



Universidad de
San Andrés

**Departamento de Economía
Licenciatura en Economía**

Tarifa de envío, zanahorias y anclas

Autor: Jan Leandro

Legajo: 30119

Mentora: María Gabriela Értola Navajas

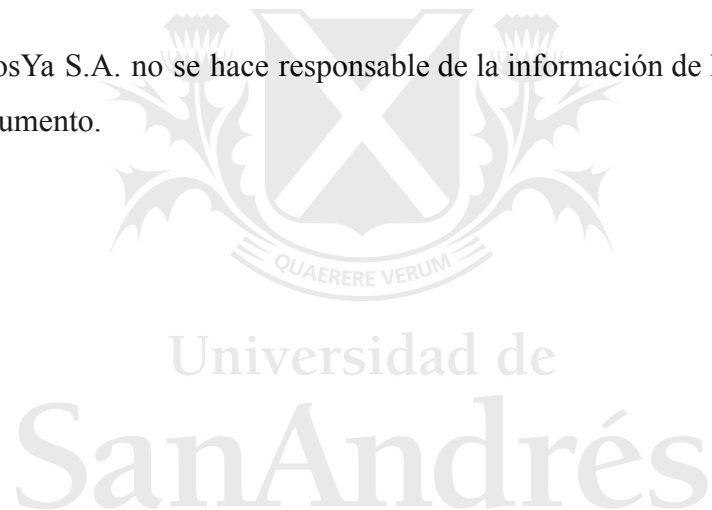
Victoria, Diciembre 2022

Resumen

Mediante un enfoque experimental se logra identificar el impacto de implementar distintas estrategias en torno a la tarifa de envío para afectar la cantidad de pedidos por usuario y el monto de ticket en órdenes de la plataforma de delivery online PedidosYa. Tras repasar literatura de marketing y la realización de un ABC test en Chile, se observa que es posible influenciar la decisión de compra de los consumidores. Distintas aperturas de la base de datos experimentales y pre-experimentales permiten elaborar distintas conclusiones acorde a elementos estacionales, antigüedad de los usuarios, entre otros.

Consideraciones

La empresa PedidosYa S.A. no se hace responsable de la información de la compañía vertida en el siguiente documento.



Introducción

Gran parte de la literatura de la economía del comportamiento y marketing está dedicada a comprender los efectos de los descuentos y promociones sobre las ventas. Es ampliamente aceptado el hecho de que el ofrecimiento de precios reducidos y su comunicación logran aumentar la cantidad de ventas de manera significativa, aunque se deben considerar otros componentes como el tipo de producto, la marca y lealtad del usuario, la señalización de la promoción e inclusive la agresividad de esta.

Si se desea extender estos conocimientos al mundo del costo de envío, poca evidencia se encuentra en el universo académico. La anulación de la tarifa de envío como estrategia promocional es utilizada por la gran mayoría de industrias dado que aumenta la conversión¹ y resulta una táctica eficiente de implementar, al menos, en un corto plazo. Además, entran en consideración componentes psicológicos asociados al concepto de gratuidad en el envío, y logra también aislar posibles efectos negativos que la compra online todavía conlleva para algunos sectores de la población.

Por otro lado, el descuento del envío supone menores márgenes para las empresas, más en aquellas compañías cuya tarifa de envío es elevada. Es por ello que no existe una guía exacta sobre la implementación de este tipo de estrategia, en la cual se deben considerar plazos, costos, marcas, usuarios objetivos, e inclusive sesgos cognitivos como el efecto anclaje o de encuadre que condicionan el éxito (o fracaso) de una exitosa implementación de una estrategia de envío gratis.

Tomando distancia de la especificidad de este componente, es fundamental comprender el contexto en que pueden desarrollarse este tipo de implementaciones, tanto al considerar al mercado y sus jugadores, como el momento histórico que vienen atravesando. Los negocios de comercio electrónico en general han atravesado un crecimiento exponencial en estos últimos años. Las cuarentenas que comenzaron en el año 2020 tuvieron un impacto fundamental, por ejemplo, en las empresas dedicadas al *delivery*, las cuales aceleraron descomunalmente las tasas de crecimiento que ya venían reportando. La penetración de

¹ La conversión es determinada como la cantidad de transacciones sobre sesiones. Con este indicador se puede dimensionar cuántas compras son realizadas de manera efectiva con respecto a la cantidad de personas que utilizan la plataforma.

usuarios de estas compañías aumentó desmesuradamente en diversos puntos geográficos, consolidando en este proceso a los principales jugadores de una industria que comenzaba a instaurarse como parte del estilo de vida de los consumidores.

Para tomar dimensión del impacto económico, en el año 2021 la industria del delivery alcanzó un valor de mercado global de unos ciento cincuenta billones de dólares, triplicando lo que reportaba en el año 2017 (Ahuja K. et al, 2021). En esta breve pero intensa historia, y al igual que lo que sucede con todo el universo del comercio electrónico, muchos jugadores han ingresado en el afán de ganar participación en los distintos mercados del mundo; pero con el tiempo solo unos pocos han podido consolidarse en un ecosistema cuanto menos volátil. En este sentido, tres aspectos fundamentales se deben considerar al momento de analizar la performance de estas empresas dedicadas al servicio de delivery: las cargas cobradas a los locales y usuarios, los esquemas de compensación y beneficios de los repartidores, y la competencia que exista en la región y/o país.

El explosivo crecimiento de esta industria no se encuentra necesariamente asociado a la rentabilidad de las órdenes; el éxito económico de las operaciones sigue siendo un reto extremadamente desafiante. En palabras de Christopher Payne, presidente de una de las principales compañías de delivery en el mundo (*DoorDash*), actualmente se trata de un negocio intensivo en costos, de bajos márgenes, enormemente dependiente de los tamaños de escala que se puedan lograr. De todos modos, a pesar de que se trate de un negocio no rentable, la expansión de las distintas empresas en todos los continentes se financió con exitosas rondas de inversión, con actores presumiblemente conscientes de que al menos en el corto y mediano plazo no se logrará la rentabilidad de sus operaciones.

En el mismo sentido, si bien los números de la evolución de esta industria son abrumadores, lo cierto es que es poca la cantidad de consumidores con respecto a la potencial demanda. Según informes de la compañía CBRE basados en información de la Oficina del Censo de los Estados Unidos (U.S. Census Bureau), en el año 2021 el total de ventas de comercio electrónico solamente representó el 11,8% del total de las ventas minoristas incluyendo todas las categorías de venta. Es allí donde protagonistas como Payne entienden que todavía se pueden lograr economías de escala que, en conjunto con mejoras tecnológicas y de eficiencia en las operaciones, logren invertir el presente resultado negativo de los indicadores económicos en este tipo de compañías de delivery.

Mientras tanto las operaciones continúan y resulta difícil reducir aún más las estructuras de costos en estas empresas, por lo que el foco puede centrarse en aumentar los ingresos por orden o la cantidad total de estas. Múltiples estrategias surgen al momento de tratar de resolver este dilema, pero el siguiente trabajo se centrará únicamente en una de las fuentes de ingreso como es la tarifa de envío, componente que puede ser utilizado para aportar al objetivo de rentabilizar el negocio sin condicionar el ya desacelerado crecimiento. Según proyecciones de la empresa eMarketer, las tasas de crecimiento de ventas mundiales del universo electrónico que se ubicaron entre 15% y 20% los últimos años, descenderán en torno al 10% entre el año 2022 y 2023, para luego caer incluso a valores cercanos al 8% en 2026.

Sumado a esto, sería interesante entonces develar qué conocimientos preexistentes del marketing son aplicables a estas compañías, y realizar también aportes a un segmento del mercado que todavía no ha sido capaz de entender por completo cuáles son las mejores estrategias para establecerse con éxito en un contexto todavía muy volátil.



Marco teórico

Los conocimientos relativos al marketing que se encuentran presentes en la literatura actual buscan desarrollar de la mejor manera posible conceptos extremadamente variados, existiendo hoy en día infinitos productos, servicios y marcas. Según Armstrong & Kotler (2013), el marketing se encarga de la gestión de relaciones redituables con el cliente, con la intención de atraer nuevos de ellos mediante la promesa de un valor superior y, al mismo tiempo, retener los clientes actuales mediante la efectiva entrega de satisfacción.

Ahora bien, en este proceso de generar y captar el valor para el cliente surgen variadas ramas de investigación. El desarrollo de nuevas tecnologías, la construcción de discursos y su difusión, particularidades de elementos gráficos y medios de comunicación, e inclusive nuevos aspectos a considerar en estas décadas como conceptos de responsabilidad ética y social que prácticamente le son exigidos a las empresas por parte de la sociedad. Todo esto gira en torno al fin último de las empresas lucrativas, las cuales se dedican a generar beneficios económicos a partir de la actividad que desarrollen.

Los equipos dedicados a la fijación de precios y generación de promociones cumplen un rol fundamental en esta tarea de aumentar los ingresos de la compañía, siendo determinantes de las ventas y el éxito en los procesos de rentabilización. En este sentido, existen muchos aportes a la literatura que buscan comprender el impacto de la fijación de precios y promociones, realizando investigaciones en contextos controlados de venta e inclusive explorando aspectos neurológicos que afectan el proceso de decisión de compra de los consumidores. La publicación de piezas gráficas y pautas publicitarias, la contratación de personajes conocidos, la generación de eslóganes y el cuidado de marcas son ejemplos sencillos abordados por esta literatura, los cuales además enfrentamos en nuestra vida cotidiana aunque probablemente muchos de ellos pasen desapercibidos.

Pasando de la ciencia del marketing como un todo al área específica de fijación de precios, es posible todavía ahondar más a ciertas técnicas particulares empleadas en las distintas compañías. No solo es posible tener un impacto en las ventas mediante la fijación de precios de ciertos productos, sino también a través de la fijación de precios de servicios muy particulares como es el ya detallado servicio de delivery. La particularidad de este servicio depende enormemente de su propuesta de valor, de la competencia vigente y del contexto

socioeconómico en que se desarrolle. Cada una de estas tres variables están además integradas por un sinnúmero de elementos que determinan si una empresa dedicada al servicio de delivery es exitosa o no, algo que quedó claro es todavía muy difícil de lograr a nivel mundial en términos económicos.

Este tipo de compañías utilizan muchas de las estrategias ampliamente difundidas en la literatura del marketing (promociones y descuentos de productos, utilización de diferentes medios de comunicación, etc.). Sin embargo, una de sus principales fuentes de ingreso como es la tarifa de envío, y su potencialidad como herramienta para rentabilizar el negocio de delivery, no ha sido aún lo suficientemente abordada. Dada su relevancia en los ingresos, es posible que la implementación de una exitosa estrategia en torno a este concepto pueda generar un aumento en la cantidad total de ventas, o inclusive incrementar la ganancia marginal en cada una de ellas.

Es aquí donde se constituye el aporte de este trabajo, intentando comprender los aspectos a considerar en pos de implementar una estrategia exitosa mediante la tarifa de envío. Se buscará además considerar aquí ciertas particularidades del mercado en cuestión y comprender si es posible extrapolar a este elemento ciertos conocimientos preexistentes en la literatura del marketing. Como se detalló previamente, en cada una de las estrategias hay gran cantidad de elementos a considerar y validar, sin embargo este trabajo solo se centrará en tres aspectos: el componente visual y la señalización de los descuentos, el ofrecimiento de distintos incentivos a modo de zanahorias para incrementar el ticket, y un sesgo cognitivo como es el efecto anclaje; examinando en cada uno de los casos su potencial impacto a lo largo del proceso de decisión de compra de los usuarios.

Señalización del descuento

Retomando conocimientos preexistentes de la ciencia del marketing, uno de los grandes descubrimientos de la teoría de promociones es que, más allá de la agresividad del descuento, lo que es efectivo para aumentar las ventas es su señalización (Inman et. al, 1993). Esto quiere decir que las señales de promoción son efectivas por sí solas; controlando por categoría de productos, lealtad a la marca y características cognitivas del usuario (Inman et. al, 1990). Trayendo esto a un sencillo ejemplo de supermercado, el cartel que detalla el

descuento sobre un producto puede tener un impacto positivo en las ventas por sí mismo, más allá del descuento que se está ofreciendo.

Si bien la mayoría de los experimentos fueron realizados en contextos universitarios controlados, otras investigaciones en supermercados (Guadagni & Little, 2008) han logrado identificar esta sensibilidad a las señales promocionales en los usuarios. Esto implicaría que la mera implementación de una estrategia de descuento tendrá impacto (al menos en un subconjunto de usuarios) positivo sobre el monto de ventas siempre y cuando su señalización sea efectiva.

Extrapolando este conocimiento al costo de envío como elemento central del trabajo, se podría intentar validar mediante un experimento la hipótesis de que, ante un mismo costo de envío, el simple ofrecimiento de un descuento parcial o total de este puede llegar a generar *per se* un aumento en la cantidad total de ventas. Pero, fundamentado en la teoría preexistente, el éxito de la estrategia se encontraría estrechamente ligado a la manera en que el beneficio es comunicado por la compañía.

Podría plantearse entonces, como primer objetivo, verificar el cumplimiento de este comportamiento ya identificado en los usuarios frente a descuentos de productos. Desde la mirada más genérica, el ejercicio supondría validar que, ante un mismo costo de envío, la exitosa comunicación de un descuento aumentaría la intención de compra de los usuarios, más allá de que la magnitud de este descuento sea lo suficientemente atractiva.

En este ejercicio se debe considerar principalmente la forma en que el descuento es comunicado, más allá de lo atractivo que puede resultar (o no) este descuento. En un mundo experimental ideal, se deberían realizar múltiples pruebas para hallar el mensaje o comunicación más efectiva y, además, otras pruebas para encontrar el punto óptimo de descuento que logre traccionar mayores compras en los usuarios. En este caso, dadas las limitaciones tecnológicas de la herramienta que será utilizada, sólo será posible hacer un AB test² en el cual se pongan a prueba dos procesos de compra distintos, con dos comunicaciones distintas del costo de envío

² Prueba en la cual se divide en dos grupos de manera aleatoria a los existentes y futuros usuarios de la plataforma para luego implementar en cada uno de ellos estrategias diferentes y medir cuál resulta exitosa por sobre la otra, dependiendo el éxito de los factores sobre los cuales se busque tener influencia.

Contar con esta posibilidad de alterar componentes específicos del proceso de compra y que se siga cumpliendo el *ceteris paribus* es lo que permitirá alcanzar resultados concluyentes sobre el cumplimiento (o no) de las hipótesis propuestas. Esta primera hipótesis gira en torno a la manera en que es comunicada el descuento (más allá del descuento en sí), para luego extrapolar la teoría del marketing y develar si es efectivo para aumentar *per se* la cantidad de ventas.

Si bien el detalle del ejercicio de testeo será desarrollado en secciones posteriores, esta prueba tendrá lugar en la plataforma de delivery online PedidosYa, una de las compañías más grandes de la industria en latinoamérica, en la cual existe la posibilidad de separar a sus usuarios y potenciales clientes de manera aleatoria, asignarles configuraciones determinadas, y medir todos los componentes relevantes para identificar la configuración óptima de acuerdo a la prueba en cuestión. En lo que respecta a este experimento, solo es posible de comunicar la tarifa de envío de dos maneras: con una leyenda que detalla el monto exacto de la tarifa de envío tal como se muestra en la Figura 2 (Anexo); y una segunda leyenda que sentencia que el local posee “Envío variable” (Figura 3. Anexo).

Lo cierto es que cada una de las dos pantallas detalladas dan inicio a dos procesos de compra diferentes, ofreciendo un descuento total sobre la tarifa de envío si se alcanzan ciertos requerimientos. Sin embargo, esta primera sección se encuentra íntegramente dedicada a la comunicación del descuento, la cual no puede ser realizada de otra manera. El mejor de los escenarios supondría analizar la conversión³ en cada uno de los pasos del proceso de compra para así comprender exclusivamente el impacto del mensaje en la decisión del usuario, independientemente del flujo subsiguiente y el descuento ofrecido. Si bien no es posible tener disponibilidad de estos datos por cuestiones de sensibilidad de información de la compañía, será un aspecto considerado al momento de lanzar la prueba y analizar los resultados, buscando determinar de la mejor manera posible el impacto exclusivamente comunicacional del descuento.

En esta sección, los usuarios tratados serán aquellos que atraviesen un proceso de compra distinto al original, viendo el mensaje de “Envío variable” al momento de elegir el local de

³ La conversión es determinada como la cantidad de transacciones sobre sesiones. Con este indicador se puede dimensionar cuántas compras son realizadas de manera efectiva con respecto a la cantidad de personas que utilizan la plataforma.

compra. Posteriormente se detallará la existencia de más variables a considerar, y se construirá paso a paso el proceso de compra que atraviesa cada uno de los usuarios. Pero en este primer acercamiento a la prueba, la regresión para hallar el coeficiente de interés tendrá la siguiente estructura:

$$\text{Pedidos por usuario} = \alpha + \beta_1 \text{Tratado} + \beta_2 X_2 + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Si bien es una propuesta inicialmente básica, se detalla que la variable dependiente será la cantidad de pedidos por usuario, considerando que los usuarios pueden hacer más de una compra durante el periodo de prueba. El coeficiente de interés (β_1) será el que determine el impacto de gozar de un proceso de compra distinto, señalado, sobre la variable dependiente. Luego, se incorporarán diferentes variables de control e interacciones para lograr una mejor identificación del coeficiente de interés, además del término de error.

Lo relevante en este punto es entonces determinar el impacto de la señalización sobre la conversión de ambos grupos experimentales. La única diferencia entre los grupos es que los usuarios en tratamiento tendrán la posibilidad de acceder a un beneficio sobre la tarifa de envío; más allá de eso, todo será en promedio igual (el costo de envío establecido, el stock de productos, la oferta de locales, los horarios y tiempos de entrega, etc.).

Si bien la única diferencia entre las configuraciones debería explicar la potencial discrepancia en cuanto al monto total de compras de los grupos, lo cierto es que la manera en que los potenciales beneficios se comunicarán a los grupos tratados excede las posibilidades del experimento. Por lo cual en este primer enfoque del trabajo se buscará aislar de la mejor manera únicamente el efecto de la señalización de un descuento, a pesar de que el flujo íntegro de la compra se vea también modificado.

Queda también descartada la posibilidad de que el ofrecimiento de estos potenciales descuentos tengan *per se* un efecto negativo sobre la cantidad de ventas por usuario, ya que el costo de envío que los grupos experimentales deben pagar por *default* es exactamente el mismo. Además, los beneficios son configurados en base a experiencias de testeos previos realizados en la aplicación, por lo que no son aleatorios y buscan generar un incentivo sobre el cuál se hará énfasis posteriormente. No es la intención de este trabajo establecer propuestas

sin sentido que puedan *per se* impactar negativamente sobre la cantidad total de ventas, dado que además su atractivo será determinante para la sección de zanahorias para aumentar el ticket y efecto anclaje a desarrollar posteriormente.

Zanahorias para incrementar el ticket

La metáfora del garrote y la zanahoria es comúnmente utilizada al momento de proponer castigos y recompensas. Si bien en el mundo de la tarifa de envío no es posible asignar un castigo (por eso la ausencia del garrote en el título de la sección), esta implementación puede ser útil para generar que el usuario aumente el ticket de su compra a cambio de una zanahoria a modo de beneficio. Esto abre la puerta a pensar en la tarifa de envío como estrategia, no solo para influenciar la cantidad de ventas, sino también para influenciar el monto de la venta en sí. En esta sección el foco estará puesto entonces en el beneficio ofrecido, dejando de lado la especificidad de la comunicación ya detallada previamente.

Volviendo al mundo del marketing, la mayor parte de la literatura de ofertas y descuentos centra su atención en el aumento total de ventas y pone también en consideración el decrecimiento del margen por venta que cada una de estas estrategias podría implicar (Dodson et al. 1978). Es decir, cuánta ganancia se está dispuesto a resignar por venta en pos de lograr una torta de mayor tamaño. Sin embargo, existe la posibilidad de establecer incentivos de tal manera que el margen por venta aumente sin esperar una caída en la ganancia total ni en las órdenes.

Resulta difícil hallar literatura acorde a esta sección que responda íntegramente a las particularidades de la compañía y mercado a analizar: los ingresos no provienen únicamente del concepto de tarifa de envío, sino que también están ligados al ticket que cada usuario decide en base a variados esquemas de comisiones. Es por ello que, si las condiciones comerciales lo permiten, se puede estar de acuerdo con resignar ingresos de las tarifas de envío si los ingresos obtenidos mediante el aumento de ticket son superadores.

Es por ello que el dilema ahora es totalmente distinto al enfrentado en el apartado de señalización de descuento. La cuestión principal aquí es entender cómo lograr un aumento del monto de compra de los usuarios (ticket) y que, al final de la historia, al menos se arribe a un escenario que empate la situación de ingresos inicial; es decir que lo que percibe la compañía

por el incremento del ticket iguale el dinero que la empresa deja de percibir por ver anulada la tarifa de envío. Cabe señalar nuevamente que, en este punto, la preocupación está centrada sobre los incentivos alrededor del ticket y no sobre la cantidad de compras realizadas.

Más allá de que esta alteración en los flujos de ingresos puedan llevar a la compañía a un mismo escenario en sus saldos, es interesante ver cómo un usuario puede ser incentivado a cambiar su decisión de compra si se le ofrece la posibilidad de acceder a un descuento en la tarifa de envío. Siguiendo en línea con la propuesta de testeo anterior, se le ofrecerá a las personas una anulación en el costo de envío (envío gratis) si su ticket sobrepasa un monto umbral determinado. El análisis más sencillo supondría que la persona solamente incrementará su ticket por el monto equivalente al costo de envío que iba a pagar originalmente, pero en los hechos es probable que el incremento sea mucho mayor. Este tipo de comportamientos es el que permitiría que, en ciertos contextos específicos, la ganancia total de esta estrategia sea mayor a la que existía en el escenario inicial de pleno pago en la tarifa de envío. Esto da lugar a un universo de estrategias a implementar, pero depende enormemente de lo que conforma el contexto específico como son los costos, las comisiones, las marcas y hábitos de compra de cada industria y mercado en consideración.

En esta sección se tratarán tres grupos experimentales distintos: Control, Variación 1 y Variación 2. La tarifa de envío que deben afrontar los usuarios en todos los grupos será exactamente la misma, al igual que la oferta de locales, tiempos de entrega, etc. para mantener el cumplimiento del *ceteris paribus*. Sin embargo, lo que diferenciará a los usuarios asignados a las variaciones es que tendrán la posibilidad de acceder a un envío gratis si el ticket de su compra supera un monto umbral determinado, el cual será diferente para ambas variaciones. La elección de estos montos serán establecidos en base a testeos previos de la plataforma, buscando ser un incentivo lo suficientemente atractivo para que los usuarios modifiquen su decisión de compra en caso de gozar de este potencial beneficio. Con esto en mente, la ecuación que permitirá identificar la existencia del impacto detallado tiene la siguiente estructura básica:

$$Ticket = \alpha + \beta_1 Tratamiento1 + \beta_2 Tratamiento2 + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Ahora, la variable dependiente es el ticket que reportaron los usuarios en sus compras de la plataforma, el cual se podrá ver afectado por alguno de los tratamientos como montos umbrales a alcanzar. El coeficiente β_1 determinará el impacto de que se asigne al tratamiento del primer monto umbral (MUA), mientras que β_2 determinará el impacto de ser asignado al tratamiento del segundo monto umbral (MUB), donde el MUB es mayor al MUA. No se incorporará una variable interactiva entre ambos tratamientos ya que son excluyentes y el coeficiente a identificar no tendría lectura *per se* o, mejor dicho, no constituiría un aporte adicional al que reporten los primeros dos coeficientes de interés. Además, se incorporarán variables de control para detallar impactos particulares y lograr también una mejor identificación de los coeficientes de interés.

Es importante destacar que el monto umbral requerido en la Variación 1 (MUA) es menor al monto umbral requerido en la Variación 2 (MUB). Esto da lugar a ciertas dudas que serán resueltas con la realización del ejercicio: ¿Tiene motivación a aumentar más su ticket quien fue asignado a Variación 2? ¿El monto umbral de Variación 2 es tan alto que no logra ser suficientemente atractivo? Esta propuesta con dos tratamientos distintos permitirá además acercarse un poco más al punto óptimo que logre el escenario de equilibrio presentado en un inicio, donde el flujo de ingresos extra compensa los ingresos resignados por tarifa de envío.

A diferencia del ejercicio anterior donde se deberá reducir el análisis a un subconjunto de usuarios para poder identificar con claridad el impacto del tratamiento en cuestión, aquí se podrá determinar el efecto íntegro de ofrecer distintos descuentos potenciales sobre la conversión de los usuarios y el monto de la compra que realizarán. El costo de envío por default y demás condiciones serán exactamente las mismas para todos los grupos experimentales, y solo variará el beneficio que se ofrece y el proceso de compra que este conlleve.

Efecto anclaje

Este sesgo cognitivo es uno de los más fascinantes y sencillos de identificar en el comportamiento humano, influenciando su toma de decisiones en el día a día. Al igual que otros sesgos, se constituye en nuestra mente como atajos para resolver múltiples cuestiones, pudiendo tener implicancias positivas o negativas en nuestra vida.

El efecto anclaje supone que las decisiones en las personas están influenciadas por haber estado expuestas previamente a algún tipo de información, sea relevante o irrelevante a la decisión a tomar. Debido a esto, es estratégicamente utilizado, por ejemplo, en el mundo del marketing, ya que se puede lograr influenciar la decisión de los consumidores de la manera menos evidente.

Uno de los grandes investigadores de esto es Daniel Kahneman, psicólogo israelí-estadounidense, merecedor del premio Nobel de Economía por sus aportes a la economía del comportamiento. En sus experimentos fue capaz de detallar que una persona puede estar influenciada no solo por cuestiones relacionadas y relevantes a la decisión, sino también por componentes totalmente azarosos como lo es una simple ruleta con números. En este sentido, los especialistas en marketing han expresado las posibilidades: proponiendo unidades máximas de compra, construyendo eslóganes de venta donde se agrupan cantidades, entre otras propuestas que buscan (y logran) influir en las decisiones de compra.

Tal es el poder de este efecto, que existe la posibilidad de aumentar las ventas sin ofrecer beneficio extra alguno a los usuarios, por lo cual se estarían incrementando las ganancias sin costo o inversión por parte de las compañías. A pesar de lo mágico que puede sonar esto, como todo sesgo, se encuentra sujeto a múltiples factores para que opere de manera efectiva: el contexto en el cual se encuentra la persona, la manera en que se comunica la estrategia, los monto de descuento propuestos e inclusive características cognitivas propias de los individuos.

Este punto se profundizará a partir de la propuesta realizada en la sección previa, ofreciendo el descuento de la tarifa de envío a los usuarios y analizando el impacto que ello tiene sobre el ticket promedio. Sin embargo, si bien en el seteo de incentivos se buscará que la persona incremente el ticket en pos de acceder al beneficio de envío gratis; en esta sección este análisis se reducirá únicamente al universo de aquellos que no lograron atravesar el monto umbral que determina el beneficio y debieron pagar la tarifa de envío. En síntesis, el aporte de esta sección surge de analizar el impacto de los tratamientos sobre el ticket, solo sobre aquellos usuarios que no alcanzaron ni el MUA ni el MUB.

La propuesta de testeo es entonces exactamente el mismo al propuesto en la sección de zanahorias para incrementar el ticket. El elemento que se constituirá como potencial anclaje es el monto umbral comunicado. Es decir, se buscará identificar si existe (o no) una diferencia en el ticket promedio entre aquellas personas que no alcanzaron el beneficio de envío gratis pero estuvieron expuestas a las comunicaciones de los distintos valores a alcanzar, comunicación que será detallada en el paso a paso del proceso de compra. La teoría del efecto anclaje sugiere que quienes vieron un monto a alcanzar superior, deberían de reportar un ticket mayor a pesar de que el costo de envío a pagar sea, en promedio, exactamente el mismo.

En consecuencia, para la realización de este ejercicio quedan sin utilidad alguna aquellas órdenes realizadas por usuarios asignados al grupo Control, ya que en ningún momento del proceso de compra estuvieron expuestas a una comunicación indicando un monto determinado a alcanzar, más allá de que todos los grupos experimentales debieron pagar de manera efectiva la tarifa de envío. Es por ello que el universo de órdenes a considerar estará integrado por todas aquellas provenientes de usuarios asignados a alguno de los tratamientos (Variación 1 y Variación 2), pero que además reportan un ticket inferior al menor monto umbral propuesto (MUA). Si bien el tamaño muestral se verá sustancialmente afectado, este análisis permitirá observar si existe diferencia estadísticamente significativa en el monto de compra entre personas que pagaron en promedio la misma tarifa de envío y no fueron beneficiarias del descuento. En caso de existir diferencias significativas en estos tickets, la única explicación es que la decisión de los usuarios se vio sesgada por ese monto comunicado que, a pesar de que no fue alcanzado, logró tener influencias en su proceso de decisión de compra.

Con el objetivo de maximizar la posibilidad de identificar el efecto anclaje, el testeo se llevará a cabo en la sección de la plataforma dedicada a la venta de bebidas alcohólicas, cuyos usuarios y naturaleza de compra están potencialmente más expuestos al sesgo, tal como describen los expertos (Kahneman, 2011). Esto permitirá también configurar montos umbrales con una mayor precisión dado que se reducen las categorías de productos disponibles de comprar, logrando sean lo suficientemente atractivos para alterar los incentivos de los usuarios en el proceso de compra. Aunque, por otro lado, se estará reduciendo el tamaño poblacional objetivo *ex ante* a la selección y asignación aleatoria de individuos a los distintos grupos muestrales.

Diseño experimental y proceso de compra

El experimento óptimo que puede permitir dar cuenta de lo detallado en las tres secciones anteriores supone separar aleatoriamente a la población de usuarios activos y exponerla a distintas condiciones. Más precisamente, en la plataforma se buscará realizar un ABC test⁴, con un 33% de la población de usuarios en cada uno de los grupos objetivos. Además, sumado a las configuraciones propuestas para este experimento, el ABC test implica diferencias significativas en la visualización paso a paso del proceso de compra.

Estructuralmente, el paso a paso de la compra consiste en que el usuario ingresa a la plataforma y se encuentra con la visualización de la Figura 1 (Anexo). Luego, una vez que elige la sección correspondiente (“Botillerías” en este caso), observa una lista de locales disponibles en los cuales se detalla la tarifa de envío, tal como se observa en la Figura 2 (Anexo). Sin embargo, si el usuario de la plataforma fue asignado a cualquiera de los grupos de tratamientos propuestos en este trabajo, la visualización de este segundo paso es la correspondiente a la Figura 3 (Anexo) donde no se observa la tarifa de envío y, en cambio, aparece la leyenda de “Envío variable”.

Si el usuario forma parte del grupo Control, una vez seleccionado el local de interés, pasará a observar lo que se muestra en la Figura 4 (Anexo), permitiéndole agregar los productos que desee para luego hacer el pago que contemple los productos y la tarifa de envío. Por otro lado, si el usuario forma parte de uno de los tratamientos propuestos, la visualización será sustancialmente diferente. Quienes formen parte de la Variación 1, visualizarán la Figura 5 (Anexo) en la cual se comunica el Monto umbral A mediante una notificación y, una vez que se comienzan a agregar productos, aparecerá una barra progresiva denotando la diferencia entre el monto actual de la compra y el MUA que logra el envío gratis. Para el caso de los asignados a la Variación 2 el proceso es similar, tal como se observa en la Figura 6 (Anexo), pero simplemente varía el monto umbral notificado y la progresión de acuerdo al Monto umbral B (superior al MUA). Una vez que los montos umbrales son alcanzados, se notifica del envío gratis alcanzado y es descontado al momento del pago final. En caso de no alcanzar el monto umbral propuesto, el proceso de compra continúa con el pago del ticket y la tarifa de envío que se había asignado originalmente.

⁴ Este permite dividir a los existentes y nuevos usuarios de la plataforma en tres grupos de manera aleatoria, sobre los cuales se asignan distintas configuraciones y se evalúa su rendimiento.

En este punto, ya quedaron detallados todos los procesos de compra sobre los cuales se analizarán los impactos de los tratamientos. De todos modos, al realizar el análisis de resultados para cada sección se deberán realizar las consideraciones correspondientes de acuerdo a la información que se posee. Por cuestiones relacionadas a la confidencialidad de los datos no es posible acceder a datos de geolocalización como tampoco a información sobre el paso a paso en el proceso de compra (por ejemplo la conversión en las distintas pantallas del proceso de compra), algo que debería de ser tenido en cuenta para aislar un posible comportamiento estratégico por parte de los usuarios y determinar con mayor certeza los efectos de interés.

Se deberán hacer entonces varias consideraciones en el proceso de testeo y en el análisis de resultados. La categoría de productos a testear (bebidas alcohólicas) puede contar con patrones particulares de compra que hacen variar la cantidad de ventas y los montos de las mismas según la semana y el día de la semana que se esté analizando. Es por ello que es necesario contemplar varias muestras de los distintos días de la semana para poder hacer análisis por separado ya que, es posible, ciertas hipótesis se puedan validar en algunos momentos y no en otros.

Estos son algunos de los puntos a considerar en las distintas etapas. Además, los resultados de las pruebas están sujetas a un contexto particular: un período del año particular en un país particular. La prueba se realizará en el último trimestre del año, en un porcentaje⁵ de usuarios de todas las localidades de Chile en que PedidosYa se encuentra operativa. Ello quiere decir que, por ejemplo, en caso de validar hipótesis de la teoría de promociones en productos, su extrapolación a las estrategias de tarifas de envío probablemente deban ser acotadas a este contexto específico (período del año, país, categoría de productos, comercio electrónico), tomando ciertas precauciones en caso de que se desee extenderlas, por ejemplo, al resto de los mercados de la región.

⁵ Porcentaje que no será detallado con exactitud para preservar la confidencialidad de los datos

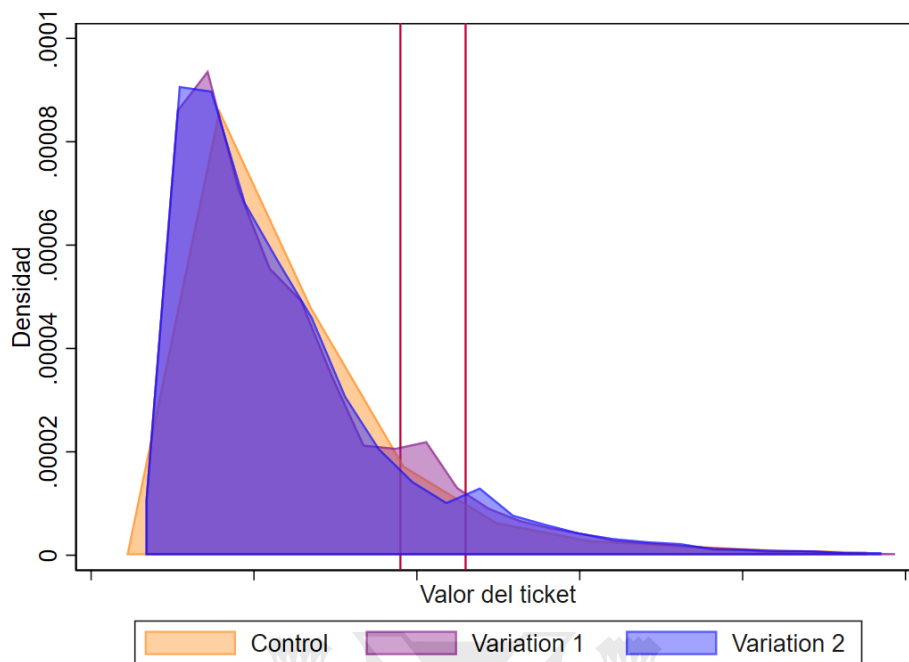
Resultados

La prueba tuvo lugar en la plataforma chilena desde el tercer día del mes de octubre, hasta el onceavo día de noviembre. Por lo cual, excluyendo tres días de la muestra a causa de fallas técnicas que afectaron toda la aplicación, la configuración del testeó estuvo impactando durante treinta días para recolectar así más de cuarenta y cinco mil observaciones de órdenes realizadas por unos treinta mil usuarios distintos.

Un primer acercamiento a los datos nos muestra que la distribución final de usuarios en los distintos grupos fue de un 33,87% al grupo Control, un 33,22% a Variación 1, y el restante 32,91% de los usuarios se asignó a la Variación 2. Además, la cantidad total de órdenes es inferior en ambos grupos tratados con respecto al grupo Control, -1,80% para la Variación 1 y -3,56% de órdenes en la Variación 2, diferencia que será ajustada por la distribución de usuarios (pedidos por usuario) para luego ser analizada en los distintos ejes del trabajo.

Con respecto al ticket promedio, también se observan diferencias: las órdenes de usuarios asignados a la primera variante reportan un ticket 5% más alto que el grupo Control; mientras que este incremental contra el grupo Control es de 4,1% para las órdenes provenientes de usuarios en la segunda variante. Además, las órdenes que vieron anulado su costo de envío por superar el monto umbral A en el primer grupo tratado representan un 16,4% de sus órdenes, mientras que en la segunda variante este porcentaje se reduce a un 9,8% para su respectivo umbral B. En el siguiente gráfico (Gráfico 1) es posible observar la distribución de órdenes por ticket en los distintos grupos experimentales, con dos líneas rojas que denotan los montos umbrales a alcanzar que fueron seteados para cada uno de los tratamientos. Los valores nominales de los tickets y los montos umbrales no son mostrados de manera explícita por cuestiones de confidencialidad de información sensible de la compañía.

Gráfico 1. Distribución del valor del ticket por grupo experimental



Comienzan aquí a verse los posibles impactos de las configuraciones propuestas, pero es simplemente un primer acercamiento descriptivo para todo el desarrollo de resultados que resta. Resultará fundamental verificar previamente que, antes de la realización del experimento, las variables de interés no denotaban diferencia alguna entre los tres grupos experimentales. Esto supone analizar el comportamiento previo de los mismos usuarios que en el mes de octubre formaron parte de la prueba, y corroborar que no había diferencias significativas en cuanto a conversión y ticket de los usuarios que posteriormente fueron asignados a los distintos grupos.

Debido al estadio del negocio en el país donde se realiza la prueba, mes a mes nuevos usuarios ingresan y egresan de la plataforma, por lo cual las bases de usuarios entre el período pre-tratamiento y tratamiento son diferentes. De todos modos, es posible analizar el comportamiento previo de aquellos usuarios que formaron parte del testeo, pero que también ya se encontraban realizando órdenes en la aplicación el mes previo. Con esto en mente, en cada uno de los enfoques experimentales se realizó una serie de test de medias para verificar que no existan diferencias estadísticamente significativas en las variables de interés de la sección, sea cantidad de pedidos por usuarios o ticket promedio.

Tal como se detalló en su diseño, el experimento realizado es único, con tres grupos experimentales de usuarios a los cuales se les asigna de manera totalmente aleatoria diferentes configuraciones. Lo único que varía cuando se hace énfasis en cada una de las secciones (señalización, incremento de ticket, efecto anclaje) es el diferente enfoque que se pueda realizar sobre los resultados. Si bien los datos que detallan el desempeño de cada configuración en la prueba son exactamente los mismos, es posible que para validar o rechazar cierta hipótesis relativa a la sección, se deban seleccionar determinadas variables y/o acotar el universo muestral para lograr conclusiones con mayor certeza.

Primer diseño: señalización del descuento

Retomando la teoría detallada en el marco teórico de este trabajo, la hipótesis del marketing a validar como una posible estrategia de tarifa de servicio es que la mera señalización de un descuento tiene *per se* un impacto positivo sobre las ventas. Se deja totalmente de lado aquí el descuento en sí; el foco está puesto en la manera en que se indica al usuario de su existencia. En este caso el ofrecimiento de la anulación de la tarifa de envío propone un sendero de compra totalmente diferente, con leyendas y piezas gráficas que dan una experiencia de compra diferencial sobre aquellos a los cuales no se les ofrece el descuento.

La comunicación de este descuento es, para los usuarios asignados a ambas variaciones, prácticamente igual; y la única diferencia es el monto umbral que les fue asignado. Es por ello que únicamente en esta sección se pensará al tratamiento como el hecho de formar parte de cualquier grupo tratado (Variación 1 o Variación 2), cuya comunicación es sustancialmente diferente a la que visualizan los usuarios del grupo Control. Además, en este punto todo girará en torno al impacto sobre la conversión, sobre la cantidad de pedidos por usuario, y no se analizará el impacto comunicacional sobre el monto de compra decidido por el usuario.

Dado que, tal como se detalló previamente, no es posible acceder a información de microconversiones⁶ que denotan el éxito (o fracaso) del paso a paso de compra, otros ejercicios deberán de ser propuestos. En este caso, excluir a todos los usuarios que lograron alcanzar el beneficio de envío gratis puede ser un medio útil para evadir el impacto que puede

⁶ Las microconversiones permiten ver la tasa de conversión en cada uno de los pasos de compra, permitiendo identificar el impacto de la comunicación exclusivamente en el paso de compra donde se establezca la diferencia entre los grupos experimentales.

tener el descuento en sí sobre la conversión. Nuevamente, el foco aquí está puesto en la manera en que la comunicación del descuento impacta sobre la conversión, y no sobre la manera en que el descuento lo hace. Es por ello que se excluirán de los análisis aquellas órdenes con un ticket mayor al menor de los montos umbrales, es decir al monto umbral A.

Previamente, se realiza el test de medias para verificar que, aquellos usuarios que participaron de la prueba, no reportaban diferencias en sus tasas de conversión previamente a la realización del testeo.

Tabla 1. Resultados del test de medias sobre pedidos por usuario

	(1) Pedidos por usuario Control vs. Tratados	(2) Pedidos por usuario Control vs. Tratados
Diferencia de medias	-0.0700 (0.0577)	-0.0592 (0.0628)
Observaciones	5,653	4,858
Errores estándar entre paréntesis *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1		
Notas: la columna (1) detalla la diferencia entre la conversión promedio reportada por usuarios asignados al grupo Control y la conversión promedio reportada por los usuarios asignados a alguno de los grupos tratados. La columna (2) reporta el resultado de similar ejercicio, pero reduce el universo muestral a las órdenes con ticket menor al monto umbral A del posterior testeo. No se detallan las medias de cada grupo por cuestiones de confidencialidad de los datos.		

Debido a la constante entrada y salida de usuarios en la plataforma, es posible ver en este caso una base de datos menor a la recogida durante el período experimental, lo cual se puede deber, más que nada, a una especie de renovación constante en la base de usuarios de este negocio en particular. Este fenómeno de contar con una menor cantidad de observaciones sucederá en todos los test de medias en los cuales se busque verificar el comportamiento de los usuarios previo al testeo, usuarios que por su condición serán luego definidos como recurrentes.

Volviendo a la tabla anterior, en el periodo previo al testeo no existía diferencia estadísticamente significativa entre la conversión de los usuarios asignados al grupo Control y aquellos que fueron tratados, sea cual sea el tratamiento. Además, la misma falta de significancia se observa cuando se reduce dicho análisis a las órdenes de menor ticket, más precisamente las órdenes que reportaban un ticket inferior a lo que sería en el testeo el monto umbral A. Resta entonces analizar los datos experimentales para corroborar si existe un

impacto de la comunicación y el proceso de compra sobre la cantidad de pedidos por usuario, agregando variables de control e interacciones relevantes a la hipótesis propuesta.

Tabla 2. Resultados de los modelos de señalización del descuento

VARIABLES	(3) Pedidos por usuario	(4) Pedidos por usuario	(5) Pedidos por usuario
Tratamiento	-0.0588 (0.0429)	-0.0595 (0.0427)	0.0789 (0.0661)
Tratamiento * Recurrente			-2.317*** (0.108)
Tratamiento * Fin_de_semana			-0.0110 (0.0862)
Semana_2		0.319*** (0.0636)	0.319*** (0.0633)
Semana_3		0.423*** (0.0523)	0.411*** (0.0520)
Semana_4		0.333*** (0.0591)	0.319*** (0.0587)
Día_de_semana_2		0.196** (0.0833)	0.197** (0.0829)
Día_de_semana_3		0.326*** (0.0965)	0.324*** (0.0960)
Día_de_semana_4		0.208** (0.0879)	0.205** (0.0874)
Día_de_semana_5		-0.402*** (0.0790)	-0.384*** (0.0962)
Día_de_semana_6		-0.541*** (0.0718)	-0.529*** (0.0904)
Día_de_semana_7		-0.375*** (0.0750)	-0.367*** (0.0930)
Observations	39,385	39,385	39,385
R-squared	0.000	0.008	0.019

Errores estándar entre paréntesis

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

Notas: las constantes no son reportadas por tratarse de información sensible de la compañía, a pesar de contar con alta significancia estadística. En la columna (1) la variable Tratamiento toma valor 1 si la orden proviene de un usuario asignado a alguna de las variaciones de la prueba. En la columna (2) se agregan variables de control. En la columna (3) se adicionan también variables interactivas a detallar en el desarrollo del trabajo.

Tres modelos fueron propuestos para analizar el impacto del tratamiento. En la primera columna (3) se reporta el impacto sobre la cantidad de pedidos por usuario de la variable dummy que toma valor 1 si el usuario fue asignado al tratamiento. En este sencillo modelo se observa que no existe impacto estadísticamente significativo de ser parte del tratamiento sobre la conversión promedio de los usuarios, sujeto al universo de órdenes con un ticket menor al monto umbral A (el menor de los propuestos).

En el segundo modelo (4) se incorporan variables de control para intentar determinar con mayor certeza el coeficiente de interés. La primera serie de controles corresponde a dummies para detallar la semana del mes en que la orden fue realizada, considerando que pueden existir efectos fijos para cada una de ellas. Es probable pensar que ciertas semanas tengan en sí un impacto sobre la cantidad de órdenes que puede realizar un usuario, efecto que desea ser excluido del coeficiente de interés. Similar ejercicio es realizado al incorporar una dummy de control para cada día de la semana, teniendo en cuenta que pueden existir ciclos de compra particulares para cada día de la semana en una categoría de productos como lo es la de bebidas alcohólicas. Si bien se identifican coeficientes estadísticamente significativos para estos controles, solo muestran los efectos fijos que estos tienen sobre la conversión, y no logran una mejora en la identificación del coeficiente de interés que acompaña a la variable tratamiento. Es decir, a pesar de los controles incorporados, no se identifica impacto de atravesar comunicaciones y procesos de compra diferenciales sobre la cantidad de pedidos por usuario.

En un tercer modelo (5) se incluyen variables interactivas que denotan el hecho de ser tratado sólo durante los fines de semana (viernes, sábado y/o domingo); como el de ser un usuario recurrente tratado. Esto último quiere decir que la persona que fue tratada, ya había reportado en el mes previo al experimento al menos una compra en la categoría de bebidas alcohólicas. Además, se mantienen las variables de control correspondientes a días de la semana y semanas del mes que ya habían sido introducidos en el modelo anterior.

En este último ejercicio, sigue sin poder identificarse efecto alguno del tratamiento sobre la cantidad de pedidos por usuario. Misma ausencia de significancia se observa al intentar identificar un impacto particular del tratamiento durante los fines de semana, algo que podía ser posible dada la presumible estacionalidad intrasemanal de la categoría de productos en cuestión. Sin embargo, sí se identifica impacto negativo y estadísticamente significativo (-2.31pp en promedio) del tratamiento en aquellos usuarios recurrentes sobre la conversión. Esto quiere decir que, si bien a la comunicación y proceso de compra *per se* no se le puede determinar un impacto sobre la cantidad de pedidos por usuario, existe un impacto negativo de este tratamiento al reducir el análisis al universo de usuarios que ya habían tenido previamente experiencia en la plataforma.

Sujeto a las consideraciones realizadas previamente, este primer resultado muestra que la manera en que se comunican los descuentos sobre la tarifa de envío y el proceso de compra que implican tienen un impacto negativo sobre la conversión de usuarios recurrentes, afectando el objetivo de retener usuarios al cual apunta la teoría fundamental del marketing. No es posible en cambio realizar análisis del impacto sobre la base total de usuarios o de comportamiento específicos durante el fin de semana.

Segundo diseño: zanahorias para incrementar el ticket

El segundo eje de este trabajo, y quizás el principal, es ver si el beneficio ofrecido a los usuarios logra tener un impacto significativo sobre su ticket de compra. Se analizará aquí si es posible, mediante esta estrategia, setear una serie de zanahorias que logren modificar la toma de decisión del usuario mediante la entrega de un beneficio a cambio (anulación de la tarifa de envío), el cual puede de todos modos resultar favorable en términos económicos para la compañía.

A diferencia del análisis de resultados anterior, aquí vuelve a tener sentido la visualización de los dos tratamientos de manera totalmente separada: un primer tratamiento supone un monto umbral A a alcanzar para que sea anulada la tarifa de envío, y un segundo tratamiento fija un monto umbral B superior. Ahora, las dummies a considerar en la regresión ya detallada difieren y toman valor 1 si el usuario que realizó la orden fue asignado a la variante correspondiente a ese tratamiento. Además, serán incorporadas variables de control e interacciones al igual que lo realizado al buscar el impacto de la señalización del descuento sobre la cantidad de pedidos por usuario.

Previamente, es fundamental entender si los usuarios que fueron asignados de manera aleatoria a los grupos experimentales, y por ende fueron o no tratados, presentaban alguna diferencia en sus tickets promedio en los momentos previos al experimento. Para ello, se realizó el test de medias que se observa a continuación.

Tabla 3. Resultados del test de medias sobre el ticket promedio

	(6) Ln(Ticket) Control vs. Variación 1	(7) Ln(Ticket) Control vs. Variación 2	(8) Ln(Ticket) Variación 1 vs. Variación 2
Diferencia de medias	-0.0136 (0.0186)	-0.0090 (0.0185)	0.0045 (0.0186)
Observaciones	3,756	3,794	3,758

Errores estándar entre paréntesis

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

Notas: se aplicó la función logarítmica sobre todas las observaciones de tickets. La columna (6) detalla la diferencia entre el ticket promedio reportado por usuarios asignados al grupo Control y el ticket promedio reportado por los usuarios asignados a la Variación 1. La columna (7) detalla la diferencia entre el ticket promedio reportado por usuarios asignados al grupo Control y el ticket promedio reportado por usuarios asignados a la Variación 2. La columna (8) detalla la diferencia entre el ticket promedio reportado por usuarios asignados a la Variación 1 y el ticket reportado por los usuarios asignados a la Variación 2. No se detallan las medias de cada grupo por cuestiones de confidencialidad de los datos.

Afortunadamente, no se identifica impacto alguno de las asignaciones experimentales sobre los tickets en los datos previos al contexto experimental. Esto da cuenta de que el comportamiento de los usuarios que formaron parte del testeo, previo a este no mostraban diferencias en el monto de compra que decidían alcanzar. Con esta certeza, se procede a realizar el análisis de los datos del testeo, proponiendo distintos modelos que permitan identificar si cada uno de los tratamientos tuvo impacto estadísticamente significativo sobre el monto de ticket que decidieron los usuarios. Cabe destacar que en este caso, no tiene sentido alguno acotar la muestra de usuarios según el ticket, tal como se hizo en la sección anterior, por lo que se contará ahora con una mayor cantidad de observaciones.

Tabla 4. Resultados de los modelos de ticket incremental

Variables	(9) Ln(Ticket)	(10) Ln(Ticket)	(11) Ln(Ticket)	(12) Ln(Ticket)
Tratamiento1	0.0458*** (0.00608)	0.0446*** (0.00605)	0.0433*** (0.00623)	0.0311*** (0.00960)
Tratamiento2	0.0391*** (0.00611)	0.0382*** (0.00608)	0.0379*** (0.00627)	0.0412*** (0.00964)
Tratamiento1*Recurrente			0.0240 (0.0262)	0.0237 (0.0262)
Tratamiento2*Recurrente			0.00647 (0.0259)	0.00656 (0.0259)
Tratamiento1*Fin_de_semana				0.0205* (0.0123)
Tratamiento1*Fin_de_semana				-0.00557 (0.0124)
Recurrente		-0.00627 (0.0107)	-0.0162 (0.0182)	-0.0160 (0.0182)
Fin_de_semana		0.0274*** (0.00923)	0.0274*** (0.00923)	0.0225* (0.0116)
Semana_2		-0.0351*** (0.00780)	-0.0351*** (0.00780)	-0.0352*** (0.00780)
Semana_3		-0.0184*** (0.00639)	-0.0184*** (0.00639)	-0.0184*** (0.00639)
Semana_4		-0.00816 (0.00718)	-0.00818 (0.00718)	-0.00819 (0.00718)
Día_de_semana_2		-0.0181* (0.0103)	-0.0181* (0.0103)	-0.0179* (0.0103)
Día_de_semana_3		-0.00558 (0.0119)	-0.00563 (0.0119)	-0.00567 (0.0119)
Día_de_semana_4		0.0415*** (0.0108)	0.0415*** (0.0108)	0.0416*** (0.0108)
Día_de_semana_5		0.0649*** (0.00850)	0.0649*** (0.00850)	0.0648*** (0.00850)
Día_de_semana_6		0.0794*** (0.00766)	0.0795*** (0.00766)	0.0794*** (0.00766)
Observations	45,970	45,970	45,970	45,970
R-squared	0.001	0.010	0.010	0.010

Errores estándar entre paréntesis

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

Notas: las constantes no son reportadas por tratarse de información sensible de la compañía, a pesar de contar con alta significancia estadística. Todas las columnas muestran el impacto de cada uno de los modelos sobre la variable dependiente, el ticket promedio de los usuarios. El detalle será desarrollado en el cuerpo del trabajo.

Con un mayor tamaño muestral debido a no acotar la muestra según el ticket, es posible analizar con detalle cada uno de los modelos propuestos. El primero de ellos en la columna (8) detalla el impacto de cada uno de los dos tratamientos sobre el ticket de los usuarios, el cual es estadísticamente significativo en ambos casos. Esto quiere decir que el hecho de

ofrecer un monto a alcanzar a los usuarios para acceder a un envío gratis, tiene un impacto positivo sobre el ticket que finalmente terminan reportando. Más precisamente, aquellos usuarios a los que se les estableció el nuevo proceso de compra con el monto umbral A, reportaron un ticket, en promedio, 4,58% superior a aquellos que tuvieron la tarifa de envío sin beneficio alguno. Por otro lado, quienes tuvieron la posibilidad de anular la tarifa alcanzando el monto umbral B, este incremento de ticket fue en promedio de 3,91%. Este primer análisis da la pauta que los incentivos seteados fueron lo suficientemente atractivos para que algunos usuarios modifiquen su decisión de compra, atractivo que fue mayor para los del primer grupo tratado dado que la exigencia era inferior a la del segundo monto umbral.

Es posible entonces generar un cambio en la conducta de los usuarios mediante esta estrategia, restando todavía determinar el monto umbral óptimo para un escenario determinado. Ya en el segundo modelo (columna 9) se incorpora una serie de controles con variables que pueden ser determinantes del ticket *per se*. La variable *Recurrente* es una dummy que toma valor 1 si la persona en el test tuvo, al menos, una orden en la categoría de bebidas alcohólicas en el mes previo, una variable cuyo impacto sobre el ticket no puede ser identificado. La dummy *Fin_de_semana* toma valor 1 si la orden fue efectuada un viernes, sábado o domingo, algo que se presupone puede ser de relevancia dada la categoría de productos en cuestión. Efectivamente, el hecho de que la orden se realice un fin de semana impacta de manera positiva sobre el ticket que el usuario desea comprar, por lo que su interacción con los tratamientos será profundizada en los siguientes modelos.

Luego, se agregan controles para aislar posibles efectos fijos de las distintas semanas del mes (*Semana_*) e inclusive de cada uno de los días de la semana (*Día_de_semana_*). Esto se incorpora dado que podrían destacarse dinámicas de compra propias según el momento del mes en que se realice la compra, como así también el momento de la semana. Efectivamente, tomando la primera semana del mes como base, se observa que a medida que avanzan las semanas, el ticket estructural de estas es menor (exceptuando la cuarta semana donde no se identificó un efecto). Por último, también se identifica una dinámica propia de los días de la semana, cuya enumeración comienza con el lunes como *Día_de_semana_1* y base para analizar los otros días. Se identifica aquí una tendencia donde, a medida que se acerca el fin de semana, el monto de compra realizado por los usuarios es marginalmente superior al reportado el lunes, e inclusive el martes. La dummy correspondiente al último día de la

semana es omitida dado que su interacción con dummies previas constituyen la variable *Fin_de_semana*.

La alta significancia estadística denota la relevancia de incluir estos controles. Si bien no varían sustancialmente los coeficientes de interés (*Tratamiento1* y *Tratamiento2*), los cuales mantienen su significancia estadística e impacto sobre la variable dependiente, es claro que existen efectos fijos que afectan el ticket promedio y deben ser considerados en los análisis de resultados del experimento.

En el modelo presentado en la columna (10) se incorpora una variable interactiva. Si bien en la regresión anterior no se identifica que el hecho de que el usuario sea recurrente tenga impacto particular sobre el ticket, existe la posibilidad de que su interacción con el tratamiento sí lo sea. Esto quiere decir que las variable *Tratamiento1*Recurrente* y *Tratamiento2*Recurrente* toma valor 1 si el usuario, además de ser tratado en cada una de las variaciones, es un usuario recurrente. Los demás controles se mantienen de la misma manera que en la columna (9), reportando los mismos coeficientes y significancia.

En este caso, el tratamiento de la Variación 1 genera un aumento promedio en el ticket de 4,33%, mientras que el segundo tratamiento tiene un impacto de 3,79%, ambos coeficientes con significancia estadística del 1%. Sin embargo, las variables interactivas propuestas no reportan significancia alguna por lo que, además de no identificar un impacto en el hecho de ser un usuario recurrente sobre el ticket, tampoco existe un impacto particular sobre el ticket del tratamiento en este subconjunto de usuarios que ya habían realizado una compra de bebidas alcohólicas el mes previo.

Por último, el modelo presentado en la columna (11) hace énfasis en el rol del fin de semana y la interacción de esta dummy con ambos tratamientos. El aporte de este modelo es identificar si existe un impacto particular de los tratamientos exclusivamente durante los fines de semana, por lo que las variables *Tratamiento1*Fin_de_semana* y *Tratamiento2*Fin_de_Semana* toman valor 1 si la orden fue realizada durante el fin de semana por un usuario asignado a la variación correspondiente. Esto permite identificar que, además del fin de semana tener un impacto estructural sobre el ticket, el hecho de implementar el monto umbral A durante el fin de semana, tiene un impacto positivo sobre el ticket. En concreto, esta última regresión agrega a los conocimientos previos que la estrategia

de ofrecer el monto umbral A como posible beneficio durante los fines de semana aumenta en promedio un 2,05% el ticket. Y, dada la relevancia de la interacción propuesta, los principales coeficientes de interés se ven modificados tal como se observa en la tabla.

Este ejercicio realiza un nuevo aporte a la construcción de una exitosa estrategia de tarifa de envío, sumado a lo ya logrado en la sección relativa a la señalización. Dejando de lado la manera en que se comunica y el flujo de compra establecido por este beneficio, es un hecho que es posible incentivar el incremento del ticket de los usuarios con las configuraciones propuestas. Más allá de si es efectivamente conveniente desde el punto de vista económico, se ha podido identificar que las zanahorias son percibidas como una recompensa, identificando también elementos a considerar (ejemplo, fin de semana) que determinan el éxito en la implementación de la estrategia.

Es también fundamental detallar que los resultados alcanzados están estrechamente ligados a la manera en que hoy el beneficio se presenta a lo largo del proceso de compra, el cual puede tener sus ventajas como así también limitaciones. Lo cierto es que es posible que no se identifiquen los mismos efectos si el flujo dentro de la plataforma difiriese del que existe actualmente.

Tercer diseño: efecto anclaje

El último eje de resultados busca analizar en profundidad cómo un sesgo cognitivo puede operar de cierta manera para que, sin ofrecer nada más a cambio, el usuario haga una compra de mayor monto. Ahora bien, ¿cómo es posible modificar la toma de decisión de las personas con respecto al ticket sin brindar un beneficio adicional en la tarifa de envío?

La forma en que el efecto anclaje logra tener influencia sobre el camino de decisión de las personas ya fue abordado en el marco teórico de este trabajo, pero resta entonces vincular este sesgo con el experimento realizado. Al igual que en la sección anterior, el foco aquí estará puesta en la decisión del monto, por lo que queda por fuera de este análisis el impacto que el efecto anclaje puede llegar a tener sobre la cantidad de órdenes por usuarios, algo que sencillamente podría suceder pero no será abordado. En cambio, la propuesta más sencilla es ver si, tan solo mostrando distintos números a los usuarios, es posible que ese número que visualizaron esté influenciando su decisión.

Después de todo lo ya trabajado sobre testeo, es probable que se vislumbre hacia dónde apunta este último análisis de resultados. Retomando el diseño experimental, los usuarios del grupo Control no estuvieron expuestos a ningún monto específico, además de la tarifa de envío que ineludiblemente debían pagar. Por el contrario, todos los usuarios asignados a alguna de las variaciones fueron notificados con un monto umbral que debían alcanzar en caso de que deseen acceder al beneficio del envío gratis. ¿Es posible entonces que el hecho de mostrar dos montos distintos influya en la decisión del ticket, sin importar si el usuario accedió o no al beneficio?

La manera de verificar el cumplimiento de este sesgo es, en primera instancia, descartar todas las órdenes provenientes de usuarios que fueron asignados al grupo Control. No quiere esto decir que afecten en algo el análisis, sino que simplemente no tiene aporte alguno ya que estos usuarios no visualizaron ninguno de los montos umbrales en el proceso de compra. Luego, se deben desestimar aquellas órdenes que efectivamente alcanzaron alguno de los montos umbrales, ya que tuvieron un envío gratis al verse lo suficientemente motivados a incrementar el ticket. Para ello, todas las órdenes con un ticket superior al menor monto umbral (Monto umbral A) serán también descartadas, dejando un subconjunto de observaciones de usuarios tratados y que pagaron en promedio la misma tarifa de envío. La única diferencia entre los grupos tratados es entonces el monto umbral que les fue comunicado.

Del mismo modo a lo realizado en las secciones previas, es fundamental realizar el ejercicio de verificar que en el universo de órdenes detallado (usuarios tratados con órdenes menores al monto umbral A), no existían diferencias estadísticamente significativas en el ticket previo al test. Con estas especificaciones, se realizó el siguiente test de medias:

Tabla 5. Resultados del test de medias sobre el ticket promedio menor al MUA

	(13) Ln(Ticket) Variación 1 vs. Variación 2
Diferencia de medias	0.0059 (0.0155)
Observaciones	3,212
Errores estándar entre paréntesis *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	
Notas: se aplicó la función logarítmica sobre todas las observaciones de tickets. La columna (13) detalla la diferencia entre el ticket promedio reportado por usuarios asignados a la Variación 1 y el ticket promedio reportado por los usuarios asignados a la Variación 2. La muestra analizada se reduce a órdenes previas al testeo, de usuarios que fueron posteriormente testeados, y reportaban un ticket menor al monto umbral A. No se detallan las medias de cada grupo por cuestiones de confidencialidad de los datos.	

Se observa que no existen diferencias estadísticamente significativas entre el ticket de las observaciones previas al test, sujeto a las condiciones ya detalladas. Además, al incorporar limitaciones con respecto al monto del ticket, se observa una consecuente reducción en la cantidad de observaciones con respecto al test de medias realizado en la Tabla 3. De todos modos, habiendo ya validado el comportamiento de interés no diferencial previo al testeo, se realiza la regresión de distintos modelos.

Tabla 6. Resultados de los modelos de efecto anclaje

Variables	(14) Ln(Ticket)	(15) Ln(Ticket)	(16) Ln(Ticket)
Tratamiento	0.0132*** (0.00488)	0.0130*** (0.00487)	0.0211*** (0.00767)
Tratamiento*Recurrente			-0.0269 (0.0213)
Tratamiento*Fin_de_semana			-0.0111 (0.00989)
Recurrente		-0.00407 (0.0105)	0.00984 (0.0152)
Fin_de_semana		0.0234*** (0.00901)	0.0289*** (0.0102)
Semana_2		-0.0168** (0.00763)	-0.0169** (0.00764)
Semana_3		-0.0148** (0.00623)	-0.0148** (0.00623)
Semana_4		-0.0120* (0.00706)	-0.0120* (0.00710)
Día_de_semana_2		-0.00677 (0.0100)	-0.00675 (0.0100)
Día_de_semana_3		-0.00310 (0.0115)	-0.00329 (0.0114)
Día_de_semana_4		0.0271** (0.0105)	0.0270** (0.0106)
Día_de_semana_5		0.0331*** (0.00837)	0.0332*** (0.00833)
Día_de_semana_6		0.0289*** (0.00751)	0.0291*** (0.00751)
Observations	25,647	25,647	25,647
R-squared	0.000	0.004	0.005

Errores estándar entre paréntesis

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

Notas: las constantes no son reportadas por tratarse de información sensible, a pesar de contar con alta significancia estadística. La variable Tratamiento toma valor 1 si la observación proviene de un usuario asignado a la Variación 2. Se excluyen órdenes provenientes de usuarios asignados al grupo Control y aquellas de ticket mayor al monto umbral A. El detalle de las interacciones es explicado en el cuerpo del texto.

En el primero de los modelos presentado en la columna (14) se propone una regresión entre la variable tratamiento y la variable dependiente de interés como es el ticket promedio. En esta sección, se constituye como tratamiento el hecho de que la orden provenga de un usuario asignado a la Variación 2; por lo que la dummy Tratamiento toma valor 1 cuando el usuario que realizó la orden visualizó en el proceso de compra el mayor de los montos umbrales posibles, el monto umbral B.

Con esto en mente, es posible afirmar con una significancia estadística del 1% que se produce un efecto anclaje y que aquellas personas que visualizaron el MUB reportaron un ticket

1,32% mayor a los que visualizaron el MUA, sin haber accedido en ninguno de los casos al envío gratis. La única diferencia entre ambos grupos es el valor que se les comunicó que debían alcanzar, y se verifica aquí que el simple hecho de comunicar un valor mayor incentiva al usuario a hacer una compra mayor.

Los usuarios fueron víctimas de este fascinante sesgo, con un coeficiente de interés con alta significancia estadística, el cual se buscará reportar con una mayor precisión a través de la incorporación de variables control. Esto es lo que se busca hacer con el segundo modelo (columna 15), donde se utilizan las mismas variables de control empleadas en los ejercicios anteriores. Si bien el beta que acompaña a la variable tratamiento prácticamente no se ve modificado y su p-valor solo pasa de 0,8% a 0,6%, se confirma el aporte que las variables de control tienen sobre el ticket promedio de los usuarios, tal como se registró en el ejercicio de las zanahorias para incrementar el ticket. En un universo de órdenes menor dada esta nueva propuesta de análisis de resultados, vuelve a reportarse que la condición de ser un usuario recurrente no tiene *per se* un impacto sobre el ticket, mientras que el hecho de que la orden sea realizada un fin de semana vuelve a mostrar significancia en su impacto positivo al momento de determinar el ticket como variable dependiente. Por el lado de los efectos fijos, la segunda y la tercera semana del mes vuelven a mostrar un comportamiento propio negativo tomando la primera semana del mes como base, mientras que aquí no se identifica significancia estadística en la cuarta semana como variable control. Del mismo modo, a medida que se acerca el fin de semana, cada día de la semana tiene un efecto fijo positivo por sobre el ticket que se reporta el primer día de la semana.

El último de los modelos presentado en la columna (16) introduce la lógica de variables interactivas entre controles y tratamiento. En este caso, al ser uno solo el tratamiento, las interacciones se reducen a una variable dummy que toma valor 1 si la orden fue realizada por un usuario recurrente y asignado a la Variación 2 (*Tratamiento*Recurrente*), y una variable dummy que toma valor 1 si la orden fue realizada durante el fin de semana por un usuario que también fue asignado a la segunda variante (*Tratamiento*Fin_de_semana*). Desafortunadamente, no se identifica un impacto particular del tratamiento en estas interacciones, pero no por ello el tratamiento pierde impacto *per se*, reportando ahora que ser tratado aumenta, en promedio, un 2,11% el ticket por sobre el que reportan los usuarios no tratados.

Si bien no se realizaron repetidos experimentos para identificar los montos umbrales óptimos para generar el efecto anclaje en los usuarios, lo cierto es que este fenómeno altamente positivo para la compañía debe ser tenido en cuenta al momento de construir la estrategia de la tarifa de envío. Queda un largo trayecto de aprendizaje por recorrer para determinar el umbral ideal, ya que si bien en este ejercicio se identificó un impacto estadísticamente significativo, es posible que al configurar determinados montos no se logre influencia alguna sobre la decisión del usuario.



Universidad de
San Andrés

Conclusión

Más allá del lugar que el comercio electrónico tiene en la vida de cada uno, claro está a partir de las estadísticas presentadas que es un fenómeno en auge, cuyo crecimiento se vio drásticamente acelerado por la pandemia y que hoy en día está en camino a encontrar la rentabilidad de sus operaciones. Este dilema no solo se da en las economías de países en vía de desarrollo, sino también en los grandes emblemas del capitalismo donde el comercio electrónico es todavía más protagonista del día a día de sus habitantes. Las empresas dedicadas al servicio de delivery como lo es PedidosYa no queda exenta de esta situación, en la cual las mejoras tecnológicas y la constante búsqueda de hacer más eficientes las operaciones van construyendo para invertir el saldo negativo de algunos indicadores económicos.

Los flujos generados por la tarifa de envío son parte de una estructura de ingresos que busca cumplir este objetivo de rentabilidad, y fue sobre este componente en particular el cual se centró el presente trabajo. Más allá de la elasticidad que pueden presentar los usuarios frente a las distintas tarifas de envío, quedó evidenciado que existen estrategias para resignar el ingreso de esta tarifa en pos de maximizar otro tipo de ingresos. En el experimento se buscó identificar las posibilidades que una estrategia de tarifa de envío tenía para impulsar las ventas y, principalmente, para impulsar el crecimiento del ticket de sus usuarios.

Las conclusiones alcanzadas son varias, dependiendo del diseño de los modelos y la muestra de observaciones sobre las cuales se enfocó. El primer aprendizaje del testeado realizado en la plataforma chilena fue que la estrategia puesta a prueba tiene un impacto negativo en la cantidad de transacciones sobre sesiones de usuarios que ya están acostumbrados a esta experiencia de comercio electrónico, mientras que en los usuarios nuevos (al menos en el bimestre) no se pudo identificar impacto alguno al implementar la estrategia analizada. Es decir, otorgar el beneficio de alcanzar un envío gratis con la condición de llegar a cierto monto del ticket, de la manera en que hoy se comunica en la aplicación, no es útil para aumentar la cantidad de pedidos por usuario. Además, no se identifica un efecto particular de esta estrategia durante los fines de semana, algo que se podía presuponer al tratarse del consumo de bebidas alcohólicas.

El segundo eje de la prueba consistía en buscar impactar sobre el monto que los usuarios decidían comprar, algo que fue logrado con ambos tratamientos sobre la base total de usuarios testeados pero no así en lo que se consideró un usuario recurrente. Ambos montos umbrales configurados en la prueba fueron efectivos para alentar al usuario a aumentar su ticket, sea por la inclusión de nuevos ítems como por la inclusión de ítems más caros. Inclusive fue posible identificar que lo atractivo de este tipo de estrategias puede ser cada vez menor si el monto objetivo propuesto es lo suficientemente alto. Esto podría explicar el menor impacto identificado en el tratamiento donde se fijó un monto umbral superior, por lo que el dilema de cara a futuras implementaciones de esta estrategia es hallar el monto óptimo que logra influenciar de manera efectiva la decisión del consumidor; como así también el monto óptimo que considere el impacto económico que este umbral y los consecuentes descuentos de tarifa implica.

Con respecto a las consideraciones temporales a tener en cuenta al momento de implementar este tipo de estrategias, solo se identificó que el seteo del monto umbral que más impactó sobre el ticket promedio (monto umbral A) tiene un efecto particular y positivo durante los fines de semana. Esto quiere decir que la implementación del monto umbral más alto durante los fines de semana no logra impacto alguno sobre el monto de compra de los usuarios, lo cual podría abrir la puerta a una posible combinación de montos a establecer según el momento de la semana. Además, si se incorpora a esto el análisis desde el punto de vista económico de la compañía, puede resultar interesante a futuros trabajos la búsqueda de la unión ideal de días de la semana y montos umbrales para lograr así la combinación óptima de descuentos de tarifa de envío e incremento del ticket de los usuarios.

El último aprendizaje, y quizás el más fascinante, es la operatividad del sesgo conocido como efecto anclaje que pudo ser identificado en esta prueba. Realizando todas las consideraciones pertinentes, fue posible identificar que una simple comunicación tiene la capacidad de modificar la toma de decisiones de los usuarios testeados. El hecho de ver un número u otro fue claramente un *input* que la persona, de manera inconsciente o consciente, incorpora al momento de decidir el monto de su compra total. Esto abre la puerta a, aunque sea marginalmente, aumentar las ganancias de la compañía sin ofrecer beneficio alguno a cambio.

Es interesante en este último acercamiento comprender que se alcanzaron conclusiones a partir de un híbrido entre los dos enfoques previos, ya que se identifica que efectivamente existe impacto de la comunicación, más allá del otorgamiento del beneficio, sobre el monto de compra que deciden los usuarios. De todos modos, está claro que los montos elegidos y la manera en que este ancla es mostrada al usuario son fundamentales para que el sesgo opere de manera efectiva, algo que pudo ser identificado en todos los usuarios a pesar de que no pudo ser posible identificar impacto particular del tratamiento sobre los usuarios recurrentes.

Con todos estos elementos se puede intentar construir una estrategia óptima que se delimita al contexto en que se realizó la prueba. Es fundamental comprender que la prueba se realizó en Chile, en un período del año en particular, para ciertos montos umbrales elegidos y comunicados en la plataforma de una manera particular. La competencia, el estado de madurez del negocio reflejada en el flujo de usuarios, y las particularidades de la venta de bebidas alcohólicas son parte inherente de los resultados obtenidos; los cuales deben ser tenidos en cuenta al momento de intentar extrapolar a otro escenario diferente.

Sin importar el monto umbral considerado, la manera en que se comunica esta estrategia de anulación condicional en el costo de envío no es útil para mejorar la conversión de los usuarios recurrentes de la compañía y, por el contrario, es contraproducente. Si el objetivo es incrementar el ticket, de manera racional y sin resignar todo tipo de ingreso por tarifa de envío, la estrategia puesta a prueba es efectiva para motivar el incremento del ticket de los usuarios. Los resultados dan una pauta que, según el norte al que se dirija la compañía y los usuarios objetivos, la estrategia puede ser más o menos útil ya que no se identificó impacto alguno sobre los usuarios recurrentes. Además, si se es minucioso al momento de determinar el monto umbral, ganancias marginales pueden ser obtenidas gracias a la operatividad del efecto anclaje.

La extensión de la prueba quizás no es la ideal, ya que en los resultados de un mes se pueden estar perdiendo fenómenos particulares que van en contra de una identificación infalible del impacto de los tratamientos, limitando así la extrapolación de los resultados a otros períodos del año. De todos modos, la búsqueda de esta prueba ideal conduciría a una prueba sin final que contemple todo tipo de estacionalidad y demás cambios en el comportamiento de los usuarios, tal como los cartógrafos de Borges que construían el perfecto mapa del imperio. No se debe dejar entonces de lado el fin último de este ejercicio, el de definir estrategias

efectivas para cumplir alguno de los objetivos estratégicos de la compañía, estrategias que han sido al menos parcialmente identificadas.



Universidad de
San Andrés

Bibliografía

Ahuja K., Chandra V., Lord V. & Penes C. (2021). Ordering in: The rapid evolution of food delivery. *Technology, Media & Telecommunications Practice. McKinsey & Company.*

Armstrong G. & Kotler P. (2013). Fundamentos del marketing. *Pearson Education.*

Dodson J.A., Tybout A.M. & B. Sternthal. (1978). Impact of Deals and Deal Retraction on Brand Switching. *Journal of Marketing Research, 15(1), 72-81.*

Guadagni P.M. & Little J.D.C. (2008). A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data. *Marketing Science, 21(1), 29-48.*

Inman J. J., McAlister L. & Hoyer W.D. (1990). Promotion Signal: Proxy for Price Cut?. *Journal of Consumer Research, 7, 74-81. Oxford University Press*

Inman J.J & McAllister L. (1993). A Retailer Promotion Policy Model Considering Promotion Signal Sensitivity. *Marketing Science, 12(4), 339-356.*

Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. *Farrar, Straus and Giroux.*

Anexo

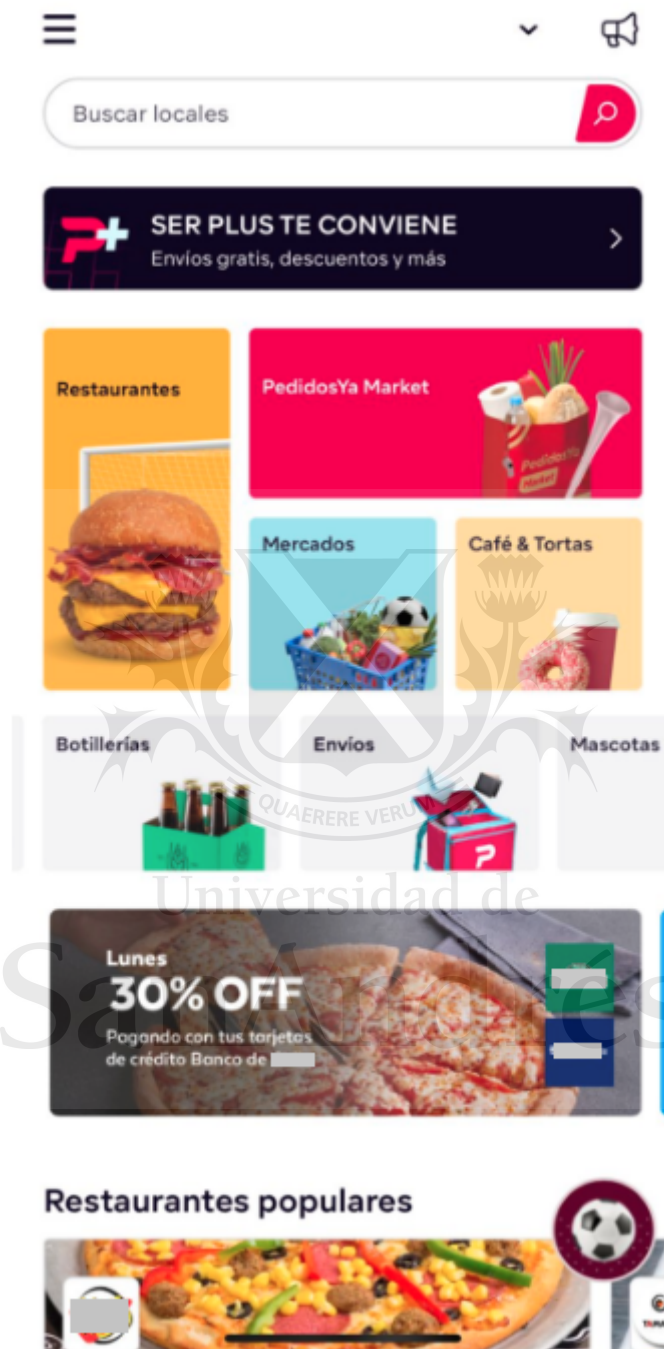


Fig 1 - Primera pantalla que observan todos los usuarios en la plataforma.



Fig 2 - Pantalla que observan los usuarios del grupo Control en el siguiente paso de compra



Fig 3 - Pantalla que observan los usuarios asignados a Variación 1 o Variación 2 en el siguiente paso de compra, con mensaje “Envío variable”



Fig 4 - Pantalla del grupo Control en el siguiente paso del proceso de compra. No hay ningún “push” ni barra progresiva en el proceso de compra

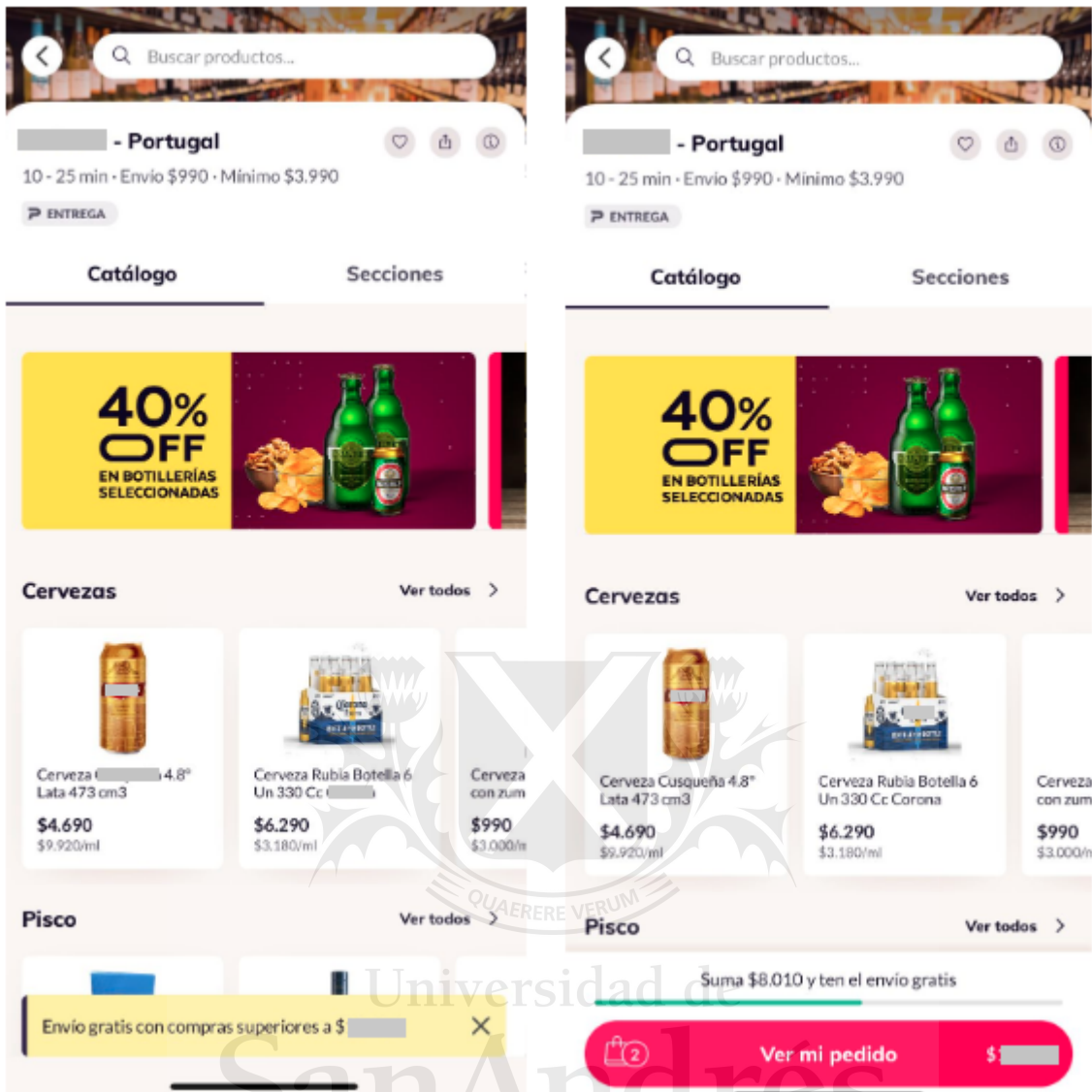


Fig 5 - Pantallas de usuarios asignados a la Variación 1. Una vez ingresado al local con el mensaje con el Monto Umbral A (push amarillo), y luego la barra progresiva indicando monto actual y restante para alcanzar el envío gratis.

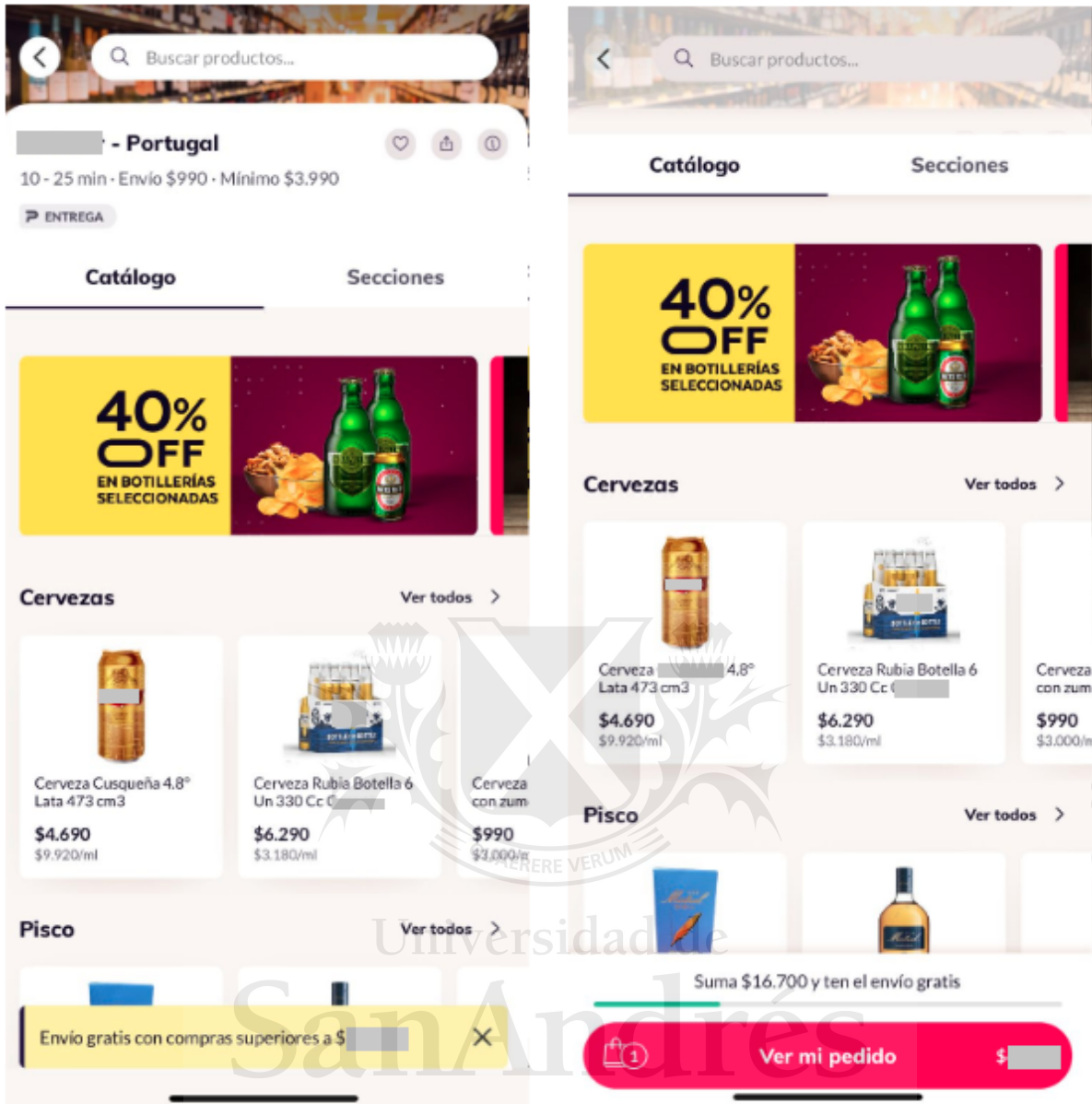


Fig 6 - Pantallas de usuarios asignados a la Variación 2. Una vez ingresado al local con el mensaje del Monto Umbral B (push amarillo), y luego la barra progresiva indicando monto actual y restante para alcanzar envío gratis.