboración propia

Al descargar la aplicación, los usuarios definen sus preferencias en torno a 33 categorías. En promedio, estos seleccionan 26.8, lo cual se debe en primer lugar a que cerca del 37.9% escoge la opción “seleccionar todas”. Extrayendo estos casos y solo

tomando a los que escogieron las categorías una a una, se tiene que en promedio escogen 23.9 de las 33 categorías. Dado esto, no se ve un aporte significativo para explicar la aceptación o apertura de un mensaje por parte de un usuario, lo que sugiere que esta variable no debe ser considerada a priori.

- **Whispers**

En esta familia se estudian los aspectos relativos al mensaje promocional, las categorías asociadas a estos, el tipo de actividad promocional y las estadísticas relacionadas al envío, canje, aceptación y apertura de mensajes.

Los whispers responden a distintas categorías, las cuales son asignadas por Izit. En la figura 4, se muestra cuáles son las categorías que cuentan con más whispers asociados. En este gráfico, se observa que sobre el 40% de los whispers están asociados a la categoría de alimentos, casi doblando a la categoría siguiente (Moda mujer). Esto se debe en gran medida a que el principal cliente de Izit es McDonald's, con el cual realizan promociones periódicamente, a diferencia de los contratos con los demás clientes que suelen responder a una cierta cantidad de mensajes enviados.

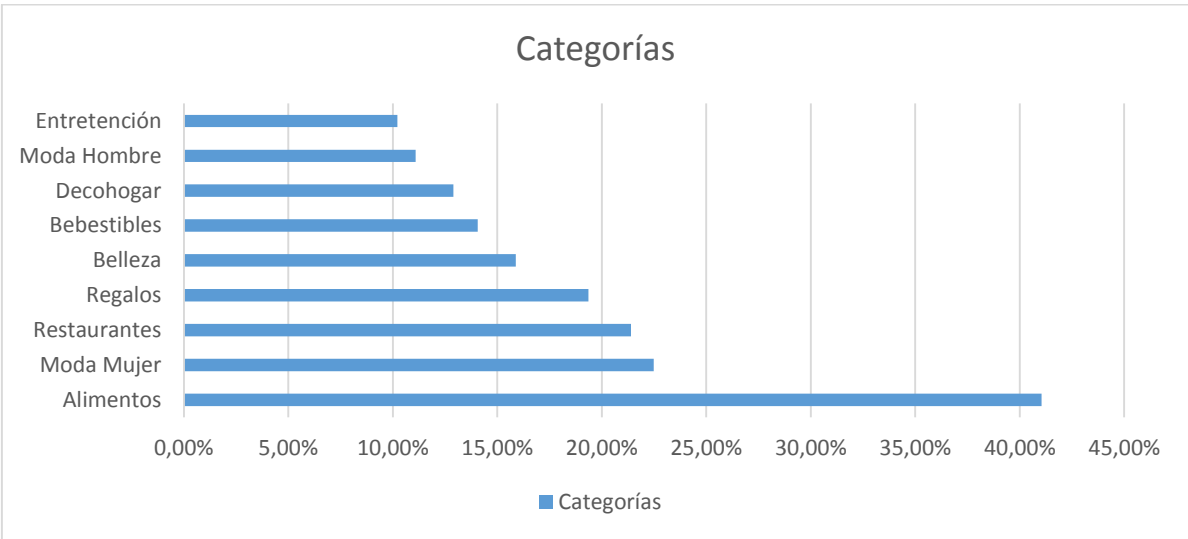


Ilustración 6: Porcentaje del total de whispers asociados a cada categoría

Fuente: Elaboración propia

Por otra parte, los whispers responden a distintos tipos de actividades promocionales. A continuación, se listan los distintos tipos de actividades que se realizan a través de la aplicación: 2x1, Regalo, Concurso, Compras – Beneficios, Porcentaje de descuento, Rebaja en monto y Entrega de información.

En el gráfico 6, se muestra el número de mensajes enviados por actividad promocional, además de la tasa de apertura y aceptación dada la apertura.

Al analizar el desempeño de cada actividad promocional, se observa un comportamiento similar para los porcentajes de descuento, rebajas y compras con beneficios asociados, en las cuales la tasa de apertura se encuentra en torno al 40%, mientras que su tasa de aceptación para los que abrieron los mensajes está en torno al 15%.

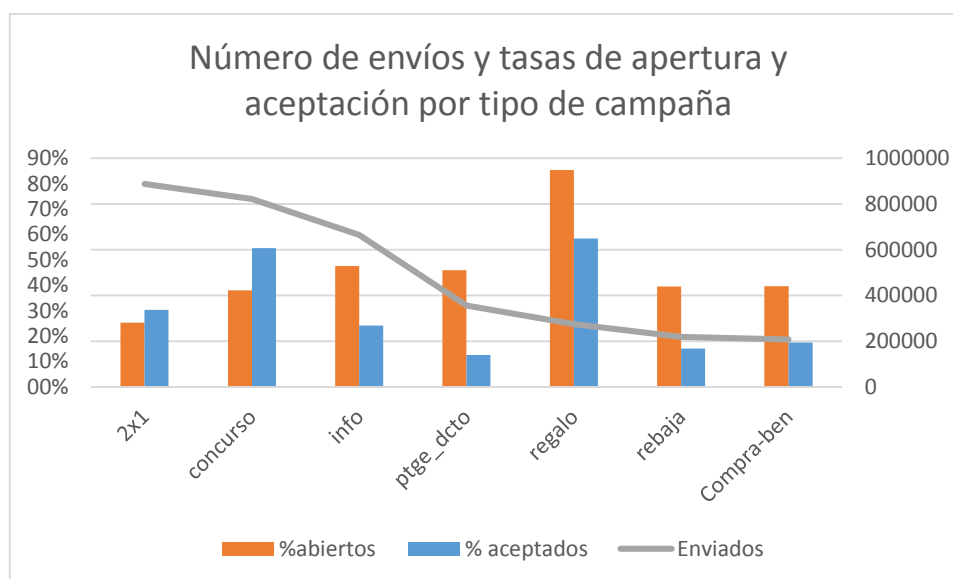


Ilustración 7: Número de envíos, tasa de apertura y tasa de aceptación por tipo de actividad promocional

Fuente: Elaboración propia

Por otra parte, se observa que los mensajes con mayor éxito son aquellos asociados a los regalos, con casi un 90% de apertura y una cifra cercana al 60% de aceptación, lo cual resulta lógico ya que el costo tras el canje de estas actividades promocionales es nulo comparado con los demás tipos de actividades promocionales.

Finalmente, se observa que la tasa de apertura de los 2x1 es una de las más bajas, con cerca de un 25% apenas, lo cual puede estar explicado porque es la actividad con más mensajes enviados, bordeando los 900 mil. Esto último se alinea con lo expuesto por el Gerente General de la compañía, el cual señala que existe un *trade-off* entre el alcance de los mensajes y su performance medida en tasa de aceptación y apertura. Sin embargo, muestra una de las tasas de aceptación más altas, con un 30%,

lo cual indica que en los demás tipos de mensajes puede haber algún grado superior de desmotivación al leer en que consiste el mensaje.

- **Ubicación y nivel de geolocalización**

Finalmente, se revisará la distribución espacial de los mensajes promocionales enviados a través de la aplicación y se introducirá el concepto de nivel de geolocalización, el cual se ve reflejado en la práctica en las metodologías de envío que utiliza Izit. En particular, se plantea que el nivel más bajo de geolocalización es el nivel cero, es decir, los mensajes que ignoran la ubicación del usuario al enviar los mensajes. En segundo lugar, se tienen los mensajes enviados de manera geolocalizada, los cuales se separan en 2 niveles que dependen de la tecnología utilizada para su envío. El primer nivel es el que utiliza el sistema de *ringfencing*, que consiste en enviar mensajes a los usuarios solo si se encuentran dentro de los fences establecidos por Izit. El último nivel es el que utiliza superfences, que envía mensajes en rangos más reducidos generalmente dentro de las tiendas o en pasillos de Malls, lo que requiere que el usuario se encuentre a solo unos metros de la tienda para poder recibir las promociones.

En la siguiente ilustración, se muestra un heatmap que exhibe la ubicación de los fences de la Región Metropolitana y la densidad de envíos según sector de la región.

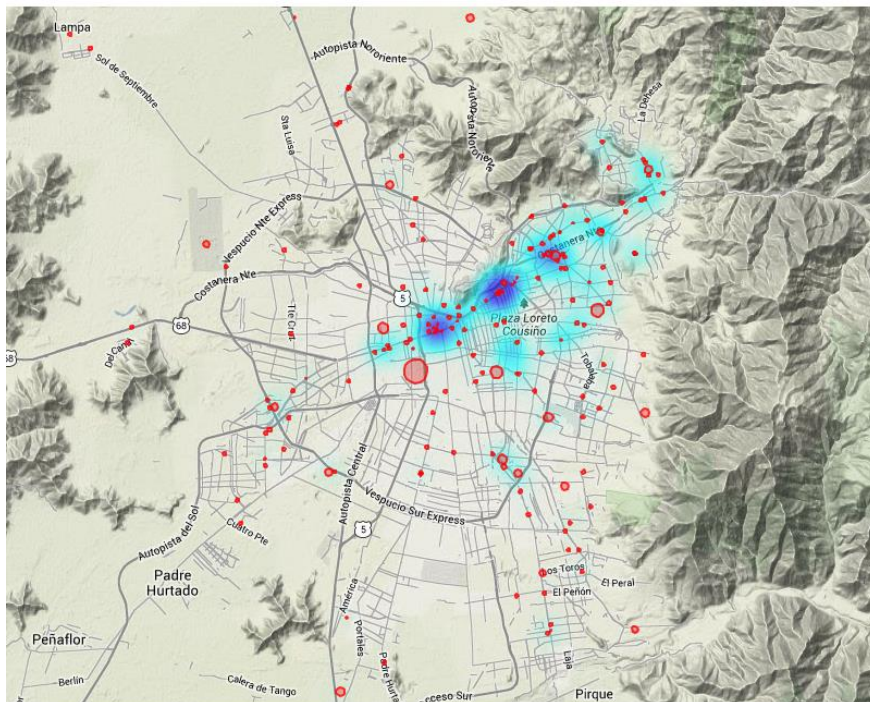


Ilustración 8: Mapa de Calor de envíos de mensajes en la Región Metropolitana

Fuente: Izit

En este mapa se puede observar que la distribución de los fences está centrada en el sector centro y oriente de la capital, dejando descubierto el sector sur y poniente, salvo por cerca de 10 fences ubicados en la comuna de Maipú. También se puede observar que estos tienen una presencia bastante importante a lo largo de la Alameda, lo cual puede tener un impacto negativo en su desempeño si estos cubren parte de la avenida, ya que eventualmente podrían llegar mensajes a personas que no estén dentro del recinto “iluminado”, por ejemplo, automovilistas o transeúntes que pueden llegar a ser muy numerosos en ciertas horas del día. Respecto a la densidad de los envíos, se ven 3 sectores con una intensidad importante de actividad: el Mall Costanera Center, el centro de la capital, abarcando el Paseo Ahumada, La Moneda, Barrio Lastarria, Casa Central de la Universidad de Chile y Universidad Católica, Parque Forestal y los metros Moneda, U. de Chile, U. Católica y Santa Lucía. Finalmente, se ve un alto nivel de actividad en el Mall Parque Arauco. Estos sectores tienen en común un alto nivel de tránsito prácticamente todos los días y a toda hora, lo que explicaría en parte lo evidenciado por el mapa. Otro punto importante es que la mayor parte de la actividad se da en el sector oriente de la capital, implicando que la mayor parte de los usuarios de Izit frecuenta principalmente este sector de la capital. Sin embargo, también se ve un nivel significativo de actividad en el sector de La Florida, lo cual se explica por la presencia del Mall Florida Center y Plaza Vespucio. Finalmente, llama la atención la presencia de un fence de tamaño considerablemente mayor a los demás pero que no exhibe un nivel de actividad importante. Este fence corresponde al Parque O’Higgins y su baja actividad probablemente se deba a la baja actividad comercial de la zona. Este sector se caracteriza por la presencia constante de eventos masivos, sin embargo, no cuenta con un número considerable de promociones asociadas, por lo que a pesar de ser un lugar concurrido, no suelen haber promociones para enviar a los usuarios que transitan por el lugar.

Dado que no todas las promociones enviadas son geolocalizadas, se creó un fence llamado *Izitland* al cual se asocian todas las promociones que ignoran la cercanía. Este “fence fantasma” cuenta con el 44.2% de los mensajes enviados, lo cual corresponde a 1.94 millones de mensajes enviados. En el gráfico 7, se muestran los 10 fences con más mensajes enviados después de *Izitland*. Aquí se puede apreciar que la diferencia es sumamente amplia con su sucesor, en términos de envíos, sin embargo, la apertura para los mensajes geolocalizados es más alta, con un promedio cercano al 50%. Más aun, en el caso del fence del Cine Hoyts de la Reina, se observa una tasa de apertura del 80%, sin embargo, esto se debe a que la mayor parte de las promociones asociadas a dicho fence corresponden a regalos de bienvenida. Otro elemento a destacar es que el superfence del Mall Costanera Center exhibe uno de los niveles más altos de apertura y la aceptación más baja de los fences considerados. Dado que los superfences representan un nivel de geolocalización más avanzado al enviar mensajes

cuando se está a no más de 30 metros de la tienda, su mayor nivel de apertura podría implicar que la geolocalización tiene algún nivel de influencia en esta etapa.

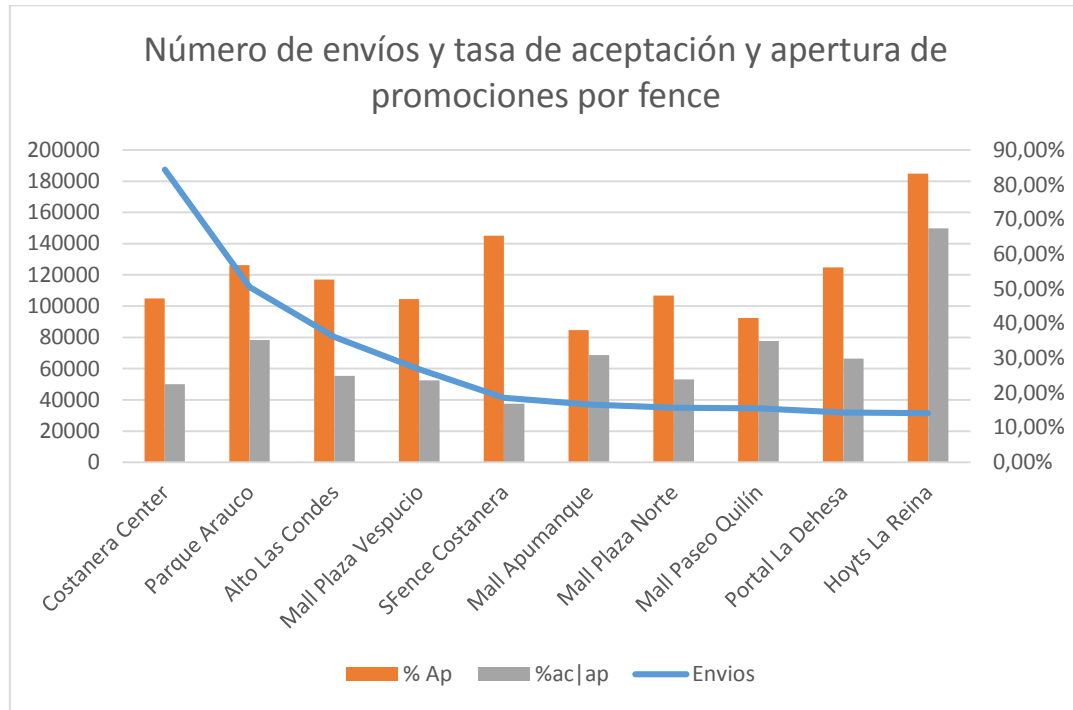


Ilustración 9: Número de envíos, tasa de apertura y tasa de aceptación por fence

Fuente: Elaboración propia

Para reafirmar el postulado anterior, en la tabla siguiente se compara las tasas de apertura y aceptación para cada uno de los métodos de envíos. Aquí se puede ver que a medida que se hace más “intenso” el nivel de geolocalización, las tasas de apertura van aumentando. Sin embargo, en el caso de las tasas de aceptación se produce el efecto contrario. Esto permite plantear las primeras hipótesis respecto a la influencia de la geolocalización y su influencia en el desempeño de los modelos, las cuales plantean una correlación entre ambas etapas y el nivel de geolocalización utilizado. En particular, se plantea que la geolocalización influye positivamente en las tasas de apertura de las promociones, es decir, mientras más alto sea el nivel de geolocalización, mayor será la tasa. Por el contrario, en el caso de la tasa de aceptación, la geolocalización influiría negativamente.

Método	Número de prom.	Promedio de envíos	Tasa Apertura	Tasa Aceptación
No Geolocalizado	65	21119	35,43%	37,59%
Fence	422	5423	50,95%	28,49%
Superfence	45	547	72,56%	13,59%

Tabla 4: Tasas de apertura y aceptación promedio por método de envío

Fuente: Elaboración propia

Un elemento que destaca de la tabla anterior es que además de aumentar el nivel de geolocalización, también aumenta el promedio de envíos por lo que el efecto antes mencionado podría deberse también a la masividad de los mensajes. En el gráfico siguiente se muestra cómo van variando las tasas de apertura por método y número de envíos. Cabe destacar que este considera promociones con menos de 20 mil envíos, lo cual excluye el 6,7% del total de campañas consideradas en el estudio. Este corte se realizó con el fin de mejorar la visualización del efecto que se está estudiando y fue posible dado que las observaciones excluidas muestran una tendencia similar. En este gráfico se puede ver que las promociones con menos de 5 mil envíos tienen una tasa promedio cercana al 60%, mientras que aquellas sobre 5 mil envíos rondan el 35%, lo cual podría implicar que este efecto también está relacionado con la masividad.

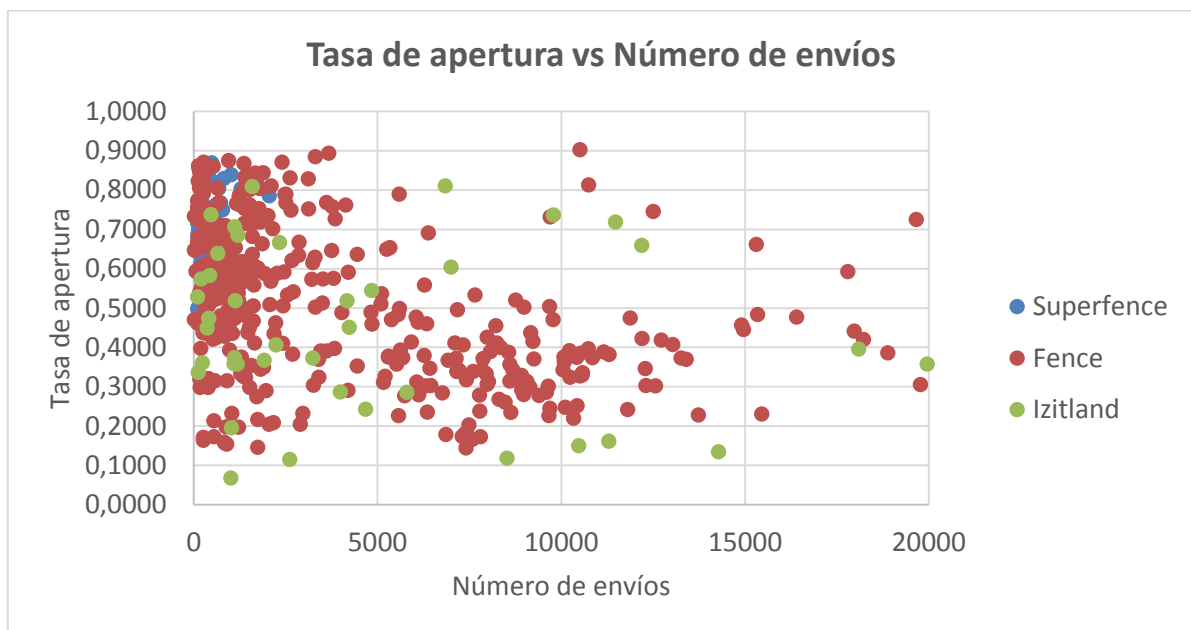


Ilustración 10: Tasa de apertura según número de envíos y nivel de geolocalización

Fuente: Elaboración propia

Respecto a las modalidades de envío, se ve un comportamiento similar para los fences e izitland y la única diferencia sustancial es el número de promociones asociadas a cada medio. En el caso de los superfences, estos se concentran en la parte alta del gráfico, exhibiendo altas tasas y números de mensajes bastante bajos. Finalmente, se ve que previo a los 2 mil envíos las promociones no exhiben una tendencia marcada, por lo que esto indicaría que de existir dicho efecto, este no se presenta en todos los mensajes, si no que comienza a exhibirse desde un umbral que podría ser el antes mencionado.

4.3 Transformación de variables

Debido al alto número de variables disponibles y a la diversidad exhibida por estas, el primer paso consistió en clasificarlas según la información que entregaran sobre la promoción. A continuación, se describe cada grupo diseñado indicando qué información entregan, sus variables más importantes, estadísticos básicos y las principales transformaciones requeridas para lograr maximizar su aporte a cada modelo. En el Anexo A se encuentra la descripción de cada una de ellas.

1) Mensaje

Consiste en la información entregada al usuario en su primer contacto con la promoción, es decir, cuando abre la bandeja de entrada de la aplicación. Las variables asociadas buscan reflejar cómo influye el diseño del mensaje principalmente en la decisión de abrir o no el whisper. Para ello, las variables diseñadas buscaban identificar tanto palabras como situaciones o parte del contexto que envolvía a la promoción dentro del mensaje. Por ejemplo, identificar las promociones que contenían el nombre del usuario, palabras que buscaran amplificar el contenido del mensaje (increíble, delicioso, oportunidad única, mejor precio, mejor calidad, etc), indicadores de gratuidad (gratis o regalo), alusión al mundial de fútbol, etc.

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
cine	0,025	0,156	1	0
MCD	0,128	0,335	1	0
IZITC	0,150	0,357	1	0
IZIT	0,226	0,419	1	0
mundial	0,087	0,281	1	0
signo	0,123	0,329	1	0
name	0,512	0,500	1	0
elige	0,087	0,281	1	0
dosxuno	0,080	0,271	1	0

dcto_size	0,496	1,618	9	0
gratis	0,038	0,192	1	0
msje_regalo	0,088	0,284	1	0
regrat	0,126	0,333	1	0
no_gift	0,095	0,293	1	0
itriv	0,013	0,115	1	0

Tabla 5: Estadísticos descriptivos de familia Mensaje

Fuente: Elaboración propia

2) Valor Agregado

Este grupo de variables refleja el valor de la promoción desde 4 aristas:

- Restricciones: Variables que indican cuántos productos de la marca cubre la promoción, disponibilidad en locales y otras restricciones asociadas al uso de la promoción, como restricciones horarias, número de personas, etc.
- Envolvimiento: Se diseñó una variable para reflejar el nivel de involucramiento de la decisión de compra (evaluado entre 1 y 3, siendo 1 el nivel más bajo). Para esto, se consideró en el primer nivel todas las promociones de bajos montos, como por ejemplo las asociadas a *food court*. El segundo nivel consistió en promociones asociadas a vestuario, calzado y accesorios con precios de referencia superiores a los \$10.000, además de las asociadas a panoramas con precios inferiores a los \$15.000. Finalmente, la categoría más alta considera principalmente servicios profesionales de estética como spas y tratamientos de belleza además de panoramas con precios de referencia sobre los \$50.000 como viajes y fiestas.
- Valores: Se registraron los 3 montos que caracterizan cada promoción, los cuales indican el monto que el usuario deja de pagar por los productos con descuento si utiliza la promoción, el gasto inicial que debe realizar el usuario para poder obtener el beneficio y el valor de los productos asociados a concursos. Con estos valores se diseñó una fórmula que refleja el valor real de la promoción en escala de 0 a 1, donde 0 refleja que no se recibió ningún beneficio económico y 1 que el cliente no realizó ningún pago por los productos asociados a la promoción.

$$Valor = \frac{Descuento}{Inicial + Original}$$

Donde,

Descuento: Monto total que deja de pagar el usuario al utilizar la promoción, es decir, el monto del descuento

Inicial: Monto que debe pagarse para adquirir el beneficio

Original: Precio original del producto con descuento

Variable	Promedio	Desv. Estándar	Máximo	Mínimo
invol	1,354	0,544	3	1
inc_appeal	1,416	0,646	3	0
loc_rest	0,346	0,476	1	0
prod_rest	1,220	0,877	2	0
otro_rest	0,191	0,406	2	0
m_dcto	10547,744	54475,872	720500	0
m_conc	10941,581	43393,813	400000	0
m_ini	15720,000	248877,965	6000000	0
m_ref	31310,483	103055,021	1162000	0
p_dcto	0,369	0,341	1,1	0
p_noc	0,288	0,272	1	0
p_abs	0,473	0,344	1,3	0
p_tramos	2,537	1,667	6	0
no_exc	0,017	0,128	1	0
cost_bnn	0,275	3,578	50	0
win_bnn	0,238	1,131	20	0

Tabla 6: Estadísticos descriptivos de familia Valor Agregado

Fuente: Elaboración propia

3) Tiempo

Las variables temporales apuntaban en 2 direcciones. En primer lugar, se buscaba identificar el tiempo que la promoción estuvo disponible, indicando el número de días entre el inicio y el fin de la promoción, cuántos de esos días la promoción estuvo efectivamente disponible (algunas promociones solo se encuentran disponibles ciertos días de la semana) y finalmente, el número de horas que la promoción estuvo activa (algunas promociones cuentan con franjas horarias de actividad). Por otra parte, se diseñaron variables que indicaran si la promoción expiraba o no, cuánto tiempo tenía el usuario para usar la promoción y que hito gatillaba dicho tiempo (envío, apertura o aceptación de la promoción)

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
dias_duracion	14,466	20,080	226	0,83333333
dias_efectivos	13,933	19,914	226	1
horas_efectivas	235,444	432,680	5424	2
dias_real	16,160	23,128	257	1
diasef_real	15,499	22,788	257	1
hrsef_real	260,810	469,052	6168	3
hrsef_real2	4,842	1,178	8,72712992	1,09861229
findes_inicio	0,088	0,284	1	0
feriado	0,015	0,122	1	0
dia_sem_inicio	3,604	1,637	7	1
dia_ano	198,240	85,313	364	1
mes	7,090	2,769	12	1
ano	0,634	0,482	1	0
meses	9,697	4,531	17	1
whisperDaysSend	0,937	0,244	1	0
whisperTS_horas	2,729	3,104	22	0
expira	0,579	0,494	1	0
autoStart	0,421	0,811	2	0

Tabla 7: Estadísticos descriptivos de familia Tiempo

Fuente: Elaboración propia

4) Tipo de actividad

Se identificaron 7 tipos de actividades promocionales, las cuales se reflejaron en 9 variables dummy (uno de los tipos se divide en 3). Los tipos son dos por uno, descuento porcentual, rebaja en monto, concursos, regalos, compras con beneficios y mensajes informativos. Este último grupo se divide en información sobre la aplicación, avisos de promociones no asociadas a IZIT y trivias.

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
dxu	0,155	0,362	1	0
reb	0,118	0,323	1	0
conc	0,183	0,387	1	0
reg	0,050	0,218	1	0
cb	0,131	0,338	1	0
ptge	0,246	0,431	1	0
preg	0,053	0,225	1	0
aviso	0,045	0,207	1	0

app	0,018	0,134	1	0
promo	0,651	0,477	1	0
noinfo	0,884	0,321	1	0
info	0,116	0,321	1	0

Tabla 8: Estadísticos descriptivos de familia Tipo de Actividad

Fuente: Elaboración propia

5) Campaña

Cada promoción está asociada a una campaña promocional, las cuales pueden contener varias promociones distintas o algunas promociones que se envían más de una vez. En este último caso, se diseñó una variable que indicara cuántas veces se había lanzado la promoción previamente, con el fin de identificar si existe algún efecto asociado al *lag* de la campaña.

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
posicionCampana	1,408	0,791	6	1
primera	0,725	0,447	1	0
lag	1,329	0,803	8	1
budgetMM	124,373	166,693	1000	0,001

Tabla 9: Estadísticos descriptivos de familia Campaña

Fuente: Elaboración propia

6) Frecuencia

Las promociones pueden ser enviadas más de una vez utilizando 2 mecanismos. El primero de ellos es *By Fence*, el cual consiste en que el whisper le puede volver a llegar al usuario desde cualquier *fence*. El segundo mecanismo es *By Campaign*, el cual restringe los envíos posteriores, permitiendo que este se realice solo a través del *fence* que le llegó la primera vez. Al igual que el grupo anterior, estas variables buscan identificar si existe un cambio de comportamiento cuando una promoción llega más de una vez.

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
fr_nro	1,000	1,010	5	0
fr_uno	0,534	0,499	1	0
whisperFrequency	49597,338	75729,906	604800	0

Wfreq	0,574	0,877	7	0
fr_type	0,542	0,499	1	0

Tabla 10: Estadísticos descriptivos de familia Frecuencia

Fuente: Elaboración propia

7) Categoría

Izit permite en cada promoción que el envío se realice solo a los usuarios que declararon preferencia por alguna de las categorías asociadas al whisper. Dado esto, se diseñaron variables dummy que indicaran a qué categoría(s) está asociado cada whisper para determinar en cada modelo si existe un comportamiento distinto para las promociones que usan este sistema y en particular, para observar si alguna de las categorías exhibe un comportamiento significativamente distinto al de las demás.

8) Segmentación

Existen 2 criterios de segmentación: el sexo del usuario y la edad. Para el primer caso, la promoción puede estar dirigida a mujeres, hombres o a ambos. En el caso de la edad, cada promoción tiene asociado un rango etario para sus receptores, el cual es de 14 a 100 para las promociones que no utilizan esta variable de segmentación. Estas restricciones reducen el número de usuarios que pueden recibir el whisper, lo cual se registró en una variable con el fin de ver si se está realizando de buena manera la segmentación de las promociones. A priori, se esperaría que, si la segmentación es buena, los whispers exhiban una menor cantidad de envíos, pero una mejora en la tasa de apertura.

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
target_sex	0,331	0,711	2	0
whisperTargetAgeMin	15,757	3,171	36	0
edad_max	94,810	14,466	100	30
clientes_miles	254,295	70,210	300,194	22,23
ptge_clientes	0,847	0,234	1,00007329	0,07405754

Tabla 11: Estadísticos descriptivos de familia Segmentación

Fuente: Elaboración propia

9) Actividad

Estas variables reflejan elementos sociales de la aplicación. En particular, indican si la promoción se puede compartir (rewhisper), si el whisper se puede recibir solo

después de poner *me gusta* en el mensaje asociado a la promoción en el Facebook de IZIT y si la promoción está encadenada a otra, es decir, si se debe tener una interacción (recibir, abrir, rewhisperar o aceptar) con otra promoción para poder recibirla. Estas actividades se relacionan directamente con el número de envíos de la promoción, sin embargo, también pueden tener una incidencia importante en la aceptación o apertura ya que, por ejemplo, en el caso del reenvío de promociones geolocalizadas, los usuarios receptores de la promoción reenviada pueden no encontrarse cerca de la tienda, lo cual podría influir en la decisión de abrir o aceptar el whisper.

Variable	Desv.			
	Promedio	Estándar	Máximo	Mínimo
shareable	0,715	0,452	1	0
fb_like	0,115	0,319	1	0
nofb	0,885	0,319	1	0
Encadenado	0,030	0,171	1	0

Tabla 12: Estadísticos descriptivos de familia Actividad

Fuente: Elaboración propia

10) Geolocalización

El fin de este grupo de variables es entregar información acerca del nivel de geolocalización de la promoción, el cual cuenta con más de una dimensión. En primer lugar, se identificaron 3 medios a través de los cuales puede ser enviada una promoción: IZITland, que corresponde a un fence ficticio por el cual se envían promociones no geolocalizadas, los fences, que son zonas identificadas por coordenadas geográficas y un radio de “iluminación” y finalmente los superfences, que corresponden a aparatos denominados *beacons*, los cuales a través de señales de sonido y bluetooth pueden enviar promociones a lugares más específicos, como pasillos de malls o entradas de tiendas. Los whispers de una promoción pueden estar asociados a los 3 medios simultáneamente, por lo que se diseñaron variables que identificaran el nivel de actividad que tuvieron estas 3 metodologías de envío en cada whisper. Con esta información, se diseñaron 3 variables dummy, las cuales tomaban valor 1 cuando se efectuaba más del 80% de los envíos a través de uno de los medios. En caso de que esto no se cumpliera (por ejemplo, si se realiza el 70% a través de IZITland y el 30% restante a través de fences), las 3 variables tomaban valor 0. Por otra parte, se indica en cada caso el número de fences y superfences asociados a la promoción y el promedio de envíos que tienen.

Variable	Promedio	Desv.		
		Estándar	Máximo	Mínimo
izitland	0,222	0,409	1	0
fence	0,691	0,435	1	0
sf	0,087	0,241	1	0
sololL	0,223	0,417	1	0
soloF	0,702	0,458	1	0
soloSF	0,075	0,263	1	0
geo	0,777	0,417	1	0
nro_fences	54,075	121,826	535	0
promF	203,092	249,137	949,322581	0
promFlog	3,867	2,406	6,85574866	0
envF	4105,186	7019,554	28703,2758	0
epFlog	5,718	3,580	10,2647665	0
nro_sf	1,037	2,573	38	0
promSF	43,276	85,434	390,212121	0
promSFlog	2,039	1,931	5,96669049	0
epSFlog	2,232	2,139	6,28951103	0

Tabla 13: Estadísticos descriptivos de familia Geolocalización

Fuente: Elaboración propia

4.4 Modelamiento

El diseño y ajuste de modelos tiene por objetivo describir el comportamiento de los usuarios en cada una de las etapas antes descritas, además de estudiar cómo influye en cada etapa los distintos niveles de geolocalización presentados. En particular, se busca testear las hipótesis planteadas anteriormente que apuntan principalmente a identificar el nivel de correlación entre la geolocalización y la *performance* de las promociones.

Para el modelamiento de cada una de las etapas se utilizará la técnica de selección de variables *forward selection*, la cual consiste en partir con un modelo sin variables e ir agregando nuevos elementos hasta alcanzar el criterio de parada. En particular, para que una variable permanezca en el modelo debe ser significativa y hacer un aporte en las métricas de ajuste que justifique su inclusión. La principal medida que se observará será el R cuadrado ajustado, ya que esta incluye en su fórmula el costo de incluir una nueva variable. Dado esto, se puede dar que no sean consideradas las mismas variables en las distintas etapas, ya que las familias que cobran relevancia en cada caso son distintas.

4.4.1 Modelo de envíos

Para este modelo se realizó una transformación en la variable dependiente (número de envíos) debido a la alta presencia de reenvíos de promociones en algunos casos, llegando incluso a tasas sobre el 90%. Es relevante separar ambos flujos de mensajes, ya que son realizados por motivos distintos. En el caso de los envíos a través de la aplicación, estos se realizan principalmente por estar ubicado dentro del radio de un fence en el momento indicado y/o por estar dentro del segmento objetivo de la promoción, mientras que los reenvíos responden únicamente a una decisión tomada por un usuario que puede tener distintas motivaciones, sobre todo considerando que, desde el 20 de agosto de 2014, al reenviar mensajes se ganan *bananas* (puntos del programa de fidelización de la aplicación).

El principal objetivo de este modelo es identificar los grupos de variables que más influyen en el envío de promociones, con qué magnitud y cómo se relacionan con otros grupos de variables. No se busca generar un modelo predictivo, ya que en el caso de los whispers no geolocalizados, Izit tiene la facultad de enviar una cantidad de promociones predeterminada a un grupo específico. Esta información no se encuentra disponible y solo existe conocimiento de que esto ocurre, lo que termina amplificando el efecto de la aleatoriedad y hace bastante complejo poder ajustar el número de envíos de las promociones.

Los grupos de variables que no tengan influencia directa con esta etapa no serán incluidos en el modelamiento. Estos grupos son: Mensaje, Valor, Tipo de actividad y Categoría, las cuales están relacionadas al contenido del whisper y no a los elementos estructurales de este, que son los que finalmente definen si una promoción se envía o no.

La ecuación genérica que representa la regresión que se utilizará es la siguiente:

$$\log(y) = \beta * X$$

Donde, y representa la tasa de apertura o aceptación de las promociones, β un vector de los coeficientes a estimar y X un vector con las variables a utilizar en los distintos modelos.

4.4.2 Modelo de apertura

Al igual que en el modelo de envíos, fueron excluidos los mensajes enviados a través de rewhispers, ya que estos pueden contaminar el análisis de los mensajes geolocalizados debido a que no existe certeza sobre la ubicación del usuario al recibir el rewhisper. La tasa de apertura es calculada como la división entre los mensajes abiertos y los mensajes enviados directamente desde Izit.

Para este estudio, se excluyeron las variables de valor debido a que esta información no es conocida por el usuario al momento de tomar la decisión de abrir el whisper, por lo tanto, su efecto en la apertura de mensajes no se relaciona con el funcionamiento de la aplicación. Sin embargo, en algunas promociones, el mensaje que ve el usuario en la bandeja de entrada si contiene información del valor de la promoción, la cual si será considerada en el modelamiento.

4.4.3 Modelo de aceptación

Al igual que en los modelos anteriores, los mensajes reenviados fueron excluidos del análisis para tener certeza sobre la geolocalización de los whispers. Además, la tasa de aceptación es calculada como la división entre el número de aperturas y el número de aceptaciones, con el fin de tener un indicador que refleje cuántos usuarios que se enfrentaron a la opción de aceptar finalmente lo hicieron, y así descartar a aquellos usuarios que no abrieron el mensaje, ya que si se consideraran estos, la tasa de apertura jugaría un rol protagónico en este modelo, acotando superiormente la tasa de aceptación.

El único grupo de variables no considerado en este modelo es el de mensaje, ya que al momento de enfrentarse a la decisión de aceptar el usuario cuenta con toda la información del whisper, y no la información parcial exhibida en el mensaje de bandeja de entrada. La única variable de este tipo incluida en este modelo fue la dummy *no_gift*, la cual es 1 cuando un whisper utiliza en su mensaje de bandeja de entrada la palabra “regalo” o afines, pero en realidad el tipo de actividad promocional no corresponde a un regalo.

Para ajustar este modelo, se excluyeron 18 promociones que no requerían de aceptación para ser utilizadas. En una primera instancia fueron incluidas, pero dado que sus tasas de aceptación estaban bajo el 1% (incluso llegando a niveles bajo el 0,001%), los modelos no lograban ajustarlas, causando que el MAPE estuviera en torno al 150%, lo cual dificultaba un correcto análisis del indicador.

Tanto para el modelo de apertura como para el modelo de aceptación se utilizará la ecuación del modelo logit escrita a continuación:

$$F(y) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta * X)}}$$

Donde, y representa la tasa de apertura o aceptación de las promociones, β un vector de los coeficientes a estimar y X un vector con las variables a utilizar en los distintos modelos.

5 Análisis de Resultados

El procedimiento de análisis de los resultados de cada etapa se iniciará con un análisis de la calidad de los modelos estudiados, seguido de una comparación de estos para finalmente realizar un análisis sobre el impacto de cada variable.

5.1 Modelo de envíos

A continuación, se muestran los resultados para el modelo de envíos.

Leyenda				
***	**	*	Variable no significativa	Variable no considerada
0 - 0,001	0,001 - 0,01	0,01 - 0,05		

	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
R-squared:	0,694	0,708	0,706	0,734
Adj. R-squared:	0,689	0,703	0,701	0,728
Log-Likelihood:	-886,23	-872,1	-874,26	-843,07
AIC:	1796	1768	1769	1714
BIC:	1850	1821	1813	1776
Cond. No.	2540	2560	2500	2970
mape (sent_real)	1,014	0,968	0,971	0,859

	Coef. (D. Est)	e(B)	Sig.	Coef. (D. Est)	e(B)	Sig.	Coef. (D. Est)	e(B)	Sig.	Coef. (D. Est)	e(B)	Sig.
diasef_real	0,0155 (0,002)	1,016	***									
año							0,4157 (0,122)	1,515	***			
hrsef_real2				0,4185 (0,043)	1,520	***	0,4583 (0,037)	1,581	***	0,5221 (0,037)	1,686	***
fr_type	-0,8917 (0,093)	0,410	***	-0,9695 (0,092)	0,379	***	-0,995 (0,091)	0,370	***	-0,7923 (0,110)	0,453	***
clientes_miles	0,0044 (0,001)	1,004	***	0,005 (0,001)	1,005	***	0,0052 (0,001)	1,005	***	0,0047 (0,001)	1,005	***
fb_like	-4,3648 (0,185)	0,013	***	-4,2904 (0,181)	0,014	***	-4,2831 (0,181)	0,014	***	-4,7702 (0,245)	0,008	***
Encadenado	-2,0403 (0,257)	0,130	***	-1,8838 (0,252)	0,152	***	-1,8723 (0,253)	0,154	***	-2,0132 (0,242)	0,134	***
sololL	4,2557 (0,276)	70,506	***	3,811 (0,278)	45,196	***	3,617 (0,246)	37,226	***	3,1508 (0,247)	23,355	***

nro_fences	0,0017 (0)	1,002	***	0,0021 (0)	1,002	***	0,002 (0)	1,002	***	0,0024 (0)	1,002	***
nro_sf	0,0337 (0,014)	1,034	*	0,0193 (0,014)	1,019							
hrsef_real2:soloSF	0,2989 (0,052)	1,348	***	0,2013 (0,053)	1,223	***	0,1722 (0,047)	1,188	***	0,1417 (0,046)	1,152	**
hrsef_real2:soloF	0,1308 (0,028)	1,140	***	0,0474 (0,031)	1,049							
epFlog	0,2933 (0,033)	1,341	***	0,3003 (0,032)	1,350	***	0,3065 (0,032)	1,359	***	0,267 (0,031)	1,306	***
MCD:fb_like										0,8338 (0,328)	2,302	*
IZIT:fb_like										0,5994 (0,274)	1,821	*
MCD										0,6795 (0,149)	1,973	***

Tabla 14: Resultados modelo de envíos
Fuente: Elaboración Propia

5.1.1 Calidad de los modelos

Los regresores utilizados exhiben un buen desempeño explicando la varianza de la variable dependiente, lo cual se ve reflejado en los R^2 en torno a 0,7. Esto es sumamente importante para lograr el objetivo que persiguen estos modelos, que es explicar cómo afectan las variables estudiadas en el envío de promociones. Sin embargo, los modelos exhiben un nivel de ajuste bajo, lo cual se puede observar en los MAPE en torno al 100%. Esto último se explica principalmente por las promociones no geolocalizadas o “pusheadas” donde, como se explicó anteriormente, la empresa tiene total control sobre a qué grupo de personas se envían este tipo de promociones, lo cual no está registrado en ninguna de las variables disponibles para este estudio. Esto afecta de manera importante el ajuste del modelo, ya que las promociones pusheadas pueden tener desde 100 hasta 200.000 envíos, lo cual lleva a los modelos a cometer errores importantes en los casos más extremos.

Otro punto importante a destacar es el alto nivel de multicolinealidad de los modelos, reflejado en el *condition number* de la tabla de resultados. Un valor apropiado para este indicador es bajo 200, pero los modelos registran valores sobre los 2000, indicando que claramente existe un problema. La multicolinealidad puede afectar en distintos aspectos, pero el mayor riesgo para los objetivos de este estudio es que los coeficientes estimados pierdan consistencia y ante cambios menores de los modelos, estos factores sufran cambios considerables que incluso pueden llegar a los cambios de signo [9]. Sin embargo, como se puede ver en la tabla comparativa, los coeficientes no sufren ningún cambio significativo ante los cambios realizados entre los modelos, lo cual refleja que a pesar de los altos niveles de multicolinealidad, los modelos no se ven

mayormente afectados. Esta fue una de las razones para elegir utilizar el logaritmo de la variable dependiente, ya que al usar el número de envíos “puro”, este evidenciaba graves problemas de consistencia producto de la fuerte multicolinealidad, lo que producía constantes cambios de signo de los coeficientes y en la significancia de las variables.

Respecto a las variables utilizadas, la familia con mayor cantidad de variables significativas fue la de geolocalización. Esto pareciera contradecir la situación que afecta los whispers pusheados, sin embargo, esto no es así ya que cerca del 78% de las promociones consideradas son geolocalizadas y dicho problema se remite solo a los casos extremos del 22% restante de las promociones. Otro grupo relevante fue el de las variables temporales relacionadas al momento en que se lanzó la promoción (año y mes) y a la duración de esta. Finalmente, se agregaron dos variables relacionadas a marcas, las cuales mostraron un aporte informativo importante al modelo. En un principio este tipo de variables fueron excluidas debido a que la marca no debiera tener una influencia en el número de mensajes que se envían, sin embargo, se trataba de situaciones particulares que aludían al principal cliente de Izit y a las promociones enviadas por ellos mismos, las cuales mostraban un mayor número de envíos debido a que generalmente se realizan esfuerzos adicionales para difundirlas y en el caso de las promociones pusheadas, suelen ser enviadas a más usuarios de forma deliberada.

5.1.2 Comparación de Modelos

En la tabla comparativa se muestran los cambios realizados entre los modelos. Estos fueron ejecutados de forma sucesiva (del modelo 1 al 4) y fueron seleccionados para mostrar el razonamiento detrás de la selección final de variables.

El cambio entre el primer y el segundo modelo es el uso de distintas variables para informar al modelo sobre la duración efectiva de la promoción. En el primero se utilizan los días efectivos que la promoción estuvo disponibles, mientras que en el segundo se usa el logaritmo de las horas efectivas. Al observar los indicadores de desempeño de los modelos se puede concluir que las horas efectivas explican mejor la varianza de los envíos y generan un aumento del MAPE del modelo respecto a los días efectivos. Los costos que se pagan por agregar esta variable son 2. En primer lugar, existe un aumento de la multicolinealidad, no obstante este aumento es ínfimo comparado a las mejoras que entrega este cambio en el modelo. Por otra parte, la inclusión de esta nueva variable genera que dos regresores significativos del primer modelo dejen de serlo, sin embargo, el impacto que genera excluirlos es mínimo (Modelo 3), ya que el R^2 y MAPE permanecen prácticamente idénticos e incluso se observan mejoras en algunos indicadores como el BIC, lo que indica que el aporte informativo de las variables excluidas era inferior al costo generado por su presencia.

La revisión de los residuos del modelo 3 [10] (Ver anexo B) evidenció la presencia de un grupo de promociones subestimadas asociadas a Izit y a su principal

cliente, cuyo envío era realizado posterior a poner “me gusta” a un mensaje en Facebook. Este tipo de promociones se caracteriza por tener un número de envíos que va entre los 100 y 400, sin embargo, en el caso de las marcas antes señaladas, los envíos llegaban a superar los 1000. Dado esto, se agregaron variables que identificaran a las promociones relacionadas a estas marcas que utilizaran dicha modalidad de envío. Además, se probó incluyendo variables que identificaran a todas las promociones asociadas a ambas marcas, sin embargo, la variable que identificaba a las promociones de Izit no resultó ser significativa, por lo que finalmente no fue incluida. La inclusión de estos regresores significó un aumento significativo de la performance del modelo, cuyo mayor impacto se vio reflejado en la disminución de un 11% del MAPE, lo cual avala su inclusión en el modelo final a pesar del aumento de la multicolinealidad.

Finalmente, en los gráficos de residuos también se observó que el principal problema es la sobrestimación de los envíos, sin embargo, las promociones que muestran este problema son las no geolocalizadas que fueron enviadas a grupos pequeños de personas, lo cual escapa del comportamiento regular de este tipo de promociones, las cuales se envían generalmente a más de 10.000 usuarios. Las variables disponibles no son suficientes para solucionar este problema y dado el origen de este comportamiento y que no se busca tener un modelo predictor, se desestimó profundizar en su solución.

5.1.3 Análisis de variables

En primer lugar, se observa un aumento del promedio de envío de promociones en el año 2014 de un 51%, lo cual es esperable debido al aumento considerable de los usuarios de la aplicación y la implementación de modalidades más efectivas de envíos.

El análisis de las horas efectivas que está disponible una promoción entrega conclusiones interesantes sobre su efectividad en cada uno de los medios de envío de promociones. El coeficiente de esta variable es 1,68, lo cual indica que si una promoción que permanece disponible 100 horas genera 1.000 envíos, cada hora adicional generará 5 envíos. Por otra parte, el coeficiente en el caso de los superfences es de 1,15, lo cual puede ser explicada por la baja cobertura que poseen (cerca de 30 metros) y a que hasta julio de 2014 la tecnología que poseían tenía un funcionamiento limitado y de un rango aún más reducido (4 metros aprox.). En el caso de los fences, estos no exhiben una relación significativa entre las horas que están disponibles y los envíos que generan, ya que es más relevante el número de fences. En particular, por cada fence adicional se genera un aumento de un 0,24%, lo cual se torna relevante al considerar que una promoción puede tener asociados más de 250 fences. En el caso de las promociones no geolocalizadas, las horas que está disponible la promoción no tienen ninguna influencia, ya que el “push” de promociones se realiza sin la necesidad de que los usuarios estén ubicados en un lugar específico.

En promedio, una promoción no geolocalizada tiene 23 veces más envíos que una que si lo es, mientras que las promociones asociadas a Facebook tienen 4,8 veces menos envíos que las demás. Por otra parte, las promociones encadenadas, es decir, aquellas que requieren interactuar con otra promoción primero para poder recibirla, registran un desempeño 2 veces menor.

Finalmente, las promociones asociadas al cliente más importante de Izit generan un 68% más de envíos, lo cual se explica principalmente por su alta actividad en las promociones no geolocalizadas, donde registran el record de envíos de una promoción que asciende a más de 200.000 envíos. Por otra parte, las promociones de Facebook asociadas a este cliente muestran un aumento de envíos de un 83% en relación a las demás promociones a través de este canal, lo que se explica por su mayor publicidad y a que usualmente además de mostrar la promoción en el muro de la aplicación, también lo hacen en el de la empresa. En el caso de los whispers asociados a Izit, estos exhiben un 60% más de envíos, lo cual guarda relación principalmente con que el “push” de promociones es más agresivo y en algunas ocasiones suele ser a gran parte de los usuarios.

5.2 Modelo de apertura

A continuación, se muestran los resultados del modelo de apertura

	MODELO 1			MODELO 2		
No, Observations:	619			619		
Df Residuals:	611			616		
Df Model:	7			2		
Pseudo R-squ.:	0,1964			0,1768		
Log-Likelihood:	-340,58			-348,87		
LL-Null:	-423,82			-423,82		
LLR p-value:	1,392E-32			2,83E-33		
MAPE	23,87%			29,79%		
MAE	8,66%			9,74%		

	Coef. (Desv. Est)	OR	Signif.	Coef. (Desv. Est)	OR	Signif.
meses	-0,1391 (0,023)	0,87	***	-0,1418 (0,020)	0,868	***
fb_like	2,7091 (0,455)	15,016	***	2,3377 (0,369)	10,3578	***
use_cat	-0,4693 (0,250)	0,625	.			
Encadenado	0,8914 (0,526)	2,439	.			
msje_regalo	0,4524 (0,327)	1,572				
sololL	-0,7333 (0,331)	0,48	*			
nro_fences	-0,0012 (0,001)	0,9988				

Tabla 15: Resultados de modelos de apertura

Fuente: Elaboración propia

5.2.1 Calidad de los modelos

Las variables logran explicar cerca del 20% de la varianza del modelo, lo cual es bajo pero aun permite extraer conclusiones interesantes acerca de cómo interactúan los usuarios con la aplicación. En general, las variables disponibles para el estudio exhiben comportamientos poco significativos en la etapa de apertura, lo que dificultó el proceso de incluir variables o encontrar cruces entre ellas. Una posible explicación para la baja relación entre las características del whisper y la tasa de apertura puede ser el bajo costo que tiene para el usuario abrir un mensaje, lo que implicaría que la decisión de abrir un whisper, en ciertas ocasiones, no responde en gran medida a lo que se ofrece o si el usuario se encuentra o no cerca de la tienda, si no que más bien a factores ambientales, características del usuario u otros elementos no considerados en esta parte del estudio.

Independiente de lo que esté causando esta capacidad explicativa de las variables propias del whisper, lo cierto es que en esta etapa las características del mensaje parecen no ser los elementos que predominan al momento de tomar la decisión de abrir o no un mensaje. No obstante, hay variables que sí entregan ciertos insights sobre qué elementos hacen aumentar la probabilidad de abrir un whisper, los cuales se explican en las secciones siguientes.

A pesar del bajo nivel explicativo del modelo, su capacidad predictiva es levemente superior, con un error medio porcentual de un 23,9%. Un elemento a considerar es que hay presencia de outliers que hacen crecer este promedio, lo cual implica que su capacidad predictiva es mejor de lo que evidencia este indicador. Esto se puede ver en el MAE de un 8,7%, el cual respalda el hecho de que la mayoría de los mensajes tienen un pronóstico que indica el desempeño general que tendrá la promoción.

5.2.2 Comparación de Modelos

El objetivo principal de realizar esta comparación es evidenciar que la mayor parte de la varianza explicada (90%) se debe a la información que entregan las variables 'meses' y 'fb_like'. Se puede ver en la tabla de resultados que la mejora del modelo 2 al agregarle 5 variables es relativamente baja, lo cual indica que las variables agregadas no poseen el poder predictivo de las primeras. Cabe destacar que dichas variables fueron seleccionadas a través de *forward selection*, proceso en el que se probaron todas las variables disponibles y las elegidas fueron las que exhibieron mayor capacidad explicativa y/o predictiva. En el segundo modelo se presentan 2 variables que no son significativas, sin embargo, sus p-valores eran bajos (en torno a 0.15) y entregaban información valiosa para el análisis, por lo que se decidió incluirlas. A pesar de la baja cantidad de variables significativas en este modelo, es importante destacar que el hecho de que se dé esta situación también es un resultado valioso para el análisis, ya que tal como se comentó en la sección anterior, indica que las

características generales del whisper no influyen mayormente en esta etapa, lo que obliga a llevar el análisis a otro plano para saber qué elementos son relevantes en la apertura.

5.2.3 Análisis de Variables

El efecto de la variable *fb_like* es bastante fuerte, lo cual se ve reflejado en su *odds ratio (OR)* [11]. Incluso, esta variable podría estar generando algún efecto de separación [12], ya que todos los mensajes que llegan a través de esta modalidad suelen tener los niveles más altos de apertura y además, el principal impacto del efecto de separación es justamente el aumento de los OR a niveles en que se hace difícil interpretar algunos resultados. En este caso, el OR de esta variable indica que las promociones que se envían a través de un mensaje en Facebook tienen tasas de apertura 15 veces superiores, lo cual es evidentemente una exageración propia de este defecto del modelo.

Por otra parte, otra variable relevante del modelo es *meses*, la cual entrega el número del mes en que se lanzó la promoción, considerando como el primer mes a junio de 2013 y el último mes (mes 17) a octubre de 2014. Esta variable evidencia que las tasas de apertura han ido descendiendo a lo largo del tiempo a una tasa constante, lo cual se puede ver reflejado en el gráfico mostrado a continuación. Como se puede ver en la figura, el impacto de esta variable es bastante fuerte y puede ser explicado por varios factores. En primer lugar, en su segundo año de funcionamiento la aplicación se

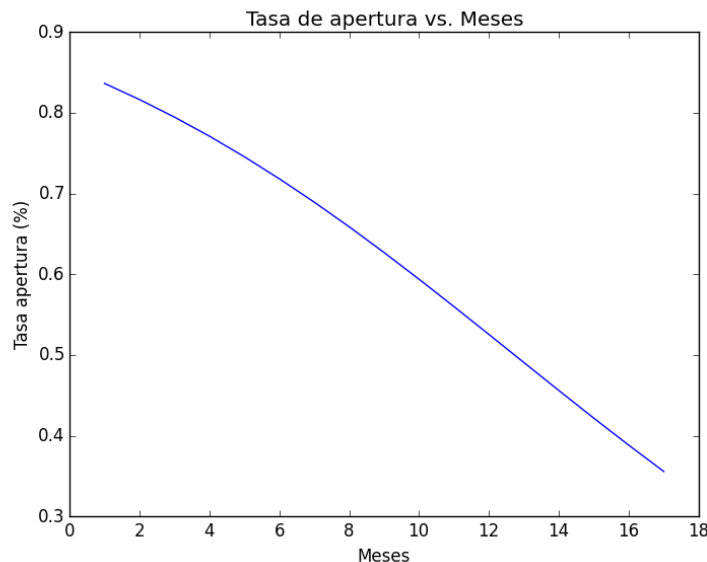


Ilustración 11: Gráfico de tasa de apertura vs. Meses (Considerando promoción de línea base con $\beta_s = 0$)

Fuente: Elaboración propia

ha masificado de manera exponencial, llegando a tener en la actualidad más de 300 mil usuarios registrados. Esto, junto con otros elementos del modelo como el coeficiente negativo de *nro_fences*, demuestra que la tasa de apertura se ve fuertemente afectada por la masividad. La variable *fb_like* también ayuda a reafirmar esta hipótesis, ya que sus promociones tienen el mejor desempeño de la base de datos y todas tienen menos de 1000 envíos, lo cual las ubica entre las promociones menos masivas.

Otro punto importante a destacar se relaciona con la geolocalización. Ninguna de las variables que aluden a geolocalización fue significativa en esta etapa, lo que implica que no existe una relación fuerte entre la tasa de apertura y la geolocalización. Sin embargo, la variable *solo/L*, que identifica a las promociones no geolocalizadas (más de 90% de envíos a través de Iztitland), si fue significativa y el modelo indica que este tipo de promociones tiene un desempeño un 52% inferior a las promociones que no están asociadas a Iztitland. De esto se puede concluir que la geolocalización no garantiza apertura, pero la no geolocalización merma significativamente la performance de las promociones en esta etapa, independiente de su tipo.

Un resultado interesante es el relacionado al uso de categorías, donde el modelo indica que las promociones que utilizan este tipo de segmentación tienen una performance 38% inferior. Un elemento que podría explicar este resultado es que los usuarios seleccionan en promedio 26 de las 31 categorías al bajar la aplicación, lo cual causa que al momento de utilizar esta segmentación en una promoción que intenta apuntar a un grupo específico (por ejemplo, usuarios interesados en lencería femenina), esta termine llegando a un espectro mucho más amplio de usuarios, generando una cantidad importante de mensajes sin abrir por ser considerados como “no deseados” o “spam”.

Dentro de las variables asociadas al mensaje recibido en la bandeja de entrada, una obtuvo un nivel de significancia que merece ser estudiado. Esta variable registra si el mensaje posee la palabra “regalo”, “regalar”, “regala”, etc., y si bien no resultó ser significativa, su *p-valor* de 0,15 no la descarta como una variable influyente en la tasa de apertura. En particular, el modelo indica que los mensajes con esta palabra tienen una performance un 57% superior, lo cual guarda relación con lo observado en la base de datos, donde 8 de los 10 mensajes con mayor tasa de envíos contienen esta palabra en su mensaje.

Finalmente, un elemento a destacar es las variables que no fueron significativas en este modelo. Ninguna de las variables de categoría de producto o tipo de actividad promocional resultó ser significativa, lo cual indica que en la etapa de apertura existe una correlación cercana a cero con lo que se está ofreciendo y pareciera que la decisión de abrir una promoción es de un nivel de involucramiento más bien bajo, principalmente debido al reducido costo asociado. Otro grupo de variables no

significativas es el de la frecuencia, lo cual indica que la tasa de apertura no se ve significativamente mermada o amplificada en los mensajes que se envían más de una vez al mismo usuario.

5.3 Modelo de aceptación

A continuación, se muestran los resultados de los modelos de aceptación diseñados.

	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
No. Observations:	601	601	601	601
Df Residuals:	591	592	591	591
Df Model:	9	8	9	9
Pseudo R-squ.:	0,305	0,2679	0,2841	0,2872
Log-Likelihood:	-250,11	-263,36	-257,55	-256,41
LL-Null:	-359,87	-359,73	-359,73	-359,73
LLR p-value:	2,634E-42	2,155E-37	4,001E-39	1,332E-39
MAPE	48,59%	60,32%	54,64%	53,22%
MAE	9,02%	10,41%	9,52%	9,50%

	Coef. (Desv. Est)	OR	Signif.	Coef. (Desv. Est)	OR	Signif.	Coef. (Desv. Est)	OR	Signif.	Coef. (Desv. Est)	OR	Signif.
fb_like	1,6044 (0,316)	4,97	*** 0	1,6293 (0,308)	5,10	*** 0	1,5053 (0,308)	4,51	*** 0	1,3445 (0,314)	3,84	*** 0
preg	1,898 (0,43)	6,67	*** 0	1,3911 (0,494)	4,02	** 0,005	0,9005 (0,531)	2,46	. 0,09	0,8353 (0,526)	2,31	0,112
conc	1,8254 (0,257)	6,21	*** 0									
reg	1,2314 (0,398)	3,43	** 0,002									
app	2,0907 (0,743)	8,09	** 0,005									
MCD	0,6138 (0,291)	1,85	* 0,035									
cost_bnn	-0,0849 (0,047)	0,92	. 0,07	-0,0691 (0,047)	0,93	0,139	-0,0776 (0,044)	0,93	. 0,08	-0,0764 (0,045)	0,93	. 0,086
win_bnn	0,2568 (0,143)	1,29	. 0,073	0,3764 (0,144)	1,46	** 0,009	0,3216 (0,141)	1,38	* 0,022	0,2852 (0,135)	1,33	* 0,035
inc_appeal	0,2761 (0,171)	1,32	0,105									
p_abs:noinfo				1,5854 (0,296)	4,88	*** 0						
invol:noinfo				-0,4228 (0,191)	0,66	* 0,027	-0,592 (0,182)	0,55	** 0,001	-0,4521 (0,199)	0,64	* 0,023
prod_rest:noinfo				-0,2122 (0,114)	0,81	. 0,062						
loc_rest:noinfo				-0,3598 (0,237)	0,70	0,129						
p_abs							1,2029 (0,328)	3,33	*** 0	1,0298 (0,338)	2,80	** 0,002
IZITC							0,75 (0,309)	2,12	* 0,015	0,6954 (0,308)	2,00	* 0,024
resto							-0,5934 (0,264)	0,55	* 0,025	-0,4553 (0,263)	0,63	. 0,084
geo:promo:MCD							0,5584 (0,503)	1,75	0,267			
geo:promo										-0,434 (0,266)	0,65	0,103

Tabla 16: Resultados modelo de aceptación
Fuente: Elaboración Propia

5.3.1 Calidad de los modelos

Los modelos diseñados para la aceptación de mensajes exhiben un nivel informativo superior a los modelos de apertura, con R^2 entre 0,25 y 0,3, lo cual indica un mayor nivel de conexión entre la tasa de aceptación y las variables propias de la oferta realizada por IZIT en cada whisper, dejando menos que explicar a eventos propios del contexto o de las características de los usuarios. Esto podría decir que la decisión de aceptar o no un mensaje es más “racional”, ya que se basa en elementos objetivos que hablan sobre los beneficios que se percibirán y los costos en que se incurrirá al usar la promoción.

Respecto al nivel de ajuste de los modelos, estos exhiben errores medios entre un 9 y 10%, mientras que sus errores promedio superan el 50%. Esto evidencia una presencia importante de outliers, como se puede ver en los gráficos de residuos en el anexo D, los cuales merman la performance de este tipo de indicadores. De hecho, si se considera el 90% de las promociones mejor ajustadas, los errores promedio disminuyen casi un 40%.

5.3.2 Comparación de Modelos

Un elemento a destacar del modelamiento realizado en esta etapa fue la incapacidad de unir algunos grupos de variables en un mismo modelo. En particular, al utilizar variables de valor y de tipo de actividad, uno de los dos grupos (generalmente el de valor) exhibía p-valores mucho más altos, lo cual se produce por un alto nivel de correlación entre estas variables. Dado esto, se diseñaron modelos para ambos tipos de variables por separado, con el fin de estudiar su capacidad explicativa y poder compararla. Este análisis se puede ver en los primeros dos modelos, donde el primero tiene principalmente variables de actividad promocional, mientras que el segundo privilegia el uso de variables de valor. Un primer análisis evidencia que las variables de actividad promocional parecen ser más informativas, ya que el modelo 1 posee mejores indicadores de varianza explicada y log-verosimilitud. Por otra parte, ambos modelos cuentan con variables no significativas (*inc_appeal* en el primero, *loc_rest:promo* y *cost_bnn* en el segundo), no obstante, todas corresponden al grupo de variables de valor, lo que lleva a concluir que la capacidad explicativa de las variables de actividad promocional es superior al de las variables de valor. Sin embargo, las variables de valor entregan conclusiones más interesantes y menos intuitivas, por lo que en los modelos restantes se profundizará en su estudio.

Otro punto a destacar es la presencia predominante de la variable *fb_like*, la cual ha tenido una presencia importante en todos los modelos y este no fue la excepción. Esto implica que el funcionamiento de este método de envío difiere considerablemente con los canales tradicionales (fences, superfences e izitland) no solo en sus resultados, sino que también en las magnitudes que trabaja y su manera de funcionar. En el caso de la apertura y aceptación, los modelos logran captar y asociar la performance superior

de las promociones que usan este canal, sin embargo, en estricto rigor, en estas promociones el procedimiento es distinto, ya que la decisión es una y se toma en Facebook, cuando el usuario está frente al mensaje de la promoción en el portal de Izit. Dado esto, los elementos que priman en dicha decisión pueden ser distintos a los que influyen en la aplicación, por lo que, por ahora, se tendrá dicha precaución al estudiar este tipo de mensajes.

Finalmente, los modelos 3 y 4 buscan mostrar la influencia de la geolocalización en esta etapa y qué elementos la moderan, lo cual es analizado en la sección siguiente.

5.3.3 Análisis de Variables

Tal como se comentó anteriormente, la variable *fb_like* tiene un impacto importante tanto en la tasa de aceptación como en el resto de las etapas. Sin embargo, es importante destacar que sus altos desempeños se deben a que no quedan registros de los usuarios que no estaban interesados en la promoción debido a que la decisión de envío está en manos de los usuarios. Esto produce que el procedimiento detrás del uso de la promoción sea a la inversa, es decir, la promoción se envía cuando el usuario ya conoce los detalles de la promoción y ha demostrado interés en utilizarla, lo que lleva a que el proceso de entrega de la información y la respuesta del usuario no queda registrado. Dado esto, un estudio más interesante de este tipo de promociones sería analizar qué motiva a un usuario a no utilizar una promoción que decidió “enviarse”. Respecto a los resultados de los modelos, esta variable indica que las promociones enviadas a través de Facebook tienen entre un 50% y un 60% de incremento en la aceptación.

En el primer modelo se realiza un estudio del desempeño de las variables que indican a qué actividad promocional corresponde el whisper. En la siguiente tabla se muestra la clasificación de los tipos de actividad promocional

ACTIVIDADES PROMOCIONALES		ACT. NO PROMOCIONALES
Descuentos	Premios	Información
2x1	Concursos	Trivias / Preguntas
Rebaja en monto	Regalos	Avisos promocionales
Descuento Porcentual		Mensajes de la aplicación
Compras con beneficios		

Tabla 17: Clasificación de actividades promocionales

Fuente: Elaboración propia

Los resultados del modelo indican en primer lugar que las actividades clasificadas como descuentos no son significativas, lo que indica que la pertenencia de una promoción a una de estas actividades no implica un nivel particular de tasa de aceptación. Esto también podría indicar que cuando un whisper pertenece a este grupo

son otros los elementos que cobran relevancia, como el tamaño del descuento, la marca, las restricciones, etc., mientras que las demás actividades, como los concursos o regalos, tienen un valor intrínseco que si influye en la decisión de aceptar el mensaje. De hecho, los resultados del primer modelo apuntan en dicha dirección, indicando que los regalos y concursos tienen rendimientos 3,4 y 6,7 veces mejores que el resto de las promociones, respectivamente. Un factor determinante en este resultado es el hecho de que este tipo de actividades no tiene costos asociados para los usuarios, salvo las condiciones vinculadas a este tipo de promociones. En el caso de las actividades no promocionales, un resultado interesante se da con las actividades clasificadas como “preguntas” o “trivias”, las cuales manifiestan un desempeño 6,21 veces superior al resto de las promociones. Este tipo de actividades consiste en trivias realizadas a través de la aplicación donde se realizan preguntas a los usuarios sin ningún beneficio asociado, por lo que llama la atención el alto nivel de predisposición a participar en esta clase de actividades, lo que podría ser una muestra del nivel de fidelización de los usuarios. Por otra parte, los mensajes asociados a la aplicación que generalmente se relacionan con actualizaciones, información sobre cambios o mensajes de cumpleaños, también tienen un desempeño sumamente superior a las demás promociones, lo cual refuerza la teoría anterior acerca del nivel de fidelización de los usuarios, sobretodo considerando que en promedio tienen un nivel alto de envíos (31.317).

Otro resultado importante del primer modelo es el reflejado en las variables ligadas al programa de fidelización de la aplicación. Desde agosto de 2014, la mayoría de las promociones entrega puntos (llamados “bananas”) al aceptarlas, lo cual agregó un nuevo motivo para aceptar una promoción, el cual no está ligado a sus características generales, sino que a acumular puntos que permiten participar en concursos con premios de alta gama (motos, entradas VIP a conciertos, etc). En particular, la implementación del programa de puntos incrementó las aceptaciones en torno a un 35% por cada banana que se gane al aceptar. Es importante considerar este efecto al momento del análisis, ya que el incremento en la aceptación es considerable y puede nublar los efectos de las demás variables. Por otra parte, en el caso de las promociones que requieren de un “pago” en puntos para poder utilizarlas, la baja en aceptación está en torno al 8% por cada banana requerida para usar la promoción, lo cual no es reflejo de desinterés, si no que el impacto que tiene la restricción impuesta por la aplicación.

En el segundo modelo, se cambiaron las variables de actividad promocional y se incluyeron aquellas relacionadas al valor de la promoción. Cabe destacar que las 4 variables agregadas fueron cruzadas con la variable *no_info*, la cual es 1 si la promoción corresponde a una actividad promocional. Este cruce fue necesario debido a que los mensajes no promocionales no realizan una oferta comercial y su principal misión es proveer información al usuario o realizar actividades que incrementen su interacción con la aplicación. Dado esto, no tenía sentido lógico asociar este tipo de

promociones a variables que intentan reflejar un valor comercial inexistente. Los resultados entregaron insights interesantes sobre como valoran los usuarios los distintos elementos de la propuesta de valor. En primer lugar, la variable p_abs encargada de reflejar el tamaño del beneficio recibido al usar la promoción, evidenció una relación proporcional con la tasa de apertura, como se puede ver en la figura 2. A pesar de esta relación positiva, existen elementos que podrían interferir en el buen desempeño de una promoción con un alto p_abs , que corresponden a las restricciones asociadas a la promoción y a su nivel de involucramiento. Este último, representado por la variable $invol$, representa la intensidad del interés de un usuario por un producto en una decisión de compra particular. Esto quiere decir que un nivel de involucramiento alto implica una toma de decisión más compleja en que se requiere un nivel de información superior para decidir en torno a elementos objetivos y poder comparar las opciones, mientras que un nivel de involucramiento bajo en general se relaciona con compras más impulsivas que suelen ser motivadas por elementos periféricos. La variable asigna un nivel de involucramiento entre 1 y 3 para cada promoción, donde 1 es el nivel más bajo y 3 el más alto. El modelo reporta que existe una merma del 34% en el desempeño de la promoción en cada aumento de este indicador.

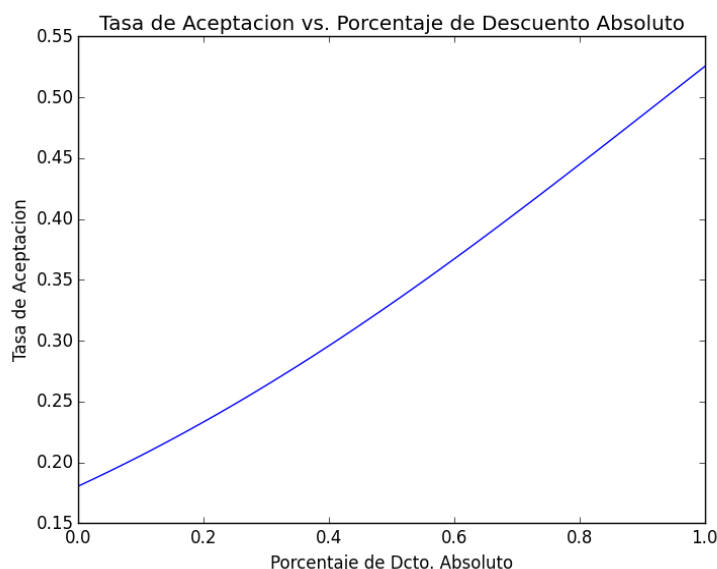


Ilustración 12: Gráfico de tasa de aceptación vs. Porcentaje de descuento absoluto para promoción geolocalizada

Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico 10, se puede ver como impacta cada nivel de involucramiento en la variable p_abs , donde se ve una merma de aproximadamente un 10% a medida que aumenta el nivel de involucramiento.

El segundo grupo de variables que impacta negativamente el efecto del

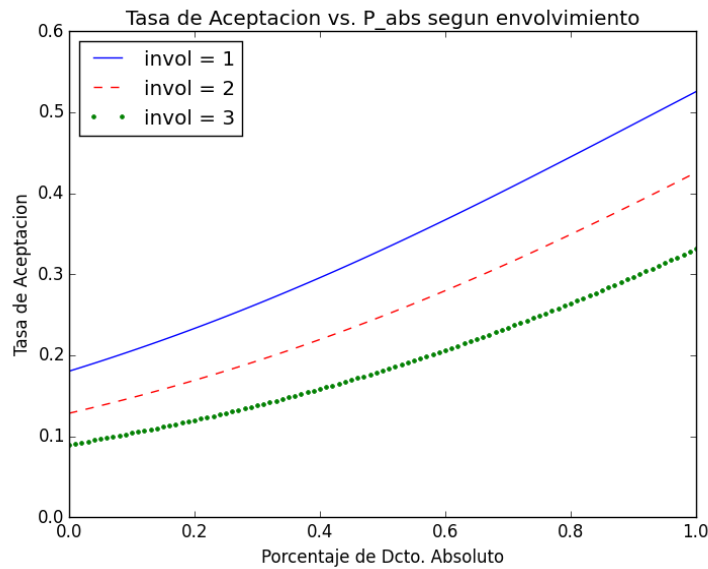


Ilustración 13: Gráfico de tasa de aceptación vs. P_abs para promoción geolocalizada y distintos niveles de involucramiento.

Fuente: Elaboración Propia

porcentaje de descuento absoluto son las restricciones asociadas a la promoción. La primera de ellas es la cantidad de productos que cubre la promoción, representada por la variable *prod_rest*, la cual indica el nivel de productos sujetos a descuento, donde 0 indica que se aplica a todos los productos de la tienda, 1 indica que solo se aplica a una categoría y 2 que se aplica a un máximo de 3 productos. El modelo reporta una baja en la tasa de aceptación de un 19% en cada aumento de la restricción.

En el gráfico 11 se muestra el efecto que tiene esta variable en el porcentaje de descuento absoluto. El gráfico muestra un impacto menos pronunciado que en el caso del involucramiento, con bajas de un 5% a medida que aumenta el nivel de restricción de productos.

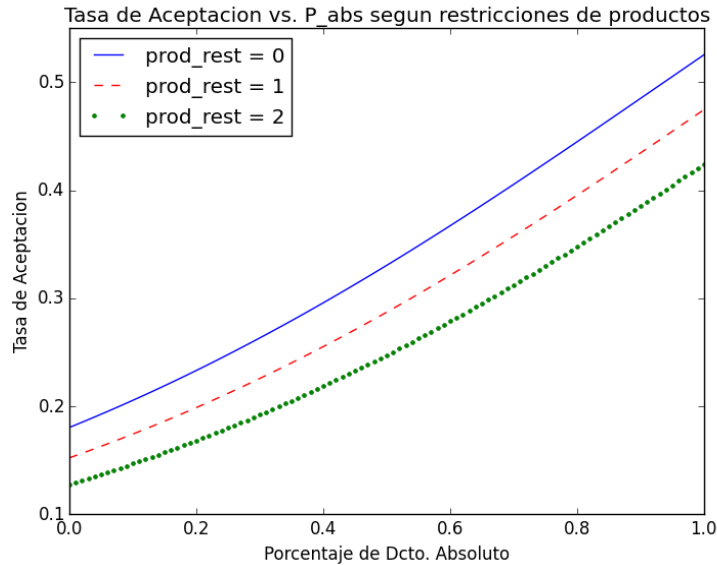


Ilustración 14: Gráfico de tasa de aceptación vs. P_abs para promoción geolocalizada y distintos niveles de restricciones de productos.

Fuente: Elaboración Propia

Por último, las restricciones de local, identificadas con la variable *loc_rest*, indica si la promoción está disponible en un máximo de 2 locales o no al tomar el valor 1 y es 0 en caso de no existir tales restricciones. El modelo indica que las promociones con restricciones de locales sufren una baja del 30% de su desempeño al ejercer restricciones de este tipo, lo cual también impacta en el efecto del porcentaje de descuento absoluto. En el gráfico 12 se muestra el efecto de esta restricción en la variable antes mencionada, donde se puede apreciar que este tipo de restricciones disminuye en un 10% el efecto de *p_abs* sobre la tasa de aceptación.

Si se toma en cuenta que algunas promociones tienen combinaciones de estas restricciones o que incluso podrían tenerlas todas, el efecto de un descuento alto podría no tener ningún efecto en la tasa de aceptación. En el anexo D se muestran algunas interacciones entre estos efectos y como desgastan el efecto que produce el porcentaje de descuento, las cuales entregan una posible relación interesante entre el nivel de involucramiento y las restricciones de productos. El gráfico indica que subir un nivel el involucramiento es equivalente a subir las restricciones de productos de 0 a 2, es decir, pasar de tener la promoción en toda la tienda a tenerla a lo más en 3 productos. Esto implicaría, por ejemplo, que un 50% de descuento en todos los productos de una tienda de ropa femenina (*invol*=2, *prod_rest*=0) genera el mismo impacto en la aceptación que un 50% de descuento en un “combo” de una cadena de comida rápida (*invol*=1, *prod_rest*=2).

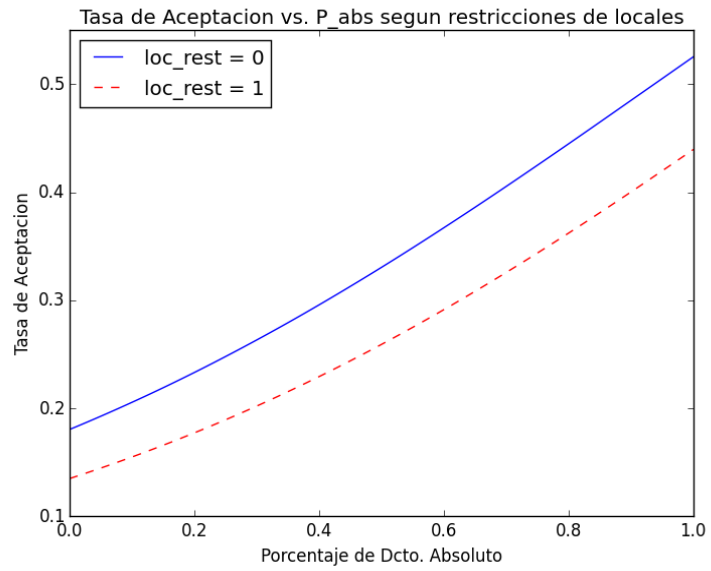


Ilustración 15: Gráfico de tasa de aceptación vs. P_abs para promoción geolocalizada y distintos niveles de restricciones de locales.

Fuente: Elaboración Propia

6 Conclusiones

6.1 Conclusiones del estudio

En primer lugar, es importante señalar que las variables consideradas en el estudio aluden en primer lugar a las características del cliente, el producto y la promoción y en segundo lugar a variables que Izit puede controlar o que son parte del acuerdo que pactan con el cliente, como lo es el tiempo que estará disponible, si es geolocalizada o no, dónde se va a habilitar, qué segmentaciones se utilizaran, etc. Lo importante de esto es que, en su mayoría, las variables utilizadas están bajo el dominio de Izit o son conocidas por ellos previo al lanzamiento de la promoción, por lo tanto, el estudio finalmente apunta a entender cuánto puede influir Izit en el alcance y performance de las promociones.

En el caso de los envíos, se ve que Izit tiene un claro dominio sobre el alcance que tendrá la promoción. Esto se ve reflejado tanto en el *R-squared* de los modelos que es cercano a 0,7 y a lo que sucede en la práctica, donde se ve que al menos en el caso de las promociones no geolocalizadas, el número de personas que va a recibir la promoción no es incierto y, muy por el contrario, consiste en una decisión tomada por la empresa. En general, las variables que influyen en la cantidad de envíos que tendrá una promoción son las horas disponibles, el número de clientes que puede recibir la promoción después de aplicar las segmentaciones y el canal que se utiliza para enviarlo. Todas estas variables son manejadas por Izit, por lo que la conclusión en esta etapa es que Izit tiene amplio dominio y puede realizar estimaciones bastante acertadas sobre el alcance que tendrá una promoción.

En el caso de la apertura, las variables consideradas en este estudio no tienen mucho potencial explicativo. En general, solo exhiben el cambio que han experimentado en el tiempo las tasas de apertura a través de la variable 'meses', la cual evidencia una baja a lo largo del tiempo en las tasas de apertura que puede ser explicada por el aumento de los usuarios, fences y masividad en general. De hecho, el modelo de envíos, a través de la variable 'año', indica que el año 2014 las promociones enviaron más mensajes que en 2013, lo cual explica el comportamiento antes descrito. A pesar de que las variables no entregan mucho, si hay algunos elementos que rescatar. El más importante de ellos es que el uso de la palabra 'regalo' en el mensaje enviado a la bandeja de entrada de la aplicación genera una mayor predisposición a abrir el mensaje. El efecto no es significativo, pero los resultados son suficientes para confirmar una tendencia. Este efecto es importante porque no todas las promociones que contienen esta palabra en su mensaje inicial corresponden realmente a regalos, lo que

implica que la ilusión de un regalo detrás del whisper genera mayor curiosidad en los usuarios y lleva a algunos de ellos a abrir este tipo de mensajes.

Si bien no se puede afirmar que la geolocalización genera mayor apertura, si se tiene certeza de que los mensajes no geolocalizados observan una merma significativa de sus tasas de apertura, disminuyendo en promedio un 50% la performance de la promoción en esta etapa, lo cual implica que la pérdida del contexto al enviar mensajes implica una pérdida significativa del interés de los usuarios. Otro elemento relevante a mencionar es que una explicación para la baja influencia de las variables consideradas es que en general hay un involucramiento casi nulo en esta decisión, ya que abrir una promoción no significa ningún compromiso del usuario con la promoción que recibió. Esto puede significar la existencia de un grupo de usuarios con mayor predisposición a interactuar con la aplicación y que el desempeño de esta etapa esté ligado con la cantidad de usuarios de este tipo que la reciban.

Respecto a la aceptación, al igual que en la etapa de apertura, las variables parecen no ser muy informativas sobre que impulsa la aceptación de las promociones, sin embargo, se observa una mejora en el desempeño de los modelos y se observa un mayor número de variables significativas. En primer lugar, se aprecia que la geolocalización no juega un rol relevante en esta etapa, cobrando mayor relevancia las variables que aluden al tipo de actividad, el nivel de involucramiento de la decisión de compra y el valor que está entregando la promoción. Un resultado interesante es que a medida que aumenta el porcentaje de descuento, la aceptación aumenta, sin embargo, las promociones con mayores porcentajes de descuento suelen tener un bajo nivel de aceptación. Esta contradicción es explicada por las restricciones asociadas a las promociones atractivas, las cuales suelen mermar su atractivo. Otro elemento que influye en esto es que en general las marcas menos conocidas o de más baja gama son las que suelen ofrecer descuentos atractivos, lo cual lleva a que los usuarios muestren menos interés por desconocer el producto que se está ofreciendo.

La estructura de la aplicación permite identificar cuan interesado está el usuario en la promoción recibida si se relaciona cada “puerta” que atraviesa como un indicador de mayor interés. Relacionando esto con la importancia de la geolocalización, se puede ver que a medida que el usuario se acerca el canje, el efecto del contexto se diluye y comienzan a cobrar relevancia las variables que indican cuan valioso es lo que se está entregando. Esto lleva a concluir que la geolocalización influye primordialmente aumentando la predisposición del usuario en las primeras etapas de la interacción con la promoción recibida, sin embargo, al llegar a las etapas finales, su efecto deja de ser relevante.

Un elemento importante que se observa es que Izit parece no tener la información suficiente para hacer una estimación del desempeño de una promoción previo a su lanzamiento en las etapas de apertura y aceptación, lo que podría indicar que son los

usuarios, sus características y su historial de interacción con la aplicación los que podrían tener información para realizar una estimación más certera. Dado esto, el foco de la empresa debería estar en conocer mejor a los usuarios y la forma en que interactúan con la aplicación, con el fin de incluir a las variables que definen el envío los grupos de usuarios con mayor predisposición a abrir o aceptar promociones.

Finalmente, un elemento clave que Izit no está captando hasta ahora es la ocasión de compra, la cual puede definir el destino de una promoción. Una propuesta de mejora para la aplicación podría ir en la línea de crear un programa piloto para algunas promociones donde antes de enviarlas a los usuarios se le pregunte al momento de entrar al fence qué están haciendo. Los fences más concurridos son por lejos los que “iluminan” los centros comerciales, donde las ocasiones de compra son sumamente variadas. Si no se incorpora esta información, el efecto de la geolocalización se difumina ya que el contexto en que llega el mensaje, a pesar de ser el lugar indicado, no responde al momento correcto.

6.2 Trabajos Futuros

El paso siguiente de este trabajo consiste en el análisis del comportamiento de los usuarios en las etapas de apertura y aceptación, cuyo objetivo es complementar lo observado en este estudio y agregar variables que no dependen o que Izit no conoce ex ante. Un estudio de estas características podría llevar a conclusiones interesantes, ya que por lo visto en este trabajo, se presume que existen grupos de usuarios con disposiciones distintas para interactuar con la aplicación, lo cual puede tener un impacto sumamente importante en la etapa de apertura, ya que su nivel de involucramiento es bajo y en general estas decisiones pasan por elementos de ruta periférica. Por otra parte, en la etapa de aceptación se podrían encontrar grupos que calzan mejor con un tipo de promociones o que son menos sensibles a algunas restricciones impuestas por las promociones. Los posibles descubrimientos que se realicen en el análisis desagregado de las promociones deben ir en la línea de generar una segmentación de los usuarios, ya que si bien no hay 100% de certeza, es altamente probable que hayan usuarios que interactúan de manera menos intensiva con la aplicación y probablemente requieren de algún incentivo para aumentar esa actitud. Por lo visto en este estudio, es probable que se encuentren clases latentes marcadas entre los usuarios que ayudarían de sobremanera a generar una mejor estimación de los modelos de apertura y aceptación.

7 Bibliografía

- [1] Ghose A, Molitor D, Reichhart P, Spann M (2013) Measuring the Effectiveness of Location-Based Advertising: A Randomized Field Experiment, Working Paper, Universidad de Nueva York y Universidad Ludwig-Maximilians de Munich
- [2] Ghose A, Pil Han S, Sung Hyuk P (2013) Analyzing the Interdependence between Web and Mobile Advertising: A Randomized Field Experiment, Working Paper, Universidad de Hong Kong, Universidad de Nueva York
- [3] Lane N, Gerente de Análisis Estratégico MobileSQUARED (2012), Mobile geo-location advertising will be a big number in 2015, White Paper
- [4] Proximus (2011), The Growth of Location-Based Services and The Power of Proximity Marketing, White Paper
- [5] Merisavo M, Kajalo S, Karjaluoto H, Virtanen V, Salmenkivi S, Raulas M, Leppäniemi M (2007), An Empirical Study of the Drivers of Consumer Acceptance of Mobile Advertising, Journal of Interactive Advertising, Vol 7 No 2, pp. 41-50
- [6] McKinney W, Python for Data Analysis, O'Reilly, 2013
- [7] Linear Regression With Python. URL: <http://connor-johnson.com/2014/02/18/linear-regression-with-python> (Consultado: 15/01/2015)
- [8] Andrew Noymer, UC Irvine, Logged dependent variables. URL: https://webfiles.uci.edu/noymer/web/teaching/logged_dep.pdf (Consultado: 15/01/2015)
- [9] What Are the Effects of Multicollinearity and When Can I Ignore Them? URL: <http://blog.minitab.com/blog/adventures-in-statistics/what-are-the-effects-of-multicollinearity-and-when-can-i-ignore-them> (Consultado: 17/01/2015)
- [10] Why You Need to Check Your Residual Plots for Regression Analysis. URL: <http://blog.minitab.com/blog/adventures-in-statistics/why-you-need-to-check-your-residual-plots-for-regression-analysis>. Consultado (17/01/2015)
- [11] Sharyn O'Halloran, Logistical Regression II – Multinomial Data, Apuntes curso Econometrics II, UCLA. URL: http://www.columbia.edu/~so33/SusDev/Lecture_10.pdf Consultado (30/01/2015)
- [12] What is complete or quasi-complete separation in logistic/probit regression and how to deal with them? URL: http://www.ats.ucla.edu/stat/mult_pkg/faq/general/complete_separation_logit_models.htm. Consultado (01/02/2015)

8 Anexos

8.1 Anexo A

Variables consideradas en etapa de modelamiento

Variable	Descripción
sent	número de envíos si considerar rewhispers
aper	número de mensajes abiertos si considerar rewhispers
accept	número de mensajes aceptados si considerar rewhispers
p_aper	aper/sent
p_acep_ab	accept/aper
rew_sent	número de rewhispers
rew_aper	número de rewhispers abiertos
rew_acep	número de rewhispers aceptados
p_rew_aper	rew_aper/rew_sent
p_rew_acep	rew_acep/rew_aper
whisperId	Identificador de la promoción
whisperCampaignid	Identificador de la campaña
no_bananas	1-bananas
bananas	1 si promocion considera programa de acumulación de puntos (por aceptar, rewhispear, invitar a amigos o compartir promos en FB)
codigo	1 si la promocion se canjea sin necesidad de aceptar
cine	1 si la promocion tiene un beneficio en cine (importante porque les tiende a ir bien)
TCOM	1 si la promocion está asociada a tcompras.cl (no se necesita aceptar)
MCD	1 si promocion es de McDonalds
IZITC	1 si promocion corresponde a un concurso de IZIT
IZIT	1 si la promoción pertenece a IZIT
Mensaje_bandeja	texto que ve el usuario en el whisper (previo a apertura)
pregunta	1 si el mensaje está formulado como pregunta
mundial	1 si la promoción está asociada al mundial (típicamente adivinar resultados de partidos, pero también otras con el tema del mundial)
signo	1 si el mensaje_bandeja contiene palabras como "increíble", "impresionante", "a solo" o que exacerben el mensaje
name	1 si el mensaje contiene el nombre del usuario
elige	1 si el mensaje_bandeja contiene la palabra "elige"
dosxuno	1 si el mensaje_bandeja indica explícitamente que es un 2x1

dcto_size	Si la promoción consiste en un dcto porcentual, se indica con números del 1 al 10 en que rango se encuentra el dcto, es decir, 1 para promociones bajo 10%, 2 para promos entre 10% y 20%, y así sucesivamente
gratis	1 si el mensaje_bandeja contiene la palabra "gratis"
msje_regalo	1 si el mensaje_bandeja contiene la palabra "regalo"
regrat	1 si gratis o regalo
Detalle_titular	titular del mensaje que aparece al abrir whisper
Detalle_condiciones	Detalle (condiciones) que aparecen al abrir el whisper
titular (interno)	Nombre interno de la promoción (no lo ven los usuarios)
no_gift	1 si mensaje_bandeja contenía la palabra "regalo", pero el whisper no correspondía a un regalo
itriv	1 si whisper corresponde a una trivia de izit
brand	Marca asociada a la promoción
invol	Nivel de involucramiento de la compra, siendo 1 un nivel bajo y 3 un nivel alto. Por ejemplo, las promos de food court en general fueron calificadas con 1, mientras que los viajes y panoramas, con 3.
inc_appeal	Atractivo de la promoción, siendo 1 un nivel bajo y 3 un nivel alto.
loc_rest	Dummy que indica si la promoción se puede canjear en 1 - 3 locales
prod_rest	Variable que indica sobre qué productos se aplica la promoción. 0: Todos los productos, 1: Una categoría/línea de productos, 2: 1-3 SKU en particular
otro_rest	Presencia de algún elemento que dificulta el uso de la promoción (Solo en la mañana, llamar para canjear, promo se canjea en parejas, etc)
m_dcto	Todos los montos que se estén descontando en la promoción (todo lo que dejo de pagar)
m_conc	Monto del premio de los concursos
m_ini	Monto inicial que debe pagarse para canjear una promoción
m_ref	Monto total del producto que está siendo promocionado. En el caso de que haya que comprar un producto para recibir un beneficio, en esta variable se registra el precio del producto asociado al beneficio
p_dcto	m_dcto/m_ref : Refleja el % de dcto sin incorporar los montos que hubo que pagar para acceder al beneficio
p_noc	$m_dcto/(m_abs+m_ref)$: Refleja el % de dcto incorporando los montos que hubo que pagar para acceder al beneficio, sin concursos
p_abs	$(m_dcto+m_conc)/(m_abs+m_ref)$: Refleja el dcto percibido por el usuario, incorporando los beneficios otorgados por los concursos
p_tramos	0 si $p_abs=0$, 1 si p_abs en $[0 ; 0,25)$, 2 si p_abs en $[0,25 ; 0,5)$, 3 si p_abs en $[0,5 ; 0,75)$, 4 si p_abs en $[0,75 ; 1)$, 5 si $p_abs \geq 1$
no_exc	Promociones no exclusivas de izit
cost_bnn	Número de bananas que deben pagarse para entrar al concurso (solo aplica a 4 promociones)
win_bnn	Número de bananas que entrega la promoción al aceptarla
dias_duracion	Días que está disponible la promoción (Días entre fecha fin y fecha inicio de campaña)

dias_efectivos	días de duración considerando días de la semana en que está habilitado (días entre fecha inicio y fecha fin de campaña, pero solo considerando días de la semana en que está habilitada la promoción)
horas_efectivas	horas que está habilitada la promoción considerando las franjas horarias
dias_real	Días entre primer y último whisper
diasef_real	días_real aplicando filtro de días de la semana (siempre y cuando corresponda)
hrsef_real	horas que está habilitada la promoción considerando las franjas horarias, usando diasef_real
hrsef_real2	LN(hrsef_real)
findes_inicio	si inicio (nominal) es fin de semana o no
feriado	si inicio (nominal) es feriado o no
dia_sem_inicio	Día de la semana en que se lanza la promoción, 1=lunes, 7=domingo
dia_ano	Día del año para el comienzo de la promo., del 1 al 365
mes	mes inicio
ano	Año inicio, 1=2014 - 0=2013
meses	meses ordenados cronológicamente, desde el 1 (junio/13) hasta el 17 (octubre 2014)
whisperDaysSend	1 si el whisper está disponible los días de la semana
lunes	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un lunes o no
martes	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un martes o no
miercoles	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un miercoles o no
jueves	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un o no
viernes	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un o no
sábado	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un o no
domingo	1 si el whisper está habilitado para ser enviado un o no
whisperTS_horas	Tiempo que se tiene para aceptar la promoción (en horas)
expira	Indica swi la promoción expira o no
autoStart	Luego de qué evento se inicia el contador. 0=al aceptar msje, 1= al abrirlo, 2=al recibirlo
dxu	1 si es un 2x1
reb	1 si es una rebaja en monto
conc	1 si es un concurso
reg	1 si es un regalo
cb	1 si es una compra con un beneficio
ptge	1 si es un porcentaje de dcto
preg	1 si es una trivia o pregunta (sin premio)
aviso	1 si es un mensaje que publicita promociones no exclusivas de izit
app	1 si es un mensaje de la app
promo	1 si es 2x1, rebaja, descuento o compra_beneficio
noinfo	1 si es 2x1, rebaja, descuento, compra_beneficio, regalo o concurso
info	1 si es pregunta, app o aviso
posicionCampana	Posición que ocupa el whisper en el orden de promociones de la campaña

primera	Indica si es el primer whisper de la campaña o no
lag	Número de veces que se ha lanzado la misma promoción en el pasado.
budgetMM	Presupuesto asignado a la promoción
fr_nro	Número de veces que puede ser enviado el mensaje a un mismo usuario (0 señala que no hay límite)
fr_uno	1 si la promoción se puede enviar 1 sola vez
whisperFrequency	Tiempo de espera para reenviar mensaje (en segundos)
Wfrec	Tiempo de espera para reenviar mensaje (en días)
fr_type	1: BY_FENCE: El whisper se reenviará cada vez que el usuario entre a un fence (Respetando la restricción de frecuencia), 0: BY_CAMPAIGN: El whisper se reenviará solo desde el fence donde se envió por primera vez
target_sex	Target_sex de la promo. 0=Sin target, 1=Hombres, 2=Mujeres
whisperTargetAgeMin	Target Edad Mínima
edad_max	Target Edad Máxima
clientes_miles	Número de clientes en el target (en miles)
ptge_clientes	Porcentaje del total de clientes en el target (total=300.712)
shareable	Si se puede enviar a amigos o no
fb_like	1 si promoción está asociada a FB
nofb	1 si promoción no está asociada a FB
Encadenado	Si envío está sujeto a actividad con otra promoción
izitland	porcentaje de mensajes enviados a través de izitland
fence	porcentaje de mensajes enviados a través de fences que no sean izitland
sf	porcentaje de mensajes enviados a través de superfences que no sean izitland
soloIL	1 si izitland > a 0,8
soloF	1 si fence >0,8
soloSF	1 si sf > 0,8
geo	1 si fence + sf >0,9
nro_fences	Número de fences a través de los cuales se enviaron mensajes efectivamente
promF	Promedio de envíos de los fences asociados al whisper
promFlog	LN(promF)
envF	nro_fences*promF
epFlog	LN(envF)
nro_sf	Número de superfences a través de los cuales se enviaron mensajes efectivamente
promSF	Promedio de envíos de los superfences asociados al whisper
promSFlog	LN(promSF)
epSFlog	nro_sf*promSF

Tabla 18: Descripción de Variables

Fuente: Elaboración Propia

8.2 Anexo B

Gráficos de Residuos de modelos de envíos

Residuos modelo Envíos 3

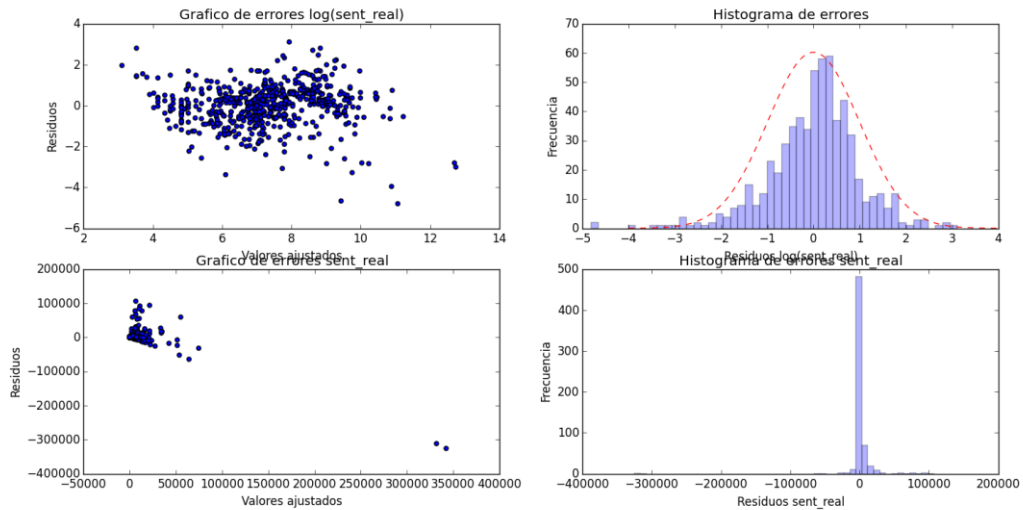


Ilustración 16: Residuos modelo de envíos 3

Fuente: Elaboración Propia

Residuos modelo Envíos 4

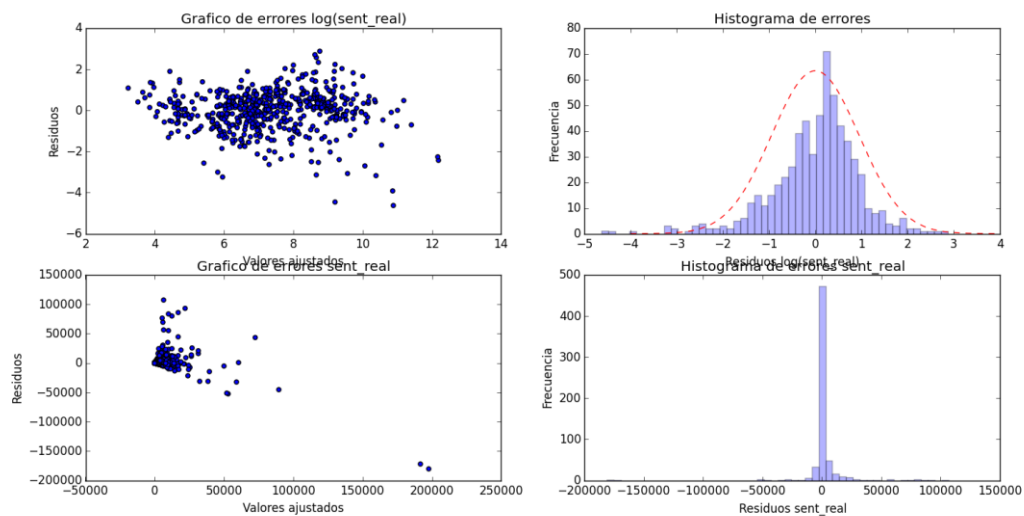


Ilustración 17: Residuos modelo de envíos 4

Fuente: Elaboración Propia

8.3 Anexo C

Gráficos de Residuos de modelos de apertura

Residuos modelo apertura 1

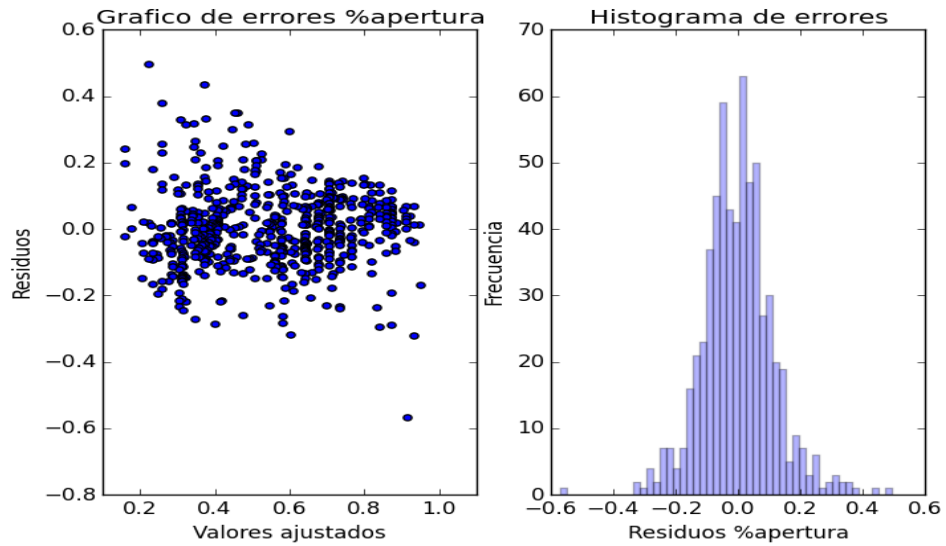


Ilustración 18: Residuos modelo de apertura 1

Fuente: Elaboración Propia

Residuos modelo Apertura 2

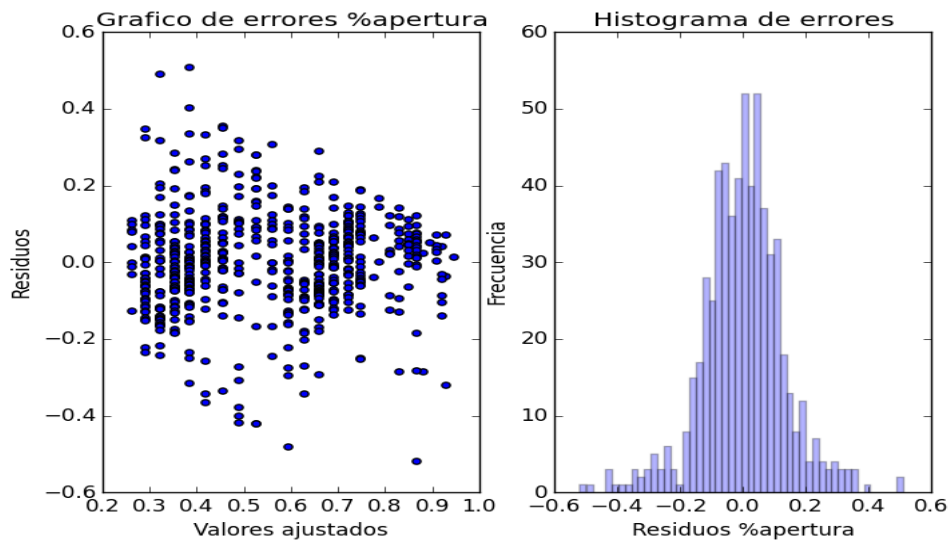


Ilustración 19: Residuos modelo de apertura 2

Fuente: Elaboración Propia

8.4 Anexo D

Gráficos de residuos de modelos de aceptación

Residuos modelo Aceptación 1

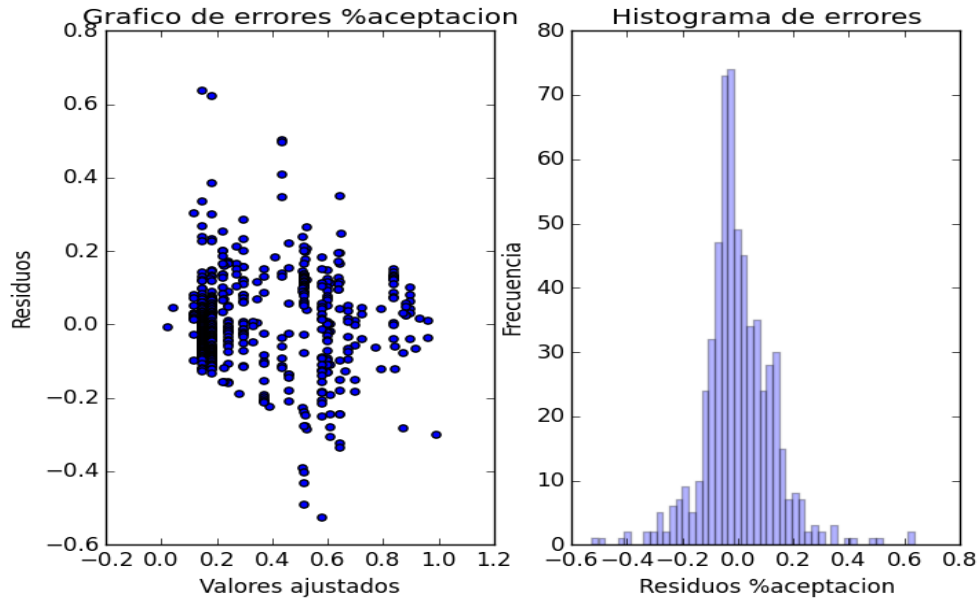


Ilustración 20: Residuos modelo de aceptación 1

Fuente: Elaboración Propia

Residuos modelo Aceptación 2

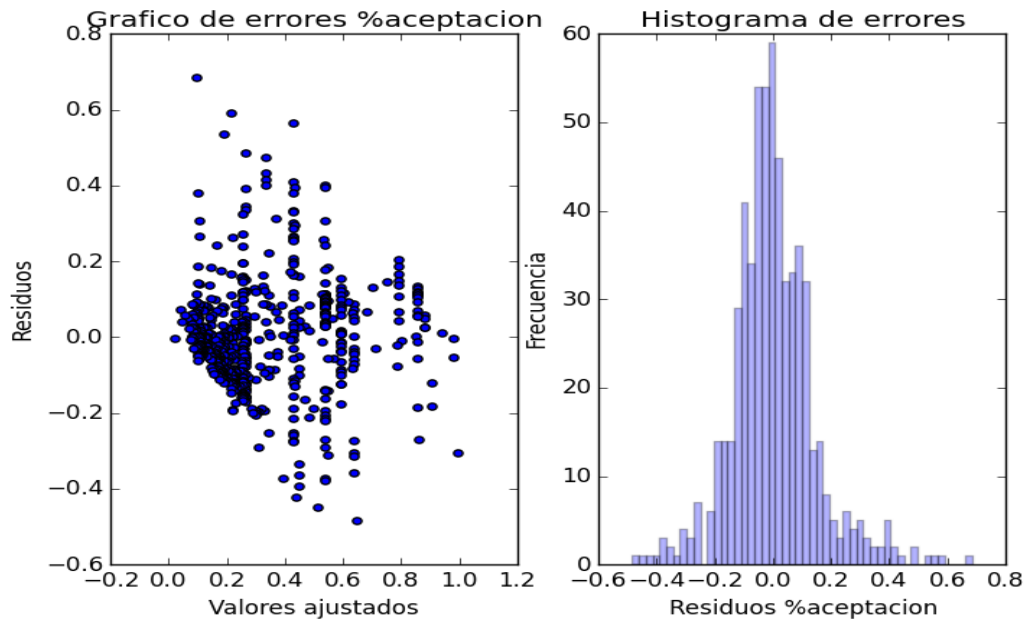


Ilustración 21: Residuos modelo de aceptación 2

Fuente: Elaboración Propia

Residuos modelo Aceptación 3

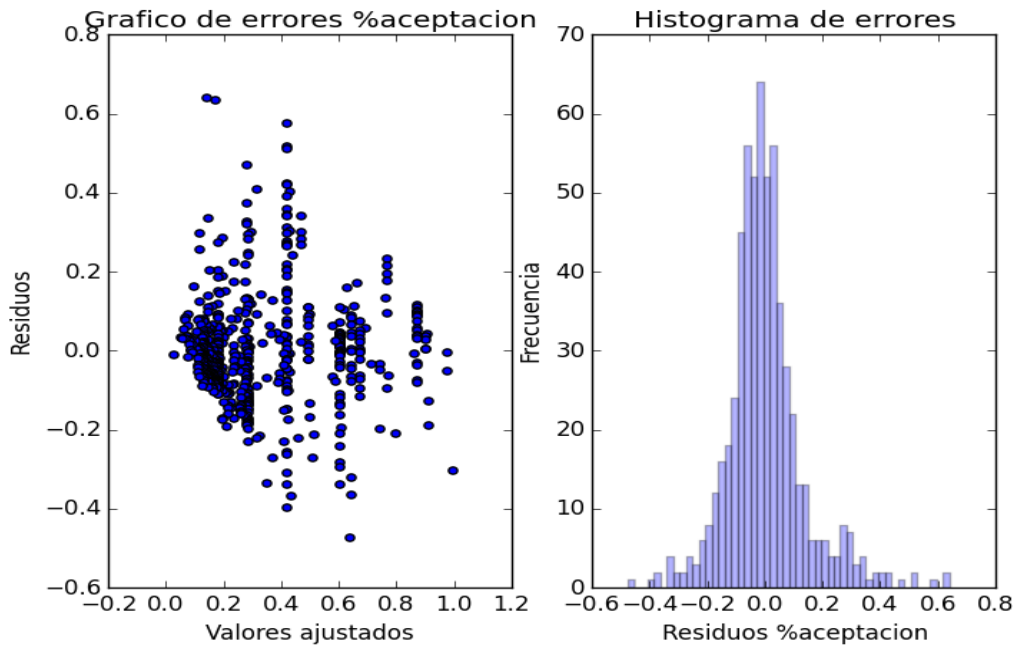


Ilustración 22: Residuos modelo de aceptación 3

Fuente: Elaboración Propia

Residuos modelo Aceptación 4

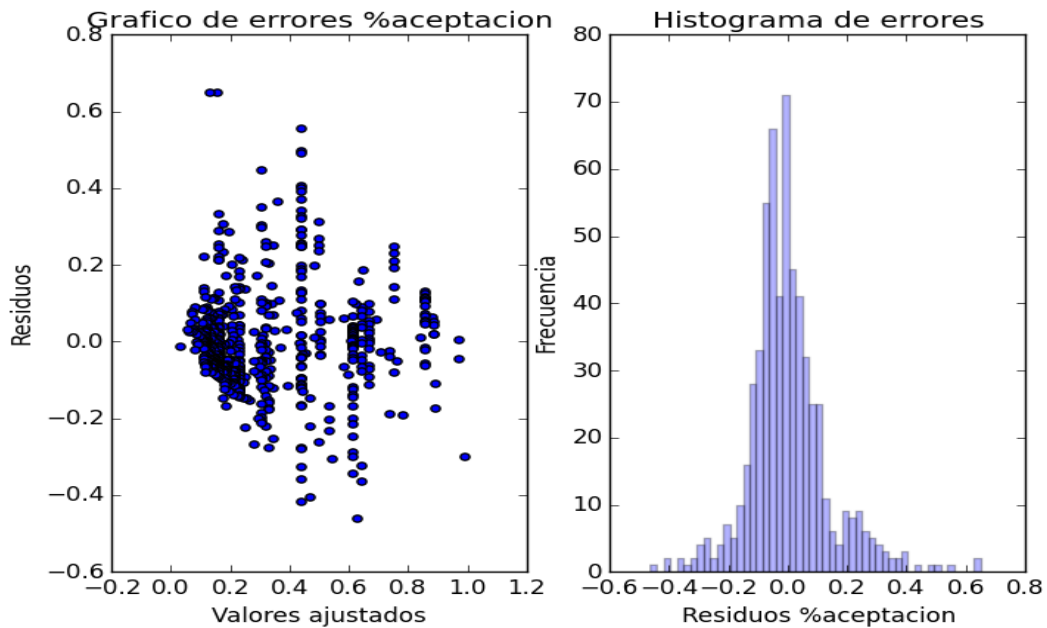


Ilustración 23: Residuos modelo de aceptación 4

Fuente: Elaboración Propia

Anexo 3.3: Impacto de combinaciones de restricciones en p_abs

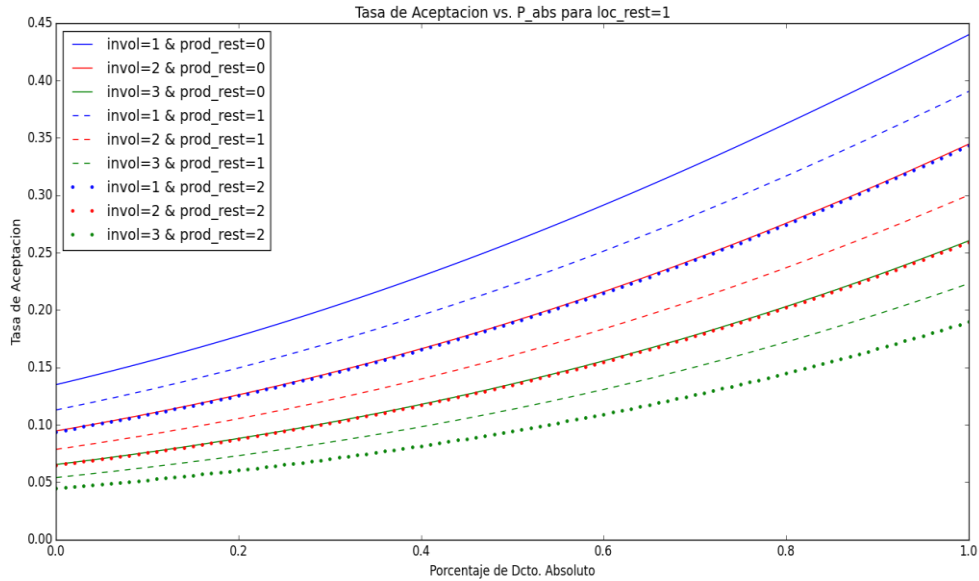


Ilustración 24: Impacto de variables restrictivas en descuento absoluto

Fuente: Elaboración Propia