



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

EFFECTOS DIRECTOS E INDIRECTOS DE RECORDATORIOS EN
COMPORTAMIENTO FINANCIERO

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN
ECONOMÍA APLICADA

GERARDO DE JESÚS ROJAS OLIVARES

PROFESOR GUÍA
DANIEL SCHWARTZ PERLROTH

MIEMBROS DE LA COMISIÓN
CARLOS NOTON NORAMBUENA
PATRICIO VALENZUELA AROS

SANTIAGO DE CHILE
2019

Efectos directos e indirectos de recordatorios en comportamiento financiero

A pesar de los múltiples beneficios que proveen las tarjetas de crédito (TC), un desafío en políticas públicas es afrontar el riesgo de deuda que podría generar consecuencias negativas los hogares chilenos. Pensando en esto, y en que la literatura ha estudiado ampliamente el efecto de enviar recordatorios (o *reminders*), es que se propone evaluar cambios de comportamiento de pago (efecto directo) y compra (efecto indirecto) de consumidores que utilizan tarjeta de crédito, mediante el envío de reminders.

Se cuenta con datos de un experimento realizado por un retailer emisor de tarjeta de crédito, que envió recordatorios de pago a un grupo de clientes, mediante mensaje de texto o email, de forma mensual por hasta tres meses. Considerando los resultados disponibles en la literatura, se espera que un recordatorio de pago incremente las probabilidades de pago de la cuenta. En esta tesis se utilizan dos modelos: uno de corto plazo que compara clientes que recibieron un solo recordatorio, contra el control, que no recibió recordatorio; y otro que analiza el efecto marginal de mediano plazo de enviar un recordatorio adicional, durante tres meses.

El efecto directo, entendido como el pago de la tarjeta de crédito, muestra que el recordatorio funciona. Se obtiene un efecto para quienes reciben el tratamiento (Compliers Average Causal Effect, CACE) cercano a 2%. El incremento es consistente entre los dos modelos utilizados.

El efecto indirecto, sobre consumo, muestra que los clientes disminuyen su nivel de intereses si se comparan con el grupo de control, sin mostrar diferencias estadísticamente significativas en la deuda total. Puesto que sí hay diferencias en el pago, ocurría que los clientes afectados por el reminder actúan bajo el siguiente supuesto mecanismo: el reminder motiva el pago de la cuenta, pagar libera cupo de crédito y ese cupo es nuevamente utilizado. Por eso, no habría diferencias en la deuda entre los clientes de tratamiento y de control. La magnitud del aumento del consumo es similar al efecto directo del recordatorio.

El análisis se profundiza con análisis de heterogeneidad paramétrica, para la que se utilizan como variables el rango de renta, de cupo disponible y un proxy de hábito de pago. Además, se identifica al grupo de clientes más sensible al tratamiento a través del uso de un modelo uplift. En general, los resultados en cada segmento muestran lo mismo que el resultado general: una respuesta positiva al reminder, reflejada en mayor pago de la TC, deuda indistinguible entre tratamiento y control, y un incremento del consumo para quienes recibieron el reminder.

Tabla de contenido

1. Introducción.....	1
2. Marco teórico.....	4
3. Definiciones.....	6
a. Descripción del estudio	6
b. Variables dependientes	7
c. Descripción de la data	9
d. Definición de modelos econométricos.....	11
e. Observación de grupos con mayor sensibilidad al tratamiento: uplift model	12
f. Variables de heterogeneidad.....	15
4. Resultados y discusión.....	17
a. Robustez	17
b. Coeficientes de los efectos directos e indirectos del recordatorio	17
c. Resultados del uplift model.....	20
d. Resultados de heterogeneidad paramétrica.....	24
5. Conclusiones y posibles extensiones.....	33
Bibliografía	35
Anexos.....	37

1. Introducción

Por una parte, las tarjetas de crédito (TC) están presente en la vida diaria de los consumidores. De acuerdo con el Informe de Inclusión Financiera de la Superintendencia de Bancos (SBIF, 2019), cerca del 25% de los adultos en Chile tienen acceso a tarjeta de crédito, las que en conjunto representaron el 15% del monto de transacciones totales asociadas a instrumentos bancarios durante 2017. En el informe de Tendencias en Medios de Pago 2018, elaborado por Minsait, se señala que en Chile existen más de 12 millones de tarjetas de crédito y que en el país se ha intensificado su uso, con una tasa anual de crecimiento compuesto¹ de 8.3% en el periodo 2012-2017, lo que es superior al resto de los países latinoamericanos. Este nivel de uso trae, para algunos usuarios, ciertas dificultades.

Según el Informe de Estabilidad Financiera de Segundo Semestre 2018 del Banco Central, entre 2014 y 2017 “se registró un aumento relevante en el porcentaje de hogares con problemas de pago en tarjetas de crédito” (p. 29), pasando de 9 a 16%. Si la deuda está controlada, permite el consumo de bienes y servicios, existiendo beneficios. No obstante, si la deuda es alta en relación con la capacidad de pago, disminuye la capacidad de consumo en el tiempo presente, porque se debe destinar más dinero al pago de deudas, o se acumulan intereses, que es otra forma de disminuir el consumo.

Por otra parte, organizaciones en distintas industrias, como telecomunicaciones, salud o banca, han implementados sistemas de envío de recordatorios (o reminders) a sus clientes, para incrementar comportamientos deseables, como fomentar ahorro o la asistencia a citas previamente agendadas. Estas iniciativas han resultado efectivas, según se constata en la literatura.

Hasvold y Wootton (2011) utilizaron recordatorios enviados por SMS o llamadas telefónicas para disminuir la ausencia a citas médicas. En el mismo ámbito, Altmann y Traxler (2014) envían mensajes de texto enfatizando situaciones neutrales, positivas o negativas para fomentar visitas al dentista. Un metaanálisis de recordatorios mediante SMS fue realizado por Guy et al (2012), del cual se concluyó que los mensajes resultaron efectivos en todos los casos estudiados sobre asistencia a consultas médicas y dentales.

En otras industrias, Dale y Strauss (2009) contrastan la teoría de conexión social o contacto personalizado con el envío de SMS impersonales para recordar que se aproxima el día de la elección y que los votantes registrados deben ir a las urnas, logrando un incremento en la probabilidad de participar de 3%. Österwall (2017) muestra que los recordatorios, introducidos como mensajes en una encuesta previa al control médico, reducen la prescripción de antibióticos de 12% en interacciones médico-pacientes para clínicas de Estocolmo.

¹ También conocida como CAGR.

Calzonari y Nardotto (2016) utilizan recordatorios para motivar el incremento de asistencia al gimnasio, lo que caracterizan como situaciones de costos inmediatos y beneficio futuro. En el dominio de ahorro bancario, Karlan et al (2016) envían recordatorios que destacan incentivos económicos y metas de ahorro. Cadena y Schoar (2011) comparan tres métodos para incrementar pagos de créditos en Uganda: un monto como recompensa al término del periodo de pago, una reducción en la tasa de interés que equivale a la recompensa, y recordatorios por SMS. Los tres métodos muestran efectos similares: aumento estadísticamente significativo de la probabilidad de pago de entre 7% y 9%.

La literatura previamente señalada muestra que los recordatorios cumplen su propósito principal, pero no incorpora análisis de los efectos indirectos. En el caso de pago de deuda crediticia esto es importante, porque el pago está intrínsecamente asociado al consumo. En particular, un consumidor que recibe un recordatorio de TC y paga motivado por esto último, libera parte de su cupo, teniendo más crédito disponible. Esto hace que además de analizar el pago, se pueda analizar el efecto sobre el consumo posterior. De esto se trata la presente tesis, del análisis del efecto indirecto de los reminders.

El objetivo es entender qué hacen los consumidores que responden favorablemente a un recordatorio de pago de tarjeta de crédito. Si el recordatorio es efectivo, ¿implica que las personas utilizarán el cupo que liberan o, más bien, ocurre que disminuyen su deuda, al pagar y no utilizar el cupo liberado?

A priori, podría pensarse que el recordatorio de pago no debería tener efecto para quien decide óptimamente cómo consumir y cómo pagar, por lo que no existiría, tampoco, ningún efecto indirecto. Sin embargo, existen factores que llevan a las personas a tomar decisiones financieras subóptimas (Lynch, 2011), las que podrían acrecentar los niveles de deuda de los hogares. En particular, hay trabajos como el de Estelami (2014), quien indica que las decisiones financieras del consumidor están condicionadas por factores como falta de acceso a información para diagnosticar, emociones, fuerzas sociales, grandes flujos de información y presiones de tiempo. En la misma línea, Norum (2008) destaca el comportamiento impulsivo de compra de estudiantes universitarios, marcado principalmente por el sesgo al presente (*present bias*).

En otro estudio, Wilcox, Block y Eisenstein (2011) vinculan autocontrol con el comportamiento de gasto cuando se tiene o no una deuda de tarjeta de crédito. El resultado que obtienen estos autores es que personas con mayor autocontrol gastan más utilizando su tarjeta de crédito si es que presentan deuda. Sin embargo, este efecto se atenúa si el cupo disponible no utilizado es mayor. En particular, si los clientes planean un límite de cuánto cupo utilizar, lo respetan. Pero si el límite es transgredido, ocurre lo que se denomina *what-the-hell effect*. Según este efecto, el costo de sentir culpa es menor después de la falla, comparado con el beneficio de consumir.

Un ejemplo destacado de la toma de decisiones subóptimas en el dominio crediticio es el de Amar et al (2011). Los autores realizan experimentos de laboratorio para evaluar la

forma en que las personas pagan una serie de deudas de TC, para las que se presentan como datos tasas de interés y monto total adeudado en cada cuenta. El comportamiento óptimo indica que se deben destinar todos los recursos disponibles al pago de la deuda con mayor tasa de interés, luego a la siguiente deuda con tasa de interés más alta y así hasta extinguir las obligaciones. Sin embargo, los participantes pagan primero las cuentas con montos inferiores, independientemente del valor de la tasa de interés. Las personas tendríamos una aversión a tener cuentas abiertas, por lo que buscamos cerrar la mayor cantidad posible, partiendo por las más fáciles.

Siguiendo la descripción de decisiones en materia de crédito, Gross y Souleles (2002) concluyen del análisis de data observacional que un aumento en el cupo de la tarjeta crédito es seguido por un aumento del consumo.

Para cumplir el objetivo de analizar el efecto indirecto de los recordatorios de tarjeta de crédito sobre el consumo, se realizó un experimento de campo con clientes de un retailer en Chile que emite su propia TC, la que puede ser utilizada en otros comercios.

Dados los resultados de la literatura sobre reminders, se espera que los recordatorios enviados por el retailer sí tengan efecto y aumenten los niveles de pago de quienes los reciben. Dado esto, se puede asumir que quienes recibieron el reminder – y pagaron – liberaron cupo de crédito, quedando abierta la pregunta sobre qué ocurre con ese cupo.

Puesto que las personas no materializan necesariamente las decisiones que racionalmente se desprenden de los modelos clásicos, y que el trabajo de Gross y Souleles (2002) ofrece una descripción de la respuesta en términos de consumo a aumentos de cupo, se espera que los individuos que liberaron cupo – aumentándolo a causa del pago de TC – aumenten también su consumo.

Ordenando lo anterior, las hipótesis que motivan el estudio son las siguientes:

- Hipótesis 1: Los recordatorios tienen un efecto directo positivo; aumentan la probabilidad de pago.
- Hipótesis 2: Los recordatorios aumentan el consumo y no cambian los niveles de deuda.
- Hipótesis 3: Personas con distintas características demográficas responden distinto a los recordatorios. En particular, el ingreso determina si una respuesta positiva al recordatorio implica mayor o menor propensión al consumo.

En el experimento realizado el grupo de tratamiento recibió un recordatorio de pago mensual mediante email o mensaje de texto (SMS), por hasta tres meses. El grupo de control no recibió mensajes.

El resto de la tesis se estructura de la siguiente manera: en el capítulo 2 se presenta el marco teórico, donde se explican comportamientos asociados al uso de tarjeta de crédito y el resultado esperado de la intervención; el capítulo 3 define características de la data

utilizada y metodología; en el capítulo 4 se presentan los resultados y la discusión general. Finalmente, en el capítulo 5 se concluye.

2. Marco teórico

La literatura de economía ha estudiado los efectos en el comportamiento asociados a distintas situaciones relacionadas con crédito y, en particular, a tarjeta de crédito, más allá del modelo de agente racional.

Limerick y Peltier (2014) argumentan que las fallas en auto control combinadas son otros factores llevan a deudas más altas de tarjetas de crédito. La falla de auto control en forma de mala capacidad de gestión financiera es el mejor predictor, en el estudio, sobre deuda de tarjeta de crédito.

Wang et al (2011) analizan comportamiento de pago de deuda a través de variables demográficas y actitudinales, encontrando que estas últimas explican mejor el pago de crédito. Adicionalmente, y considerando sólo las características de la tarjeta de crédito, determinan que el uso de ese instrumento está fuertemente influenciado por el cupo disponible.

En coherencia general con lo anterior, Soll et al (2013) señalan que “desafortunadamente, muchos consumidores utilizan y administran mal sus tarjetas de crédito” (p.66, traducción propia). Según los autores los clientes no entienden realmente cuánto les tomará pagar sus deudas. A esto se suma la forma en que se utiliza la tarja de crédito: se realizan compras diversas que luego son canceladas en periodos de tiempo no necesariamente iguales, con lo que ocurre un desacoplamiento de la acción de consumo con la acción de pago. En particular, las tarjetas de crédito fomentan el gasto, al unificar el momento de pago, en contraste con la realización de distintos pagos de montos pequeños a medida que se adquieren los bienes lo que puede ser visto como varios momentos de felicidad al consumir y un momento costo, en contraste con ver cada situación mediante un análisis particular de costo y felicidad (Thaler, 1999).

Por su parte, Soman y Cheema (2002) concluyen de su estudio que al fijar cupos de tarjeta de crédito más altos, la gente se siente más adinerada, lo que contribuye al aumento de gasto. Para llegar a este resultado, indican que la hipótesis de Ciclo de Vida (o Life-cycle Hypothesis), que propone suavizamiento de consumo a lo largo de la vida, no considera que las personas carecen de la capacidad cognitiva que asume el modelo. Los consumidores utilizarían el límite de su crédito disponible como un proxy de su potencial de ingreso futuro, por lo que este límite impacta la propensión al gasto.

Con todo lo anterior, se tiene evidencia de la influencia de emociones, actitudes y falta de capacidades, como elementos relevantes para entender qué hacen y eligen los consumidores respecto a sus tarjetas de crédito. Además, los recordatorios focalizan la atención en

asuntos específicos. Se podría pensar, entonces, que los recordatorios de pago de TC son efectivos porque generan efectos atencionales, emocionales y actitudinales.

Es relevante entender qué ocurre con el consumo posterior al pago de la tarjeta de crédito, motivado por el recordatorio. En este dominio, destaca el trabajo de Gross y Souleles (2002). Utilizando una base de datos construida desde varios emisores de tarjeta de crédito, los autores determinan que el aumento del cupo disponible en crédito produce como respuesta un aumento inmediato en el consumo, contrario a lo establecido por la Hipótesis de Ingreso Permanente. En principio es razonable que esto ocurra para clientes que utilizan un gran porcentaje de su cupo, pues para ellos la restricción presupuestaria es activa y les gustaría comprar más de lo que pueden. Sin embargo, el resultado de Gross y Souleles también muestra que el incremento en consumo ocurre para personas cuyo monto utilizado está lejos del límite.

Pero los consumidores sienten aversión a mantener cuentas abiertas. Tal como se mencionó arriba, Amar et al (2011) realizan experimentos sobre pago de diversas cuentas con deuda, encontrando que las personas tenemos *account aversion* o aversión a tener distintas cuentas. Por esto, los sujetos del experimento pagaban primero las cuentas con menor monto, aunque se acumulara más interés por el no pago de otras cuentas².

Kettle et al (2016) estudian la motivación de las personas para salir de deudas, encontrando evidencia que sustenta lo concluido por Amar et al (2011). Contrastando estrategias de pago concentrado (una cuenta a la vez) versus pago diversificado de cuentas, se determina que el pago concentrado genera más motivación para seguir pagando que el pago diversificado.

En definitiva, las personas no toman decisiones que sean necesariamente explicadas por el modelo de agente racional. Hay evidencia de que un aumento en el crédito, que en este caso es liberación de cupo, es seguido por un aumento en el consumo, pero al mismo tiempo las personas son adversas a tener cuentas abiertas.

² Esto es coherente con la idea de mental accounting de Thaler (1985, 1999): que la evaluación que realizan las personas sobre comportamiento financiero no corresponde con un gran balance mental, sino con distintas cuentas, cada una con lógicas no necesariamente relacionadas.

3. Definiciones

El presente estudio utiliza datos de un experimento realizado a través de un retailer emisor de tarjeta de crédito. La tarjeta en cuestión puede ser utilizada en las tiendas del mismo retailer y otros comercios con los cuales existe convenio.

El objetivo del estudio es evaluar el efecto indirecto de los recordatorios de pago de tarjeta de crédito. Para esto, se analiza el cambio en los porcentajes de pago producido por el recordatorio (lo que se denomina efecto directo), y posteriormente se evalúa si existe un cambio efectivo en el comportamiento de pago atribuible causalmente al recordatorio, se analizan cambios en las variables de consumo y deuda (lo que se denomina efecto indirecto).

a. Descripción del estudio

El experimento consistió en el envío de recordatorios de pago de la tarjeta de crédito del retailer. Los *reminders* se enviaron por dos canales, mensaje de texto (SMS) o email, durante uno, dos o tres meses. Cada cliente fue asignado aleatoriamente al control o al tratamiento.

El recordatorio enviado contenía el siguiente texto:

“ <u>Cliente</u> , porque nos preocupamos por ti, te recordamos que la fecha de pago de tu <u>tarjeta de crédito</u> vence en los próximos <u>n</u> días”.
--

Donde Cliente era reemplazado por el nombre real del receptor, tarjeta de crédito utiliza el nombre que el retailer da a su tarjeta y n corresponde a los días faltantes para que venciera el plazo de pago. El asunto del mensaje enviado por email indicaba que el retailer presentaba “información importante” para el cliente.

Para ejecutar el análisis sobre el efecto indirecto, se definieron dos especificaciones y condiciones experimentales. La primera compara los clientes que recibieron un recordatorio (email o mensaje de texto) al primer mes, versus clientes que no recibieron recordatorio. Dado que después de este primer envío los clientes cambiaron de condición experimental, ampliando las configuraciones a variaciones de envíos entre 1 y 3, la misma comparación no permite evaluar consecuencias del efecto en meses posteriores al primero.

La segunda especificación analiza el efecto marginal de un recordatorio al mes 3 de los envíos. Para esto, se considera que los clientes no recibieron reminders (grupo control), o bien recibieron entre 1 y 3 (grupo tratamiento). Dado que hay clientes a quienes se les envió un mensaje en los meses 2 y/o 3, pero no en el primero, los grupos de control no coinciden exactamente entre ambas especificaciones.

La definición de estas especificaciones responde a la necesidad de mantener el mayor poder estadístico posible, puesto que se espera observar diferencias que en orden de magnitud son cercanos al 1%. Así, ambas configuraciones permiten utilizar la mayor cantidad de clientes intervenidos, tanto en el primer mes como en el análisis de contribución marginal. Si esto último, la contribución marginal, se separara en tres grupos discretos, que recibieron uno, dos y tres recordatorios, el N disminuye considerablemente para los grupos que recibieron uno y tres reminders.

Si bien la base de datos facilitada por el retailer está anonimizada, se cuenta con información de facturación de la tarjeta en el periodo del experimento y los meses posteriores. Además, se cuenta con cierta información demográfica, incluyendo la pertenencia del cliente a tramos de renta, según fue declarado al momento de apertura de cuenta.

Por último, es necesario describir la temporalidad del experimento y de los datos recogidos. El recordatorio fue enviado a clientes cuyo estado de cuenta vencía el día d . Los periodos de facturación se definen del día $d + 15$ de cada mes, al $d + 15$ del siguiente. Con esto, se tiene que en el mismo mes que los clientes reciben el *reminder* y pagan su cuenta, se pueden observar 15 días de compras “afectadas” por ese mensaje, dejando 15 posibles días afectados en la facturación siguiente.

Figura 1: temporalidad del envío del reminder y registro de datos



Fuente: elaboración propia, en base a la información proveída por el retailer.

b. Variables dependientes

Dado que se busca medir los distintos efectos de los reminders, se consideran dos grupos de variables dependientes: aquellas que muestran el efecto directo del recordatorio, también llamadas variables de shock; y aquellas mediante las cuales se observan los efectos indirectos, llamadas, en este estudio, variables transaccionales.

Las variables de shock capturan el efecto directo del recordatorio, de distintas formas. La primera variable es probabilidad de pago, que se construye como una respuesta binaria, entre las acciones pagar (algún monto positivo) y no pagar (nada) la cuenta emitida. Una segunda variable es el porcentaje de pago, que mide el nivel de pago registrado, entre 0 (no pago) y 1 (pago del total facturado). Por último, la variable paga total recoge si se pagó el total de la cuenta.

Las variables anteriores se calcularon según las siguientes ecuaciones, con M representando monto, y los subíndices P y F pagado y facturado, respectivamente.

$$\text{Prob}_{\text{Pago}} = \begin{cases} 1 & \text{si } M_P \geq 0 \\ 0 & \text{si } \sim \end{cases}$$

$$\text{Ppago} = \min\left(\frac{M_P}{M_F}, 1\right)$$

$$\text{PagaTotal} = \begin{cases} 1 & \text{si } \text{Ppago} \geq 1 \\ 0 & \text{si } \sim \end{cases}$$

Las variables transaccionales capturan el comportamiento de compra de los clientes: cargo mes, que corresponde al consumo efectuado entre fechas de facturación; intereses, calculados según la deuda del periodo de facturación; y monto deuda, que muestra la deuda total facturable en cada estado de cuenta. La suma de estas tres variables, descontando el pago realizado en el mes, otorgan el monto facturado del mes siguiente.

Por motivos de confidencialidad, las variables transaccionales se presentan normalizadas por el consumo promedio del mes anterior al tratamiento. Así, un valor 100 de monto deuda debe entenderse como un 100% con relación al consumo (o cargo mes), y un valor 5 de intereses como un equivalente al 5% de la misma variable. Esta normalización de la data se realiza antes de ejecutar el cálculo de coeficientes de los modelos econométricos, asegurando consistencia con los errores estándar que se reportan. Dado que se aplica el mismo factor de normalización, λ , para todas las observaciones, la relación entre los coeficientes con los datos originales y los datos normalizados es directa y está dada por el mismo λ^3 . Así, la transformación no afecta los resultados, y el valor del coeficiente en términos reales puede ser fácilmente calculado si se multiplica por $\frac{1}{\lambda}$.

³ Esto es cierto, puesto que para 2SLS, que es la técnica utilizada, el coeficiente está dado por $\hat{\beta}_{IV} = (Z'X)^{-1}Z'y$. Si y corresponde a la variable dependiente original y nombramos $y_\lambda = y \cdot \lambda$, entonces es directo que la versión transformada del coeficiente $\hat{\beta}_{IV-\lambda} = (Z'X)^{-1}Z'y_\lambda$ es igual a $\hat{\beta}_{IV} \cdot \lambda$.

En resumen, las variables de estudio son seis e identifican el efecto directo e indirecto del reminder.

Tabla 1: Definición de variables dependientes

Efecto directo: variables de shock			Efecto indirecto: variables transaccionales		
Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda
Variable binaria, que asigna 1 a quien paga algo.	Fracción del monto facturado que es pagada.	Variable binaria que asigna 1 a quien paga el total.	Consumo registrado en el periodo de facturación.	Cargo por uso de TC, según contrato específico.	Monto adeudado de meses anteriores.

Fuente: elaboración propia.

c. Descripción de la data

Para responder a las hipótesis planteadas, se cuenta con una base de datos que contiene información de los más de 485.000 clientes considerados para el estudio. Cada individuo cuenta con hasta 24 meses de observaciones, y en cada observación se tiene información demográfica, de pago de tarjeta de crédito y monto de consumo entre los periodos de facturación.

Para realizar el análisis se establecen filtros de registros: se eliminaron clientes sin facturación o actividad en el periodo de intervención; clientes que se encuentren en situaciones extrañas, como tener montos facturados negativos o consumo negativo; y, también outliers en consumo. Esto último, especialmente, porque desde el retailer se sospecha que habría empresas que utilizarían la cuenta personal para grandes compras. Se ha eliminado el último percentil de la variable que identifica el consumo entre facturaciones.

Para los clientes considerados en el análisis, se tiene que en términos demográficos el porcentaje de hombres es de 49,52% hombres y 50,48% mujeres.

En el análisis se utilizaron las dos especificaciones explicadas anteriormente: una en la que se estudia el efecto del reminder al primer mes, y otra en que se analiza el efecto marginal de enviar hasta tres recordatorios.

La cantidad total sujetos disponibles en la data, por grupo experimental queda disponible en la tabla 2. La cantidad de personas entre ambas especificaciones no coincide necesariamente por lo siguiente: (i) hay algunos clientes que en la especificación 1 corresponden al control, pero que luego recibieron un reminder, en los meses 2 y/o 3, lo que hace que en el análisis de contribución marginal estén en alguno de los grupos

experimentales; y (ii) entre los mensajes enviados en los meses 2 y 3 había algunos marcados como placebos, cuyo mensaje era distinto al de los recordatorios y, por tanto, el efecto sobre los clientes que recibieron esos mensajes no susceptibles de ser analizados en la misma forma que el resto de los reminders.

Tabla 2: Cantidad de clientes por grupo experimental

Especificación	Grupo	Cantidad
Envío al primer mes	Control	290.125
	Tratamiento	195.362
Contribución marginal	Control	222.730
	1 mensaje	3.672
	2 mensajes	78.845
	3 mensajes	119.638

Fuente: elaboración propia.

En términos de balance, la situación justo antes del experimento entre los grupos de tratamiento y control es la que se muestra en la tabla 3.

Tabla 3: Promedio de variables dependientes es mes anterior al tratamiento

Condición experimental	Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Grupo de control Mes 1	0.920	0.804	0.708	101.6	1.41	443.8
Recordatorio Mes 1	0.921	0.804	0.708	101.9	1.41	443.7

Las primeras tres variables están expresadas en su valor real, en tanto las tres últimas se muestran en su forma normalizada. No se verifican diferencias estadísticamente significativas entre ambos grupos.

d. Definición de modelos econométricos

Para analizar datos del experimento, se genera una regresión por cada variable dependiente, utilizando la asignación al tratamiento como variable explicativa. Esto permite identificar la diferencia de valores entre los clientes que fueron asignados a tratamiento y control.

Si sólo se considera la asignación al tratamiento, el coeficiente β_1 de la siguiente regresión otorga lo que la literatura ha identificado como ITT o *intention to treat effect*.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 T_i + \varepsilon_i$$

En la misma regresión, y_i representa la variable de estudio, $T_i \in \{0,1\}$ es la asignación al tratamiento del individuo i , y ε_i es el error.

Resulta evidente que no todos los clientes abrieron el recordatorio, como email o mensaje de texto. Afortunadamente, se cuenta con información de apertura de emails y SMS⁴, con lo que se obtiene el CACE o *compliers average casual effect*. Para el cálculo de este último se utiliza como variable instrumental la asignación al tratamiento, y como variable explicativa la apertura del mensaje. En términos de 2SLS, las ecuaciones son:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 A_i + \varepsilon_i$$

$$A_i = \gamma_0 + \gamma_1 T_i + v_i$$

Donde $A_i \in \{0,1\}$ representa la apertura del mensaje, ε_i y v_i los términos de error de cada ecuación, y T_i , al igual que en la especificación anterior, corresponde a la asignación a tratamiento o control.

Dado que la asignación al tratamiento fue aleatoria, se asume razonablemente que T_i es ortogonal a v_i .

El cálculo de CACE e ITT, se realiza para las siguientes especificaciones:

Modelo 1: Envío al primer mes (corto plazo)

Se estudia el efecto del *reminder* en el mes que es enviado a los clientes. T_i toma valor 0 si la asignación fue al control, o 1 si fue al tratamiento. Asimismo, A_i es 1 si el cliente registra apertura del mensaje, y 0 si no.

Modelo 2: Contribución marginal (mediano plazo)

Se estudia el efecto del reminder desde el mes 3, después que todos los clientes en el tratamiento recibieron 1, 2 o 3 mensajes. En este caso $T_i \in \{0,1,2,3\}$, y la apertura de recordatorios, A_i , varía entre 0 y el número de mensajes enviados.

⁴ En el mes 1, el porcentaje de lectura de emails es aproximadamente 34%, en tanto para SMS alcanza 82%.

Este estudio busca evaluar el efecto del reminder sobre las variables transaccionales. No es el objetivo de esta tesis hacer un análisis de los distintos canales de los recordatorios. No obstante, por completitud, se indica que el modelo con variable instrumental queda definido por:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 A_{SMS(i)} + \beta_2 A_{EMAIL(i)} + \varepsilon_i$$

$$A_i = \gamma_0 + \gamma_1 T_{SMS(i)} + \gamma_2 T_{EMAIL(i)} + v_i$$

Donde $A_{SMS(i)}$ y $A_{EMAIL(i)}$ corresponden al número de mensajes abiertos, por SMS e email, respectivamente, que en el caso del Modelo 1 está en $\{0,1\}$, mientras que en el Modelo 2 se encuentran en $\{0, 1, 2, 3\}$, dependiendo del número de mensajes asignados.

La asignación $T_{SMS(i)}$ o $T_{EMAIL(i)}$ representa el número de mensajes que recibió cada cliente. Para el Modelo 1, es simplemente la asignación al grupo que recibió SMS o al grupo que recibió email.

El resultado de esta especificación se presenta en los anexos.

e. Observación de grupos con mayor sensibilidad al tratamiento: uplift model

Dado que para observar un efecto indirecto del reminder, como respuesta del consumo, es necesario que antes se verifique un efecto directo, como para de la tarjeta de crédito, se busca específicamente en el análisis el grupo que tenga mayor respuesta en el pago, porque así sería más fácil observar cambios – o no – en el consumo. A este razonamiento subyace la idea que el reminder puede funcionar especialmente bien con un grupo particular de personas, pero no con todos. Para identificar el grupo más sensible al reminder se emplea un modelo uplift.

A continuación, se describe brevemente qué son los modelos uplift y cuál es la intuición que los funda.

Siguiendo a Gutierrez y Gérardy (2016), los modelos uplift corresponden a un conjunto de técnicas utilizadas para estimar el resultado incremental causado por cierta intervención en un grupo de clientes. Se trata de una técnica para inferencia causal y, al mismo tiempo, de *machine learning*. Lo primero, porque se requiere estimar la diferencia entre los resultados observados de dos grupos mutuamente excluyentes, el de tratamiento y el de control. Y lo segundo, que es un problema de *machine learning*, porque se requiere entrenar distintos modelos y seleccionar el que otorga la predicción más confiable de acuerdo a ciertas métricas.

El principal desafío para el diseño de algoritmos que calculen el uplift es el problema fundamental de inferencia causal, que indica que “para cada individuo, sólo uno de los

resultados es observable, después que el individuo fue sometido al tratamiento (tratado) o cuando el individuo no fue sujeto de la acción (estuvo en el control), nunca ambos” (Solyts et al, 2015, p. 1533).

Utilizando la notación de *potential outcome* se puede definir $Y_i(\mathbf{1})$ como el resultado o respuesta de un sujeto i al tratamiento, y $Y_i(\mathbf{0})$ como la respuesta si el mismo cliente i es asignado al control. Lo que interesa es identificar a los clientes más sensibles, es decir, aquellos para quienes la diferencia $Y_i(\mathbf{1}) - Y_i(\mathbf{0})$ es máxima. El modelo uplift recurre al conjunto de características de i , denotado como X_i , para predecir el comportamiento de los sujetos. Formalmente, se busca la función de predicción $\hat{f}: X_i \rightarrow Y_i$ que estima

$$f(X_i) = \mathbb{E}(Y_i | X_i)$$

Considerando que los sujetos pueden ser asignados al tratamiento ($T_i = \mathbf{1}$) o al control ($T_i = \mathbf{0}$), el problema del uplift se vuelve

$$f^U(X_i) = \mathbb{E}[Y_i | X_i, T_i = \mathbf{1}] - \mathbb{E}[Y_i | X_i, T_i = \mathbf{0}]$$

En términos experimentales, calcular el uplift es buscar el CATE o *conditional average treatment effect*, que corresponde al efecto del tratamiento dado un conjunto de características.

$$\mathbf{CATE} = \mathbb{E}[Y_i(\mathbf{1}) - Y_i(\mathbf{0}) | X_i]$$

En el presente estudio se aplica el modelo uplift para la variable probabilidad de pago, que está definida de forma binaria: vale 1 si el cliente pagó algo, y 0 si no. Luego, el CATE se puede expresar como

$$\mathbb{E}[Y_i(\mathbf{1}) - Y_i(\mathbf{0}) | X_i] = \mathbb{P}[Y_i | X_i, T_i = \mathbf{1}] - \mathbb{P}[Y_i | X_i, T_i = \mathbf{0}]$$

El problema del uplift es justamente la estimación de

$$\mathbf{Uplift}_i(X_i) = \mathbb{P}[Y_i | X_i, T_i = \mathbf{1}] - \mathbb{P}[Y_i | X_i, T_i = \mathbf{0}]$$

Los modelos uplift son útiles, porque como mencionan Guelman et al (2015), incluso cuando “el tratamiento no es efectivo en el conjunto total de la población, podría existir un subgrupo de sujetos para quienes el tratamiento tiene efecto positivo, pero se ve anulado por el efecto negativo de otros subgrupos” (p.232). Es importante destacar que los resultados del uplift no están motivados por supuestos específicos, porque la estimación se realiza de forma no paramétrica.

El acercamiento más simple al modelamiento del uplift consiste en construir un modelo de clasificación con los datos del grupo de tratamiento, otro para el grupo de control y luego restar las probabilidades predichas entre ambos. Utilizando los superíndices \mathbf{U} , \mathbf{T} y \mathbf{C} para uplift, tratamiento y control, respectivamente, y designando el vector de predictores como \mathbf{x} , se tiene

$$\mathbf{m}^U(\mathbf{x}) = \mathbf{m}^T(\mathbf{x}) - \mathbf{m}^C(\mathbf{x})$$

Esta aproximación, sin embargo, presenta un bajo desempeño porque los dos modelos podrían enfocarse en predecir las probabilidades del grupo al que pertenecen, en vez de predecir la diferencia de probabilidades condicionales entre el tratamiento y el control.

Una mejor manera es modelar directamente el uplift, la diferencia entre la predicción de probabilidades de tratamiento y control. Entre estos modelos, Soltys, Jaroszewicz y Rzepakowski (2015) destacan que los modelos conjuntos (*ensemble models*) proveen mejores predicciones. Un modelo conjunto es uno que utiliza distintos modelos individuales.

Entre los modelos conjuntos se encuentra *Random Forest*, que combina modelos basados en árboles de clasificación con métodos conjuntos de *machine learning*. Random Forest es una propuesta desarrollada por Guelman, Guillén y Pérez-Marín (2015). El algoritmo destaca por la disponibilidad de su uso a través de un paquete de R, y por la robustez de sus resultados.

El algoritmo de Guelman, Guillén y Pérez-Marín (2015) construye un conjunto de árboles a partir de una selección aleatoria de los registros en la data. Y cada árbol, a su vez, crece realizando particiones de la data utilizando alguna de las variables explicativas, también de forma aleatoria.

Los árboles crecen de la siguiente manera. Primero, se elige aleatoriamente una de las variables de \mathbf{X}_i , que divide la data, para maximizar una medida de divergencia entre las distribuciones de los sujetos en el tratamiento con aquellos en el control. Luego, cada árbol sigue creciendo hasta que la medida de divergencia entre los subárboles resultantes es menor que la divergencia del nodo padre. Cada árbol, según las variables con que crece, otorga a cada individuo una probabilidad de responder favorablemente al tratamiento. El efecto de tratamiento predicho se obtiene como el promedio de los predictores de uplift entre todos los árboles generados.

Para la tesis que se presenta en este informe, se utilizó la probabilidad de pago como variable de repuesta, \mathbf{Y}_i , puesto que la acción esperable del consumidor que recibe el reminder es que pague parte de su cuenta.

$$Y_i = \text{Probabilidad}_{\text{pago}} = \begin{cases} 1 & \text{si monto pagado} \geq 0 \\ 0 & \text{si no} \end{cases}$$

El vector \mathbf{X}_i para cada cliente se compone de variables disponibles en la data, que se pensaron relevantes para determinar el comportamiento de pago. Estas variables son: rango de renta, número de veces que el cliente pagó el total de la cuenta en el año anterior, deuda, monto no cancelado de la facturación actual, monto facturado, intereses, cupo total de la tarjeta, cupo disponible y el monto acumulado por mora.

Una limitación del algoritmo utilizado es que en su versión actual sólo acepta asignaciones binarias al tratamiento. Por esto, el análisis fue aplicado sobre los clientes que recibieron mensaje al mes 1 (Modelo 1), pero no a aquellos sujetos del Modelo 2. Así, $\mathbf{T}_i = \mathbf{1}$ significa

haber recibido un recordatorio en el mes 1, en tanto $\mathbf{T}_i = \mathbf{0}$ corresponde al caso en que el cliente no recibió reminder en ese primer mes.

Balanceando la necesidad de generar un número alto de árboles, para robustecer los resultados, con los recursos computacionales disponibles, se decidió utilizar 1.000 árboles.

El resultado del algoritmo es un par de predicciones de probabilidades para cada cliente, compuesto por la predicción en la respuesta Y_i si el cliente es asignado al tratamiento, $\hat{Y}_i(\mathbf{1})$, y aquella si es asignado al control, $\hat{Y}_i(\mathbf{0})$. Con esto, se calcula el uplift por cliente, al sustraer este par de predicciones.

Para el análisis de los resultados del experimento se utilizan quintiles del uplift, puesto que se privilegia mantener un tamaño muestral suficiente para cada grupo.

f. Variables de heterogeneidad

En la línea del análisis anterior, también se examina la heterogeneidad del tratamiento utilizando las características de los clientes en un modelo paramétrico de forma reducida. En otras palabras, se buscan características de los sujetos que permitan observar diferencias en los niveles de consumo dado el envío del reminder. De esta manera, se puede examinar posibles mecanismos que ayuden explicar un efecto indirecto de los recordatorios.

El análisis de heterogeneidad complementa al uplift model. Este último permite identificar a los sujetos más sensibles al reminder, en tanto la heterogeneidad describe a los clientes en variables específicas. Las variables elegidas, junto a la clasificación disponible es la siguiente:

1. Categorización de renta (baja, media baja, media alta, y alta)
2. Número de pagos del total facturado en los últimos 12 meses (entre 0 y 12)
3. Categorización de cupo disponible (bajo, medio bajo, medio alto, alto)

La primera variable, renta, se elige porque podría determinar las capacidades de los individuos para responder al reminder. La segunda, número de pagos del total facturado, porque representa un proxy del hábito de pago de los clientes, lo que directamente se relaciona con el recordatorio. La tercera variable, cupo disponible, determina la capacidad de los sujetos para responder al consumo posterior al efecto del reminder.

Se omiten los límites específicos de los rangos, atendiendo a las cláusulas de confidencialidad del retailer que facilitó los datos para el estudio.

Para determinar los segmentos de análisis de cada variable de heterogeneidad se utilizó un enfoque conjunto, entre la herramienta *explore* disponible en el algoritmo de uplift de Guelman, Guillén y Pérez-Marín (2015), y la visualización de la data por decil uplift. El *explore* calcula el promedio de las respuestas Y_i para cada variable en X_i , agrupando en

cuantiles preestablecidos. La selección de distintos cuantiles otorga una estimación de los rangos en que distintos clientes muestran distintas respuestas al tratamiento.

Con la obtención del uplift individual para cada cuantil, es necesario decidir si dos cuantiles son lo suficientemente distintos o podrían ser considerados un solo grupo. Para fijar un criterio, se determinó que las diferencias en uplift individuales mayores a un 5% serían considerados cuantiles distintos.

Este criterio está basado en un análisis exploratorio de los efectos para heterogeneidad paramétrica. Se observó que podrían aparecer resultados interesantes cuando las diferencias entre uplifts individuales eran mayores al 5%.

Los resultados de uplift individuales para la variable renta mostraron que los rangos de renta inferior no poseían una diferencia superior al 5% entre sí, pero sí se presentó una diferencia mayor a aquel número con la renta superior. Por lo tanto, para la categorización de renta, se decidió dividir la variable en dos rangos de análisis, uno de renta alta (Renta A) y otro de renta baja (Renta B).

El análisis sobre el número de pagos totales en los 12 meses anteriores arroja una división de tres rangos, todos con diferencias mayores al 5% entre sí: uno bajo (Paga A), uno medio (Paga B) y uno alto (Paga C).

Por último, siguiendo el mismo criterio que en los casos anteriores, el cupo disponible se analiza en tres categorías: Disponible A para los disponibles altos, Disponible B para el disponible medio, y Disponible C para los clientes con menor cupo disponible.

4. Resultados y discusión

a. Robustez

La asignación de clientes a los grupos de control y distintos tratamientos se realizó de manera aleatoria. Además, dado el modo de funcionamiento del recordatorio, que es un mensaje personal enviado a un cliente, se asume el supuesto de no interferencia (non interference), puesto que la lectura de un reminder no motiva o afecta la respuesta de un cliente distinto. Por otra parte, se cumple que desde el retailer los clientes no recibieron más recordatorios de pago que aquellos considerados en el experimento, asumiendo por tanto exclusión (excludability).

El análisis de la data, presentado anteriormente en la tabla 3, muestra que la diferencia entre los grupos de tratamiento y control en el mes anterior al tratamiento no es estadísticamente distinta a cero.

b. Coeficientes de los efectos directos e indirectos del recordatorio

Para cada modelo se muestran los resultados de las regresiones especificadas anteriormente. En esta sección se presentan las tablas de resultados más importantes, dejando las restantes en los anexos.

La tabla 4 muestra los resultados para el Modelo 1. Se aprecia que el CACE para los clientes que recibieron recordatorio es de 2.1% en aumento de probabilidad de pago, 2% en aumento del porcentaje de pago y 1.9% de incremento de probabilidad de pagar el total de la cuenta. Todas las medidas del efecto directo son positivas y significativas.

Un aspecto por considerar en la evaluación del efecto directo del reminder es la posibilidad que un cliente tenga configurado el pago automático de su cuenta. En la creación de los grupos para el experimento no se filtró por esta condición. Sin embargo, puesto que se cuenta con un N alto y asignación aleatoria a tratamiento y control, las diferencias por pago automático son anuladas al igual que otras diferencias entre el control y el grupo experimental que recibe el tratamiento. De todas formas, el retailer ha descrito el número de suscritos a pago automático como bajo.

Tabla 4: Modelo 1, Envío al primer mes

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.021***	0.020***	0.019***	0.546	-0.018	1.709
Corto plazo	<i>se</i>	(0.0017)	(0.0020)	(0.0024)	(0.6265)	(0.0209)	(3.1724)
	<i>t</i>	(12.1032)	(9.9236)	(7.6960)	(0.8707)	(-0.8535)	(0.5389)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.384)	(0.393)	(0.590)
	N	480619	480619	480619	480619	480619	480619

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Respecto al efecto indirecto, se aprecia un coeficiente positivo para cargo mes (el consumo entre fechas de facturación) de 0.5% superior en términos del consumo del mes anterior, en comparación con el grupo de control. Este incremento, sin embargo, no es significativo al 10%. Se muestra, también, una disminución (no significativa) en los intereses. El coeficiente positivo de la deuda es coherente con que los clientes que pagaron liberaron cupo y luego consumieron más que aquellos que no recibieron recordatorio.

El resultado anterior es consistente con el que se muestra en la tabla 5, en la que se presentan los resultados para el Modelo 2. En el mes 3, el efecto marginal de cada recordatorio es de 0.6%; es decir, quienes recibieron 3 recordatorios registran un incremento en probabilidad de pago de 1.8%, y un aumento de 2.1% en porcentaje de pago y probabilidad de pago del total facturado. Todos estos coeficientes son significativos al 0.1%.

Tabla 5: Modelo 2, Contribución marginal

CACE Reminder	Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total	
Contribución marginal							
Mes 3	<i>b</i>	0.006***	0.007***	0.007***	0.724*	-0.018+	0.055
	<i>se</i>	(0.0008)	(0.0009)	(0.0012)	(0.3225)	(0.0103)	(1.5732)
	<i>t</i>	(7.7215)	(7.4732)	(6.2108)	(2.2451)	(-1.7287)	(0.0346)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.025)	(0.084)	(0.972)
	N	408586	408586	408586	408586	408586	408586
Mes 4	<i>b</i>	0.002*	0.004***	0.005***	0.149	-0.021*	-0.291
	<i>se</i>	(0.0008)	(0.0010)	(0.0012)	(0.3107)	(0.0108)	(1.5851)
	<i>t</i>	(2.5060)	(4.3457)	(3.9080)	(0.4802)	(-1.9803)	(-0.1834)
	<i>p</i>	(0.012)	(0.000)	(0.000)	(0.631)	(0.048)	(0.854)
	N	406171	406171	406171	406171	406171	406171
Mes 5	<i>b</i>	0.001	0.003***	0.004***	0.617+	-0.022*	0.058
	<i>se</i>	(0.0008)	(0.0010)	(0.0012)	(0.3216)	(0.0110)	(1.6251)
	<i>t</i>	(1.3696)	(3.4251)	(3.4648)	(1.9200)	(-1.9649)	(0.0355)
	<i>p</i>	(0.171)	(0.001)	(0.001)	(0.055)	(0.049)	(0.972)
	N	401119	401119	401119	401119	401119	401119
Mes 6	<i>b</i>	0.002+	0.004***	0.004**	0.679*	-0.019+	0.420
	<i>se</i>	(0.0009)	(0.0010)	(0.0012)	(0.3114)	(0.0110)	(1.6272)
	<i>t</i>	(1.9591)	(3.6977)	(3.0888)	(2.1813)	(-1.7270)	(0.2582)
	<i>p</i>	(0.050)	(0.000)	(0.002)	(0.029)	(0.084)	(0.796)
	N	397293	397293	397293	397293	397293	397293
Mes 7	<i>b</i>	0.003*	0.004**	0.005**	0.674	-0.037*	0.535
	<i>se</i>	(0.0013)	(0.0014)	(0.0018)	(0.5092)	(0.0167)	(2.4862)
	<i>t</i>	(2.1925)	(2.7608)	(2.6414)	(1.3227)	(-2.1887)	(0.2150)
	<i>p</i>	(0.028)	(0.006)	(0.008)	(0.186)	(0.029)	(0.830)
	N	393669	393669	393669	393669	393669	393669
Mes 8	<i>b</i>	0.002	0.004*	0.004*	0.263	-0.025	0.087
	<i>se</i>	(0.0013)	(0.0015)	(0.0018)	(0.5247)	(0.0167)	(2.5607)
	<i>t</i>	(1.6331)	(2.4739)	(2.4362)	(0.5012)	(-1.5001)	(0.0340)
	<i>p</i>	(0.102)	(0.013)	(0.015)	(0.616)	(0.134)	(0.973)
	N	390919	390919	390919	390919	390919	390919

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

La tabla 5 muestra un aumento significativo del consumo para clientes que recibieron el recordatorio. Éste sería 0.7% superior en relación al consumo del mes anterior al experimento, por mensaje enviado; lo que equivale a 2.1% para quienes recibieron 3 recordatorios por 3 meses consecutivos. Consistentemente, el aumento del pago implica una disminución de los intereses. Además, se observa que la diferencia entre la deuda de quienes recibieron y quienes no recibieron el reminder es, en términos estadísticos, cero.

Observando los meses posteriores, se aprecia que el efecto directo perdura, decayendo en magnitud. Al mes 4, el coeficiente de probabilidad de pago se reduce a un tercio de lo que aparece para el mes 3.

Con respecto a los efectos indirectos, se observa que el cargo mes es estadísticamente no significativo al 10% en el mes 4, inmediatamente posterior a la intervención ($b = -0.149$, $p = 0.631$). Pero es significativo en el mes siguiente ($b = 0.617$, $p = 0.055$), y en el mes posterior, que corresponde a mes 6 ($b = 0.679$, $p = 0.029$). Esta trayectoria, sumada a que el coeficiente de cargo mes del Modelo 1 no es significativo, podría ser indicativo de un efecto acumulativo en el tiempo: los clientes pagan más desde el primer mes, hay una persistencia decreciente sobre el pago, lo que en algún momento muestra un cupo liberado ‘suficiente’ que se utiliza nuevamente.

Otra alternativa, es que exista un efecto de consumo por mes: en algunos meses se consume menos, en otros más.

Los intereses, por su parte, son razonable y permanentemente negativos, en coherencia con que los clientes que recibieron el reminder pagaron más su cuenta, en comparación con quienes no recibieron el mensaje. El coeficiente de intereses se mantiene significativo hasta el mes 7, que es el cuarto periodo después de la intervención del experimento.

En términos de deuda, el coeficiente se mantiene no significativamente distinto a cero. Es decir, no hay cambios apreciables en la deuda entre consumidores que recibieron el reminder y quienes estuvieron en el grupo de control. Puesto que sí hay diferencias en el pago, verificado en las variables de shock, se refuerza el resultado que los clientes afectados por el reminder vuelven a utilizar el cupo de crédito liberado.

Por último, sobre deuda, es interesante notar que el coeficiente es, casi siempre, positivo, y que la misma no es estadísticamente significativa entre los grupos de tratamiento y de control. Es decir, aunque sí hay diferencias en el pago, no hay diferencias en la deuda.

c. Resultados del uplift model

La tabla 6 presenta los resultados para el Modelo 1 por quintil luego de haber estimado las predicciones uplift. La segmentación en quintiles se realiza mediante la variable de predicción que genera el modelo uplift. Esta predicción ocurre tanto para clientes en el tratamiento como para aquellos en el control.

El quintil 5, más sensible, presenta un coeficiente de probabilidad de pago efectivamente mayor al del experimento general (9.4% versus 2.1%), y valores similares en las otras variables de shock (porcentaje de pago de 8.9%, pago total de 8.2%).

Tabla 6: Resultados por quintil de sensibilidad al tratamiento

CACE Reminder por quintil		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.094***	0.089***	0.082***	0.483	-0.101***	0.111
Quintil 5	<i>se</i>	(0.0054)	(0.0054)	(0.0059)	(1.2345)	(0.0281)	(5.3809)
	<i>t</i>	(17.5542)	(16.4816)	(13.9360)	(0.3914)	(-3.6159)	(0.0206)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.696)	(0.000)	(0.984)
	N	87155	87155	87155	87155	87155	87155
Mes 1	<i>b</i>	0.047***	0.038***	0.030***	4.019**	-0.044	3.250
Quintil 4	<i>se</i>	(0.0036)	(0.0044)	(0.0056)	(1.4075)	(0.0479)	(7.3862)
	<i>t</i>	(12.8722)	(8.6264)	(5.3712)	(2.8555)	(-0.9159)	(0.4400)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.004)	(0.360)	(0.660)
	N	87591	87591	87591	87591	87591	87591
Mes 1	<i>b</i>	0.020***	0.020***	0.019***	0.214	-0.044	6.220
Quintil 3	<i>se</i>	(0.0033)	(0.0041)	(0.0055)	(1.6057)	(0.0392)	(7.9968)
	<i>t</i>	(6.2046)	(4.7308)	(3.5326)	(0.1333)	(-1.1243)	(0.7778)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.894)	(0.261)	(0.437)
	N	87282	87282	87282	87282	87282	87282
Mes 1	<i>b</i>	-0.008*	-0.007	-0.004	0.206	-0.043	1.439
Quintil 2	<i>se</i>	(0.0032)	(0.0042)	(0.0055)	(1.5651)	(0.0556)	(7.8221)
	<i>t</i>	(-2.4184)	(-1.6115)	(-0.7114)	(0.1318)	(-0.7773)	(0.1840)
	<i>p</i>	(0.016)	(0.107)	(0.477)	(0.895)	(0.437)	(0.854)
	N	87284	87284	87284	87284	87284	87284
Mes 1	<i>b</i>	-0.060***	-0.053***	-0.045***	-1.874	0.156*	-0.693
Quintil 1	<i>se</i>	(0.0035)	(0.0046)	(0.0058)	(1.4110)	(0.0693)	(7.9562)
	<i>t</i>	(-17.2573)	(-11.6491)	(-7.7912)	(-1.3279)	(2.2565)	(-0.0871)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.184)	(0.024)	(0.931)
	N	87775	87775	87775	87775	87775	87775

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

El coeficiente de cargo mes es positivo para el quintil 5, mas no significativo. Los intereses son negativos, coherente con lo anterior.

Los resultados del quintil 4 indican, para el primer mes, que los clientes se comportan pagando un 4.7% más, generando un aumento de 3.8% en porcentaje de pago, compensando con un 4%⁵ de incremento significativo en el consumo del mes. La deuda no muestra una diferencia significativa entre tratamiento y control.

Así, un grupo altamente sensible (quintil 4) muestra efecto significativo en el primer mes de envío del reminder sobre el consumo.

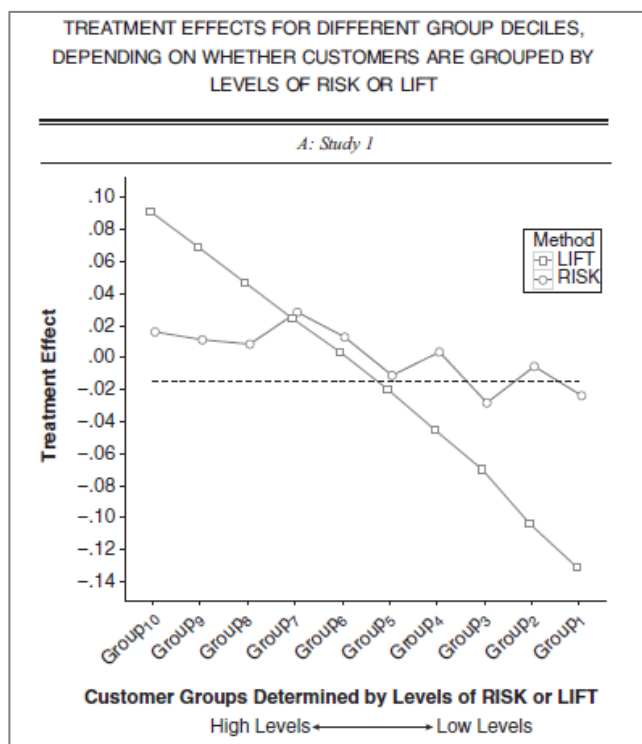
⁵ Recuérdese que las variables transaccionales han sido normalizadas. Cargo mes de 4 se entiende como un 4% más para el grupo de tratamiento, en relación al consumo promedio del mes anterior a la intervención.

El quintil 3 presente resultados muy similares a los generales, mostrados en la tabla 4, de resultados generales para el Modelo 1.

Llama la atención que los quintiles menos sensibles presenten coeficientes negativos para el efecto directo del recordatorio. Recordemos que el uplift genera dos predicciones de comportamiento para cada cliente, basándose en las características del individuo i recogidas en el vector x_i : una predicción si el sujeto fuese asignado al tratamiento, y otra si fuese asignado al control. Por esto, el grupo menos sensible se construye como aquel cuyas predicciones generan el uplift más bajo. Es necesario entender por qué un recordatorio generaría un efecto negativo. En la literatura se han mostrado resultados como este.

A modo ejemplar, Ascarza (2018) utilizó Random Forest Uplift para identificar a los clientes más sensibles a intervenciones de retención de clientes que potencialmente dejarían de utilizar un servicio (churn management). La autora contrastó los resultados de aplicar acciones de retención según la clasificación del uplift (LIFT, en la figura), con el enfoque tradicionalmente utilizado en la industria (RISK, en la figura). El resumen gráfico de estos resultados se presenta a continuación, en la figura 2.

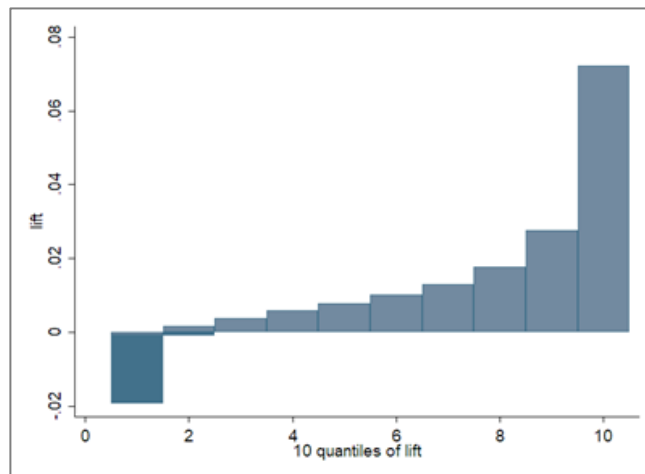
Figura 2: Aplicación del uplift en Ascarza 2018



Fuente: Ascarza 2018, p. 90.

De forma coherente con la intuición detrás del modelo uplift, la autora identifica grupos según su sensibilidad al tratamiento. La forma de sus resultados es similar a lo se obtiene si se grafican los uplift por decil del recordatorio que se analiza en esta tesis.

Gráfico 1: Distribución de las predicciones uplift del reminder, según deciles











































Fuente: elaboración propia

Los resultados contraintuitivos ante intervenciones pueden ocurrir. Por ejemplo, Cavanaugh (2014) confirma en una serie de estudios que algunas acciones de marketing generan un efecto contrario al esperado cuando las emociones de los sujetos no son las correctas. En otro artículo, específicamente sobre recordatorios, Damgaard y Gravert (2018) encuentran en el contexto de donaciones que los reminders generan un costo de molestia (annoyance cost) que produce aumento en el número de cancelaciones de quienes reciben los mensajes. Esto es llamado un costo del reminder.

En el caso del reminder de TC, podría haber emociones o actitudes negativas relacionadas con el recordatorio, que generan aversión al pago. Aunque el uplift no muestra un conjunto de características, sino un grupo de clientes, es posible describir algunas variables del grupo menos sensible. La figura 3 muestra un ranking entre quintiles, según el valor promedio de cada variable.

El quintil con menor sensibilidad esperada al reminder exhibe la menor renta promedio y, al mismo tiempo, la mayor deuda promedio, al igual que el mayor monto de intereses. También se observa un monto facturado alto y un disponible bajo. El primer quintil, en definitiva, es un grupo con pocos recursos económicos que utiliza ampliamente la tarjeta de crédito, registrando una deuda alta. Aunque más investigación es necesaria, se podría pensar que el reminder de pago genera costos emocionales, cuya respuesta está relacionada con el no pago de la cuenta.

Figura 3: Ranking de variables predictoras por quintil uplift

	Quintil 5	Quintil 4	Quintil 3	Quintil 2	Quintil 1
Renta	1° más alta 	2° más alta 	3° más alta 	4° más alta 	5° más alta 
Número de pagos completos año anterior	5° más alto 	4° más alto 	2° más alto 	1° más alto 	3° más alto 
Deuda total	5° más alta 	4° más alta 	3° más alta 	2° más alta 	1° más alta 
Monto impago del total facturado	5° más alta 	3° más alta 	4° más alta 	2° más alta 	1° más alta 
Total facturado	5° más alto 	4° más alto 	3° más alto 	1° más alto 	2° más alto 
Intereses	5° más alto 	3° más alto 	4° más alto 	2° más alto 	1° más alto 
Cupo total	1° más alto 	2° más alto 	3° más alto 	4° más alto 	5° más alto 
Cupo disponible	1° más alto 	2° más alto 	3° más alto 	4° más alto 	5° más alto 

Fuente: elaboración propia

Note el lector que la descripción de cada grupo según lo establecido en la figura anterior no es necesariamente clara. Esto es una propiedad del uplift: aún cuando cada grupo no es identificable totalmente según una descripción sencilla, se observa que los grupos se acercan a la predicción en términos de su reacción al tratamiento.

Por último, es necesario recordar que una restricción, al menos actual del algoritmo que se utilizó para calcular el uplift, es que la variable de tratamiento debe ser binaria. Por esta razón, no se incluyen resultados del Modelo 2, que considera cuatro asignaciones: $T_i = \{0,1,2,3\}$.

d. Resultados de heterogeneidad paramétrica

Las tablas 7 y 8 presentan los resultados según tramos de renta para el Modelo 1. El grupo de renta alta exhibe una probabilidad de pago de casi el doble, comparado con el grupo de renta baja (3.1% vs 1.7%, $p < 0.001$). El coeficiente de cargo mes para Renta A es positivo ($b=1.41$, $p=0.319$) en tanto el resultado para Renta B negativo ($b=-0.011$, $p=0.986$). Sin embargo, ambos son estadísticamente cero.

Tabla 7: Rango de renta A (alta) para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.031***	0.032***	0.033***	1.419	-0.032	2.923
Renta A	<i>se</i>	(0.0034)	(0.0037)	(0.0044)	(1.4228)	(0.0528)	(7.6245)
	<i>t</i>	(9.3425)	(8.5303)	(7.4184)	(0.9972)	(-0.5993)	(0.3833)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.319)	(0.549)	(0.701)
	N	139327	139327	139327	139327	139327	139327

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Tabla 8: Rango de renta B (baja) para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.017***	0.015***	0.013***	-0.011	-0.017	0.214
Renta B	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0023)	(0.0029)	(0.6405)	(0.0189)	(3.0440)
	<i>t</i>	(8.2990)	(6.3049)	(4.4252)	(-0.0178)	(-0.8792)	(0.0703)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.986)	(0.379)	(0.944)
	N	341292	341292	341292	341292	341292	341292

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Los resultados por segmento de renta para el Modelo 2 se presentan en las tablas 9 y 10. En este caso, el incremento en la probabilidad de pago por cada recordatorio es de 0.8% para renta alta y 0.6% para renta baja, ambos significativos al 0.1%. En términos de consumo, se aprecia que el segmento de renta baja aumenta el cargo mes en 0.6% (p<0.1) por reminder, en comparación con el control, en tanto el segmento de renta alta muestra un coeficiente de 0.8% (p=0.274). Así, parece ocurrir que clientes con menor renta vuelven a utilizar el cupo de crédito más que aquellos clientes con mayor renta.

En las cuatro tablas que resumen el comportamiento de los segmentos de renta, los intereses presentan signo negativo y la deuda no es nunca significativa, lo que no muestra diferencias con resultados generales expuestos en las tablas anteriores.

Tabla 9: Rango de renta A (alta) para Modelo 2

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3	<i>b</i>	0.008***	0.010***	0.011***	0.790	-0.022	-0.139
Renta A	<i>se</i>	(0.0015)	(0.0017)	(0.0021)	(0.7216)	(0.0257)	(3.7386)
	<i>t</i>	(5.1130)	(5.7312)	(5.3297)	(1.0945)	(-0.8578)	(-0.0372)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.274)	(0.391)	(0.970)
	N	119050	119050	119050	119050	119050	119050
Mes 4	<i>b</i>	0.001	0.003+	0.005*	-0.347	-0.040	-1.190
Renta A	<i>se</i>	(0.0016)	(0.0017)	(0.0021)	(0.6937)	(0.0266)	(3.7652)
	<i>t</i>	(0.5725)	(1.9047)	(2.2404)	(-0.4999)	(-1.5203)	(-0.3162)
	<i>p</i>	(0.567)	(0.057)	(0.025)	(0.617)	(0.128)	(0.752)
	N	118517	118517	118517	118517	118517	118517
Mes 5	<i>b</i>	0.001	0.005**	0.007***	0.692	-0.053*	-0.292
Renta A	<i>se</i>	(0.0016)	(0.0018)	(0.0021)	(0.7164)	(0.0268)	(3.8460)
	<i>t</i>	(0.9210)	(2.8751)	(3.5284)	(0.9652)	(-1.9918)	(-0.0759)
	<i>p</i>	(0.357)	(0.004)	(0.000)	(0.334)	(0.046)	(0.939)
	N	117544	117544	117544	117544	117544	117544
Mes 6	<i>b</i>	0.003*	0.006**	0.006**	1.158+	-0.047+	-0.302
Renta A	<i>se</i>	(0.0016)	(0.0018)	(0.0021)	(0.6918)	(0.0267)	(3.8456)
	<i>t</i>	(2.0502)	(3.2718)	(2.8768)	(1.6735)	(-1.7739)	(-0.0785)
	<i>p</i>	(0.040)	(0.001)	(0.004)	(0.094)	(0.076)	(0.937)
	N	116772	116772	116772	116772	116772	116772
Mes 7	<i>b</i>	0.001	0.003	0.004	0.762	-0.089*	-0.803
Renta A	<i>se</i>	(0.0023)	(0.0026)	(0.0031)	(1.1400)	(0.0407)	(5.8614)
	<i>t</i>	(0.3204)	(1.3142)	(1.3408)	(0.6684)	(-2.1839)	(-0.1370)
	<i>p</i>	(0.749)	(0.189)	(0.180)	(0.504)	(0.029)	(0.891)
	N	116174	116174	116174	116174	116174	116174
Mes 8	<i>b</i>	0.003	0.006*	0.007*	0.953	-0.055	0.208
Renta A	<i>se</i>	(0.0024)	(0.0027)	(0.0032)	(1.1611)	(0.0403)	(6.0100)
	<i>t</i>	(1.3497)	(2.1066)	(2.0622)	(0.8209)	(-1.3735)	(0.0346)
	<i>p</i>	(0.177)	(0.035)	(0.039)	(0.412)	(0.170)	(0.972)
	N	116027	116027	116027	116027	116027	116027

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Tabla 10: Rango de renta B (baja) para Modelo 2

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3	<i>b</i>	0.006***	0.006***	0.006***	0.595+	-0.018+	-0.374
Renta B	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0011)	(0.0014)	(0.3309)	(0.0095)	(1.5084)
	<i>t</i>	(5.9294)	(5.2409)	(3.9993)	(1.7974)	(-1.9522)	(-0.2481)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.072)	(0.051)	(0.804)
	N	289536	289536	289536	289536	289536	289536
Mes 4	<i>b</i>	0.003**	0.005***	0.005**	0.298	-0.015	-0.297
Renta B	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0011)	(0.0014)	(0.3192)	(0.0100)	(1.5172)
	<i>t</i>	(2.7287)	(4.0452)	(3.2576)	(0.9332)	(-1.4895)	(-0.1961)
	<i>p</i>	(0.006)	(0.000)	(0.001)	(0.351)	(0.136)	(0.845)
	N	287654	287654	287654	287654	287654	287654
Mes 5	<i>b</i>	0.001	0.003*	0.003+	0.507	-0.009	-0.212
Renta B	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0011)	(0.0014)	(0.3305)	(0.0102)	(1.5570)
	<i>t</i>	(1.0912)	(2.2608)	(1.8766)	(1.5349)	(-0.9056)	(-0.1363)
	<i>p</i>	(0.275)	(0.024)	(0.061)	(0.125)	(0.365)	(0.892)
	N	283575	283575	283575	283575	283575	283575
Mes 6	<i>b</i>	0.001	0.003*	0.003+	0.372	-0.008	0.229
Renta B	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0012)	(0.0014)	(0.3200)	(0.0102)	(1.5561)
	<i>t</i>	(1.0272)	(2.3344)	(1.8649)	(1.1620)	(-0.8273)	(0.1470)
	<i>p</i>	(0.304)	(0.020)	(0.062)	(0.245)	(0.408)	(0.883)
	N	280521	280521	280521	280521	280521	280521
Mes 7	<i>b</i>	0.004*	0.004*	0.005*	0.510	-0.016	0.479
Renta B	<i>se</i>	(0.0015)	(0.0017)	(0.0022)	(0.5183)	(0.0156)	(2.3754)
	<i>t</i>	(2.5299)	(2.5256)	(2.3326)	(0.9845)	(-1.0176)	(0.2015)
	<i>p</i>	(0.011)	(0.012)	(0.020)	(0.325)	(0.309)	(0.840)
	N	277495	277495	277495	277495	277495	277495
Mes 8	<i>b</i>	0.002	0.003	0.003	-0.152	-0.013	-0.495
Renta B	<i>se</i>	(0.0016)	(0.0018)	(0.0022)	(0.5380)	(0.0156)	(2.4458)
	<i>t</i>	(1.0896)	(1.6085)	(1.5903)	(-0.2818)	(-0.8585)	(-0.2024)
	<i>p</i>	(0.276)	(0.108)	(0.112)	(0.778)	(0.391)	(0.840)
	N	274892	274892	274892	274892	274892	274892

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Las tablas 11, 12 y 13 presentan los resultados de segmentación por número de pagos completos en el año anterior para el Modelo 1. El grupo medio muestra el mayor efecto directo (probabilidad de pago 3.4%, $p < 0.001$), además de un efecto significativo al 5% del cargo mes de 2.9%⁶.

Tabla 11: Rango de número de pagos A (bajo) en el año anterior para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.031***	0.026***	0.021***	0.433	-0.004	-3.389
Paga A	<i>se</i>	(0.0043)	(0.0040)	(0.0043)	(1.1391)	(0.0658)	(7.2154)
	<i>t</i>	(7.1886)	(6.5092)	(4.9522)	(0.3800)	(-0.0666)	(-0.4697)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.704)	(0.947)	(0.639)
	N	137515	137515	137515	137515	137515	137515

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabla 12: Rango de número de pagos B (medio) en el año anterior para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.034***	0.036***	0.035***	2.947*	-0.053*	8.765
Paga B	<i>se</i>	(0.0042)	(0.0044)	(0.0054)	(1.2356)	(0.0251)	(6.1876)
	<i>t</i>	(8.1368)	(8.1017)	(6.4574)	(2.3851)	(-2.1193)	(1.4166)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.017)	(0.034)	(0.157)
	N	105381	105381	105381	105381	105381	105381

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabla 13: Rango de número de pagos C (alto) en el año anterior para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.010***	0.010***	0.011***	-0.406	-0.011+	1.442
Paga C	<i>se</i>	(0.0015)	(0.0016)	(0.0021)	(0.9206)	(0.0059)	(4.0364)
	<i>t</i>	(6.7429)	(5.8881)	(5.0919)	(-0.4407)	(-1.9434)	(0.3572)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.659)	(0.052)	(0.721)
	N	237723	237723	237723	237723	237723	237723

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Los otros segmentos presentan un comportamiento coherente con lo descrito en los resultados generales: una reacción favorable al reminder produciría un aumento en el consumo, disminución de los intereses y ningún cambio en la deuda total.

⁶ Según la normalización de la variable, corresponde a un 2.9% más en relación al cargo mes promedio del mes previo al tratamiento.

Las tablas 14 y 15 presenta el resultado del Modelo 2 para los grupos bajo y medio de número de pagos completos en el año anterior. En ambos casos se aprecia una respuesta positiva y estadísticamente significativa en el consumo, con persistencia en el caso del rango medio. Ocurriría, que clientes que más vuelven a consumir son aquellos que olvidan pagar su cuenta algunas veces.

Tabla 14: Rango de número de pagos A (bajo) en el año anterior para Modelo 2

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3 Paga A	<i>b</i>	0.010***	0.009***	0.007**	1.018+	-0.013	1.076
	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0020)	(0.0022)	(0.5826)	(0.0321)	(3.5790)
	<i>t</i>	(5.0674)	(4.8007)	(3.0073)	(1.7481)	(-0.3992)	(0.3006)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.003)	(0.080)	(0.690)	(0.764)
	N	117790	117790	117790	117790	117790	117790
Mes 4 Paga A	<i>b</i>	0.002	0.004*	0.002	0.591	-0.027	-0.024
	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0020)	(0.0022)	(0.5685)	(0.0332)	(3.6000)
	<i>t</i>	(0.9063)	(2.0898)	(1.1195)	(1.0405)	(-0.8214)	(-0.0067)
	<i>p</i>	(0.365)	(0.037)	(0.263)	(0.298)	(0.411)	(0.995)
	N	116981	116981	116981	116981	116981	116981
Mes 5 Paga A	<i>b</i>	0.002	0.005*	0.005*	0.751	-0.025	1.463
	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0020)	(0.0022)	(0.5842)	(0.0334)	(3.6760)
	<i>t</i>	(1.1929)	(2.3101)	(2.0848)	(1.2854)	(-0.7594)	(0.3979)
	<i>p</i>	(0.233)	(0.021)	(0.037)	(0.199)	(0.448)	(0.691)
	N	115246	115246	115246	115246	115246	115246
Mes 6 Paga A	<i>b</i>	0.002	0.003	0.001	0.966+	-0.015	1.513
	<i>se</i>	(0.0021)	(0.0020)	(0.0022)	(0.5609)	(0.0332)	(3.6899)
	<i>t</i>	(1.1798)	(1.5908)	(0.4290)	(1.7225)	(-0.4395)	(0.4101)
	<i>p</i>	(0.238)	(0.112)	(0.668)	(0.085)	(0.660)	(0.682)
	N	113851	113851	113851	113851	113851	113851
Mes 7 Paga A	<i>b</i>	0.005+	0.003	0.002	1.501	-0.030	4.086
	<i>se</i>	(0.0030)	(0.0030)	(0.0034)	(0.9173)	(0.0505)	(5.6065)
	<i>t</i>	(1.7807)	(1.0408)	(0.5444)	(1.6365)	(-0.5891)	(0.7288)
	<i>p</i>	(0.075)	(0.298)	(0.586)	(0.102)	(0.556)	(0.466)
	N	112676	112676	112676	112676	112676	112676
Mes 8 Paga A	<i>b</i>	0.005	0.005	0.001	0.800	0.002	5.273
	<i>se</i>	(0.0031)	(0.0031)	(0.0034)	(0.9450)	(0.0500)	(5.7368)
	<i>t</i>	(1.5573)	(1.5033)	(0.3846)	(0.8470)	(0.0422)	(0.9192)
	<i>p</i>	(0.119)	(0.133)	(0.701)	(0.397)	(0.966)	(0.358)
	N	111724	111724	111724	111724	111724	111724

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabla 15: Rango de número de pagos B (medio) en el año anterior para Modelo 2

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3	<i>b</i>	0.008***	0.010***	0.012***	1.376*	-0.037*	-0.163
Paga B	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0021)	(0.0026)	(0.6433)	(0.0146)	(3.1483)
	<i>t</i>	(4.0069)	(4.8087)	(4.5734)	(2.1386)	(-2.5298)	(-0.0516)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.032)	(0.011)	(0.959)
	N	88468	88468	88468	88468	88468	88468
Mes 4	<i>b</i>	0.005*	0.009***	0.010***	1.149+	-0.033*	1.602
Paga B	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0022)	(0.0026)	(0.6207)	(0.0161)	(3.1873)
	<i>t</i>	(2.4437)	(4.0586)	(3.9165)	(1.8509)	(-2.0496)	(0.5025)
	<i>p</i>	(0.015)	(0.000)	(0.000)	(0.064)	(0.040)	(0.615)
	N	87699	87699	87699	87699	87699	87699
Mes 5	<i>b</i>	0.001	0.003	0.004	1.768**	-0.028	1.659
Paga B	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0022)	(0.0027)	(0.6466)	(0.0171)	(3.3005)
	<i>t</i>	(0.2810)	(1.2493)	(1.5137)	(2.7348)	(-1.6134)	(0.5026)
	<i>p</i>	(0.779)	(0.212)	(0.130)	(0.006)	(0.107)	(0.615)
	N	86144	86144	86144	86144	86144	86144
Mes 6	<i>b</i>	0.005*	0.008***	0.009**	1.311*	-0.036*	1.970
Paga B	<i>se</i>	(0.0021)	(0.0022)	(0.0027)	(0.6293)	(0.0174)	(3.3067)
	<i>t</i>	(2.2734)	(3.6670)	(3.1920)	(2.0835)	(-2.0502)	(0.5959)
	<i>p</i>	(0.023)	(0.000)	(0.001)	(0.037)	(0.040)	(0.551)
	N	85111	85111	85111	85111	85111	85111
Mes 7	<i>b</i>	0.004	0.008*	0.012**	0.614	-0.055*	1.560
Paga B	<i>se</i>	(0.0031)	(0.0033)	(0.0040)	(1.0287)	(0.0269)	(5.0690)
	<i>t</i>	(1.4333)	(2.5407)	(2.9207)	(0.5967)	(-2.0490)	(0.3077)
	<i>p</i>	(0.152)	(0.011)	(0.003)	(0.551)	(0.040)	(0.758)
	N	84048	84048	84048	84048	84048	84048
Mes 8	<i>b</i>	0.001	0.004	0.008+	1.445	-0.051+	0.948
Paga B	<i>se</i>	(0.0032)	(0.0034)	(0.0041)	(1.0528)	(0.0276)	(5.2298)
	<i>t</i>	(0.4708)	(1.2180)	(1.9529)	(1.3724)	(-1.8491)	(0.1813)
	<i>p</i>	(0.638)	(0.223)	(0.051)	(0.170)	(0.064)	(0.856)
	N	83293	83293	83293	83293	83293	83293

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

La tabla 16 muestra el resultado del Modelo 2 para el segmento que paga el mayor número de veces. A diferencia de los segmentos bajo y medio, el consumo no es estadísticamente significativo. El efecto directo también presenta una magnitud menor. Esto es coherente con que quienes siempre o casi siempre recuerdan pagar su cuenta lo harán sin necesidad del reminder, por lo que este último tiene menor efecto.

Tabla 16: Rango de número de pagos C (alto) en el año anterior para Modelo 2

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3 Paga C	<i>b</i>	0.003***	0.004***	0.005***	0.253	-0.008*	-0.308
	<i>se</i>	(0.0008)	(0.0008)	(0.0011)	(0.4720)	(0.0040)	(1.9862)
	<i>t</i>	(4.3226)	(4.6464)	(4.4412)	(0.5354)	(-2.0136)	(-0.1548)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.592)	(0.044)	(0.877)
	N	202328	202328	202328	202328	202328	202328
Mes 4 Paga C	<i>b</i>	0.001	0.002+	0.002*	-0.542	-0.007	-1.031
	<i>se</i>	(0.0008)	(0.0009)	(0.0011)	(0.4516)	(0.0048)	(2.0007)
	<i>t</i>	(0.9479)	(1.7478)	(2.1057)	(-1.1998)	(-1.4886)	(-0.5152)
	<i>p</i>	(0.343)	(0.081)	(0.035)	(0.230)	(0.137)	(0.606)
	N	201491	201491	201491	201491	201491	201491
Mes 5 Paga C	<i>b</i>	0.001	0.002**	0.003**	0.063	-0.013*	-1.171
	<i>se</i>	(0.0008)	(0.0009)	(0.0012)	(0.4678)	(0.0054)	(2.0531)
	<i>t</i>	(0.6732)	(2.6401)	(2.7831)	(0.1355)	(-2.3619)	(-0.5704)
	<i>p</i>	(0.501)	(0.008)	(0.005)	(0.892)	(0.018)	(0.568)
	N	199729	199729	199729	199729	199729	199729
Mes 6 Paga C	<i>b</i>	-0.000	0.002+	0.003*	0.264	-0.012+	-0.665
	<i>se</i>	(0.0009)	(0.0010)	(0.0012)	(0.4534)	(0.0062)	(2.0518)
	<i>t</i>	(-0.0504)	(1.8235)	(2.3196)	(0.5813)	(-1.9259)	(-0.3241)
	<i>p</i>	(0.960)	(0.068)	(0.020)	(0.561)	(0.054)	(0.746)
	N	198331	198331	198331	198331	198331	198331
Mes 7 Paga C	<i>b</i>	0.000	0.002	0.002	0.209	-0.024*	-1.447
	<i>se</i>	(0.0013)	(0.0014)	(0.0018)	(0.7415)	(0.0097)	(3.1514)
	<i>t</i>	(0.3010)	(1.2486)	(1.1910)	(0.2820)	(-2.4737)	(-0.4592)
	<i>p</i>	(0.763)	(0.212)	(0.234)	(0.778)	(0.013)	(0.646)
	N	196945	196945	196945	196945	196945	196945
Mes 8 Paga C	<i>b</i>	0.001	0.003+	0.004*	-0.500	-0.024*	-2.765
	<i>se</i>	(0.0013)	(0.0015)	(0.0019)	(0.7653)	(0.0102)	(3.2661)
	<i>t</i>	(0.6289)	(1.7547)	(2.1614)	(-0.6535)	(-2.3886)	(-0.8464)
	<i>p</i>	(0.529)	(0.079)	(0.031)	(0.513)	(0.017)	(0.397)
	N	195902	195902	195902	195902	195902	195902

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Una posible conclusión de este resultado es que aquellos clientes que tienen capacidad de pago (por renta), pero suelen olvidar pagar, son aquellos que aumentan su consumo con la tarjeta de crédito.

Finalmente, la segmentación por cupo disponible muestra que el grupo con mayor respuesta es el que cuenta con mayor cupo. No aparece, sin embargo, una diferencia clara en el consumo, como ocurrió en el caso anterior.

Tabla 17: Rango de cupo disponible A (alto) para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.026***	0.027***	0.028***	0.141	-0.100**	-7.078
Monto	<i>se</i>	(0.0031)	(0.0035)	(0.0042)	(1.4855)	(0.0342)	(7.2602)
disponible A	<i>t</i>	(8.2630)	(7.9136)	(6.7369)	(0.0950)	(-2.9366)	(-0.9750)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.924)	(0.003)	(0.330)
	N	118737	118737	118737	118737	118737	118737

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Tabla 16: Rango de cupo disponible B (medio) para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.019***	0.016***	0.015***	0.380	0.024	4.248
Monto	<i>se</i>	(0.0023)	(0.0027)	(0.0034)	(0.8121)	(0.0275)	(4.1511)
disponible B	<i>t</i>	(8.2300)	(6.0612)	(4.5258)	(0.4677)	(0.8885)	(1.0233)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.640)	(0.374)	(0.306)
	N	243023	243023	243023	243023	243023	243023

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Tabla 16: Rango de cupo disponible C (bajo) para Modelo 1

CACE Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1	<i>b</i>	0.020***	0.016***	0.012*	0.407	-0.001	3.466
Monto	<i>se</i>	(0.0042)	(0.0046)	(0.0054)	(1.0696)	(0.0542)	(5.9653)
disponible C	<i>t</i>	(4.6250)	(3.4813)	(2.1874)	(0.3801)	(-0.0175)	(0.5811)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.029)	(0.704)	(0.986)	(0.561)
	N	118859	118859	118859	118859	118859	118859

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Los resultados del Modelo 2 son similares a los del Modelo 1. Las tablas se dejan en anexos.

5. Conclusiones y posibles extensiones

Los resultados muestran que en todos los casos se verifica el efecto directo del recordatorio: quienes reciben el reminder aumentan en forma significativa el pago de su cuenta de tarjeta de crédito, en comparación con el grupo de control. Con esto se valida la hipótesis 1.

A la hipótesis 2 de esta tesis subyace el siguiente posible mecanismo: los clientes que reciben el recordatorio de pago efectivamente pagan su cuenta, en comparación con los consumidores en el grupo de control, y esto genera una liberación del cupo de la tarjeta de crédito, lo que produciría un efecto similar al que describen Gross y Souleles (2002), que el aumento de cupo genera una respuesta de aumento en el consumo.

El efecto indirecto puede ser analizado desde las tres variables de uso de crédito del estado de cuenta: cargo mes o consumo, intereses y deuda. Los modelos especificados recogen cada una de estas variables, mostrando que hay una tendencia a aumentar el consumo después de haber recibido el reminder; los intereses son negativos y la deuda es estadísticamente indistinguible entre los clientes asignados al tratamiento y el control.

Para profundizar en los resultados principales, se realizó un análisis de heterogeneidad que incluyó la segmentación del grupo en clientes con mayor sensibilidad al tratamiento (mediante el uso de uplift Random Forest), y otro que distinguió variables de probable impacto en el consumo, las que fueron monto renta, número de veces que el cliente pagó su cuenta en el año anterior y cupo disponible.

El análisis de heterogeneidad da cuenta de las características de los clientes que podrían explicar el patrón de un efecto directo sobre el aumento del consumo. En particular, clientes sensibles al tratamiento exhiben consumo positivo, al igual que clientes que no siempre recuerdan o pueden pagar su cuenta (número de pago completo bajo o medio), y clientes con rentas del tramo inferior.

No se verificó, en ningún caso, una disminución significativa de la deuda entre sujetos del tratamiento y sujetos del control.

Lo que, en cualquier caso, parece ser importante es que la liberación de cupo genera un incremento en el consumo. La literatura, con Gross y Souleles (2002), muestra esto para clientes a quienes se les aumenta el cupo total, y en esta tesis se encuentra un efecto similar, aunque pequeño, para clientes que aumentan su cupo mediante el pago de tarjeta de crédito. En este sentido, se cree que otras intervenciones, distintas al reminder mediante mensaje de texto o email, que fomenten el pago de tarjeta de crédito podrían resultar igualmente en un aumento del consumo.

Este aumento en el consumo podría estar explicado por la forma en que los clientes perciben sus cuentas mes a mes. Podría estar ocurriendo que los clientes sitúan su punto de referencia en la deuda que han acumulado hasta el mes anterior, y no en la eliminación de la deuda total. Otra explicación, cercana a la anterior, es que los consumidores

establecen cuentas mentales de consumo con niveles históricos, y el reminder genera un cambio en eso, aumentando artificialmente la disponibilidad de crédito en el mes que se recibe recordatorio. Una tercera interpretación plausible es que el reminder focaliza la atención en una marca particular, la del retailer que envía el recordatorio.

Una disminución permanente del consumo habría estado respaldada por la investigación de Amar et al (2011). Esto no se verificó. Quizás el uso de la tarjeta de crédito es parte natural y obvia del consumo mensual, lo que no genera alarma de endeudamiento, con lo que no se activa el account aversion. Esto, a pesar de los titulares de prensa, en que se alude a un alto nivel de deuda de los hogares chilenos.

Los resultados de esta tesis muestran que el retailer se vería beneficiado del incremento en el consumo de quienes reciben el recordatorio. Aunque enviar el reminder hace que algunos clientes no paguen intereses que sí hubiesen generado de no pagar su cuenta, esta pérdida es compensada ampliamente por el aumento del consumo.

Para analizar el efecto sobre bienestar del consumidor es necesario considerar que la nula diferencia en deuda muestra que los clientes que recibieron el reminder, pagaron y luego consumieron más obtuvieron más bienes que aquellos que no recibieron el reminder. Desde la perspectiva de deuda el envío de recordatorios podría ser evaluado como negativo para los clientes, porque si alguien tiene deuda alta la mantiene. Desde la perspectiva del consumo, se adquieren otros bienes. El resultado neto podría variar en el caso a caso.

El trabajo plantea algunas preguntas que no ha sido resueltas. La data disponible no permite realizar análisis de largo plazo de clientes a quienes se les envía sólo un recordatorio, por lo que podría ser interesante explicar si el recordatorio único genera efectos en meses posteriores a la intervención. En este mismo sentido, se podría explicar el efecto de la repetición, encontrándose el nivel óptimo de envío de reminders.

Por otra parte, los resultados del modelo uplift muestran que para un grupo de clientes el recordatorio tiene un efecto negativo, es decir, quienes reciben el mensaje pagan menos en comparación con un grupo de características similares que no recibe mensaje alguno. Una primera aproximación para explicar esto debería considerar el efecto sobre las emociones de los individuos. Es, en todo caso, un espacio abierto a la investigación.

Por último, se destaca que es posible realizar un análisis que diferencie el efecto del recordatorio por canal, mensaje de texto o email, y otros, como el pop up de las aplicaciones de servicios bancarios. Aunque en los anexos sí se muestran resultados que diferencian canales, la distinción no constituye el foco de la tesis. Además, un análisis correcto debería considerar otras variables, como la hora de envío, y la diferencia de preferencias entre canales para distintos grupos demográficos.

Bibliografía

- Altmann, S., & Traxler, C. (2014). Nudges at the dentist. *European Economic Review*, 72, 19-38.
- Amar, M., Ariely, D., Ayal, S., Cryder, C. E., & Rick, S. I. (2011). Winning the battle but losing the war: The psychology of debt management. *Journal of Marketing Research*, 48(SPL), S38-S50.
- Armstrong, A. W., Watson, A. J., Makredes, M., Frangos, J. E., Kimball, A. B., & Kvedar, J. C. (2009). Text-message *reminders* to improve sunscreen use: a randomized, controlled trial using electronic monitoring. *Archives of dermatology*, 145(11), 1230-1236.
- Ascarza, E. (2018). Retention futility: Targeting high-risk customers might be ineffective. *Journal of Marketing Research*, 55(1), 80-98.
- Banco Central de Chile (2018). Informe de Estabilidad Financiera, Segundo Semestre.
- Brito, D. L., & Hartley, P. R. (1995). Consumer rationality and credit cards. *Journal of Political Economy*, 103(2), 400-433.
- Cadena, X., & Schoar, A. (2011). *Remembering to pay? Reminders vs. financial incentives for loan payments* (No. w17020). National Bureau of Economic Research.
- Calzolari, G., & Nardotto, M. (2016). Effective *reminders*. *Management Science*, 63(9), 2915-2932.
- Cavanaugh, L. A. (2014). Because I (don't) deserve it: How relationship reminders and deservingness influence consumer indulgence. *Journal of Marketing Research*, 51(2), 218-232.
- Dale, A., & Strauss, A. (2009). Don't forget to vote: Text message *reminders* as a mobilization tool. *American Journal of Political Science*, 53(4), 787-804.
- Damgaard, M. T., & Gravert, C. (2018). The hidden costs of nudging: Experimental evidence from reminders in fundraising. *Journal of Public Economics*, 157, 15-26.
- Estelami, H. (2014). An ethnographic study of consumer financial sophistication. *Journal of Consumer Behaviour*, 13(5), 328-341.
- Gross, D. B., & Souleles, N. S. (2002). Do liquidity constraints and interest rates matter for consumer behavior? Evidence from credit card data. *The Quarterly journal of economics*, 117(1), 149-185.
- Guelman, L., Guillén, M., & Pérez-Marín, A. M. (2015). Uplift random forests. *Cybernetics and Systems*, 46(3-4), 230-248.
- Gutierrez, P., & Gérardy, J. Y. (2017, July). Causal inference and uplift modelling: A review of the literature. In *International Conference on Predictive Applications and APIs* (pp. 1-13).
- Guy, R., Hocking, J., Wand, H., Stott, S., Ali, H., & Kaldor, J. (2012). How effective are short message service reminders at increasing clinic attendance? A meta-analysis and systematic review. *Health services research*, 47(2), 614-632.

- Hasvold, P. E., & Wootton, R. (2011). Use of telephone and SMS reminders to improve attendance at hospital appointments: a systematic review. *Journal of telemedicine and telecare*, 17(7), 358-364.
- Jiang, S. S., & Dunn, L. F. (2013). New evidence on credit card borrowing and repayment patterns. *Economic Inquiry*, 51(1), 394-407.
- Kettle, K. L., Trudel, R., Blanchard, S. J., & Häubl, G. (2016). Repayment concentration and consumer motivation to get out of debt. *Journal of Consumer Research*, 43(3), 460-477.
- Limerick, L., & Peltier, J. W. (2014). The effects of self-control failures on risky credit card usage. *Marketing Management*, 24(2), 150.
- Lynch Jr, J. G. (2011). Introduction to the journal of marketing research special interdisciplinary issue on consumer financial decision making. *Journal of Marketing Research*, 48(SPL), Siv-Sviii.
- Norum, P. S. (2008). The role of time preference and credit card usage in compulsive buying behaviour. *International Journal of Consumer Studies*, 32(3), 269-275.
- Östervall, L. W. (2017). Nudging to prudence? The effect of reminders on antibiotics prescriptions. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 135, 39-52.
- Prelec, D., & Loewenstein, G. (1998). The red and the black: Mental accounting of savings and debt. *Marketing science*, 17(1), 4-28.
- Rzepakowski, P., & Jaroszewicz, S. (2012). Decision trees for uplift modeling with single and multiple treatments. *Knowledge and Information Systems*, 32(2), 303-327.
- SBIF (2019). Informe de Inclusión Financiera.
- SBIF (2019). Informe de Endeudamiento.
- Soll, J. B., Keeney, R. L., & Larrick, R. P. (2013). Consumer misunderstanding of credit card use, payments, and debt: causes and solutions. *Journal of Public Policy & Marketing*, 32(1), 66-81.
- Sołtys, M., Jaroszewicz, S., & Rzepakowski, P. (2015). Ensemble methods for uplift modeling. *Data mining and knowledge discovery*, 29(6), 1531-1559.
- Soman, D., & Cheema, A. (2002). The effect of credit on spending decisions: The role of the credit limit and credibility. *Marketing Science*, 21(1), 32-53.
- Thaler, R. H. (1999). Mental accounting matters. *Journal of Behavioral decision making*, 12(3), 183-206.
- USS. (2019). XXIV Informe de Deuda Morosa.
- Wilcox, K., Block, L. G., & Eisenstein, E. M. (2011). Leave home without it? The effects of credit card debt and available credit on spending. *Journal of Marketing Research*, 48(SPL), S78-S90.

Anexos

Anexo A: ITT del recordatorio

ITT Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1 Corto plazo	<i>b</i>	0.012***	0.011***	0.011***	0.314	-0.010	0.984
	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0011)	(0.0014)	(0.3606)	(0.0120)	(1.8260)
	<i>t</i>	(12.1893)	(9.9580)	(7.7053)	(0.8703)	(-0.8530)	(0.5387)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.384)	(0.394)	(0.590)
	N	480619	480619	480619	480619	480619	480619
Efecto marginal							
Mes 3	<i>b</i>	0.003***	0.003***	0.003***	0.344*	-0.008+	0.026
	<i>se</i>	(0.0004)	(0.0004)	(0.0006)	(0.1533)	(0.0049)	(0.7474)
	<i>t</i>	(7.7173)	(7.4697)	(6.2087)	(2.2446)	(-1.7288)	(0.0346)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.025)	(0.084)	(0.972)
	N	408586	408586	408586	408586	408586	408586
Mes 4	<i>b</i>	0.001*	0.002***	0.002***	0.071	-0.010*	-0.138
	<i>se</i>	(0.0004)	(0.0005)	(0.0006)	(0.1476)	(0.0051)	(0.7529)
	<i>t</i>	(2.5056)	(4.3447)	(3.9073)	(0.4802)	(-1.9804)	(-0.1834)
	<i>p</i>	(0.012)	(0.000)	(0.000)	(0.631)	(0.048)	(0.854)
	N	406171	406171	406171	406171	406171	406171
Mes 5	<i>b</i>	0.001	0.002***	0.002***	0.294+	-0.010*	0.027
	<i>se</i>	(0.0004)	(0.0005)	(0.0006)	(0.1530)	(0.0052)	(0.7732)
	<i>t</i>	(1.3695)	(3.4245)	(3.4643)	(1.9197)	(-1.9651)	(0.0355)
	<i>p</i>	(0.171)	(0.001)	(0.001)	(0.055)	(0.049)	(0.972)
	N	401119	401119	401119	401119	401119	401119
Mes 6	<i>b</i>	0.001+	0.002***	0.002**	0.324*	-0.009+	0.200
	<i>se</i>	(0.0004)	(0.0005)	(0.0006)	(0.1485)	(0.0052)	(0.7757)
	<i>t</i>	(1.9589)	(3.6971)	(3.0884)	(2.1808)	(-1.7271)	(0.2582)
	<i>p</i>	(0.050)	(0.000)	(0.002)	(0.029)	(0.084)	(0.796)
	N	397293	397293	397293	397293	397293	397293
Mes 7	<i>b</i>	0.001*	0.001**	0.001**	0.214	-0.012*	0.170
	<i>se</i>	(0.0004)	(0.0005)	(0.0006)	(0.1620)	(0.0053)	(0.7910)
	<i>t</i>	(2.1922)	(2.7605)	(2.6411)	(1.3225)	(-2.1889)	(0.2150)
	<i>p</i>	(0.028)	(0.006)	(0.008)	(0.186)	(0.029)	(0.830)
	N	393669	393669	393669	393669	393669	393669
Mes 8	<i>b</i>	0.001	0.001*	0.001*	0.084	-0.008	0.028
	<i>se</i>	(0.0004)	(0.0005)	(0.0006)	(0.1672)	(0.0053)	(0.8159)
	<i>t</i>	(1.6330)	(2.4737)	(2.4360)	(0.5012)	(-1.5002)	(0.0340)
	<i>p</i>	(0.102)	(0.013)	(0.015)	(0.616)	(0.134)	(0.973)
	N	390919	390919	390919	390919	390919	390919

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Anexo B: CACE del recordatorio por canal

CACE por canal		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1 SMS	<i>b</i>	0.022***	0.022***	0.021***	-0.057	-0.039*	-1.194
	<i>se</i>	(0.0015)	(0.0018)	(0.0022)	(0.5590)	(0.0186)	(2.8308)
	<i>t</i>	(14.3572)	(12.2330)	(9.5951)	(-0.1014)	(-2.1000)	(-0.4219)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.919)	(0.036)	(0.673)
Mes 1 EMAIL	<i>b</i>	0.018***	0.015***	0.014**	1.958	0.032	8.519
	<i>se</i>	(0.0037)	(0.0042)	(0.0052)	(1.3377)	(0.0446)	(6.7736)
	<i>t</i>	(4.8892)	(3.5565)	(2.6523)	(1.4635)	(0.7210)	(1.2576)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.008)	(0.143)	(0.471)	(0.209)
	<i>N</i>	480619	480619	480619	480619	480619	480619

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Anexo C: ITT del recordatorio, para quintiles según uplift

ITT Reminder		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 1 Quintil 5	<i>b</i>	0.054***	0.051***	0.047***	0.277	-0.058***	0.064
	<i>se</i>	(0.0031)	(0.0031)	(0.0034)	(0.7080)	(0.0161)	(3.0857)
	<i>t</i>	(17.5162)	(16.4516)	(13.9150)	(0.3914)	(-3.6166)	(0.0206)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.696)	(0.000)	(0.984)
	<i>N</i>	87155	87155	87155	87155	87155	87155
Mes 1 Quintil 4	<i>b</i>	0.027***	0.022***	0.018***	2.336**	-0.025	1.889
	<i>se</i>	(0.0021)	(0.0026)	(0.0033)	(0.8184)	(0.0278)	(4.2936)
	<i>t</i>	(12.8710)	(8.6237)	(5.3695)	(2.8544)	(-0.9159)	(0.4400)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.004)	(0.360)	(0.660)
	<i>N</i>	87591	87591	87591	87591	87591	87591
Mes 1 Quintil 3	<i>b</i>	0.012***	0.011***	0.011***	0.124	-0.026	3.611
	<i>se</i>	(0.0019)	(0.0024)	(0.0032)	(0.9323)	(0.0228)	(4.6435)
	<i>t</i>	(6.2029)	(4.7298)	(3.5319)	(0.1333)	(-1.1243)	(0.7777)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.894)	(0.261)	(0.437)
	<i>N</i>	87282	87282	87282	87282	87282	87282
Mes 1 Quintil 2	<i>b</i>	-0.004*	-0.004	-0.002	0.120	-0.025	0.835
	<i>se</i>	(0.0018)	(0.0024)	(0.0032)	(0.9078)	(0.0322)	(4.5370)
	<i>t</i>	(-2.4190)	(-1.6117)	(-0.7114)	(0.1318)	(-0.7773)	(0.1840)
	<i>p</i>	(0.016)	(0.107)	(0.477)	(0.895)	(0.437)	(0.854)
	<i>N</i>	87284	87284	87284	87284	87284	87284
Mes 1 Quintil 1	<i>b</i>	-0.034***	-0.030***	-0.026***	-1.064	0.089*	-0.393
	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0026)	(0.0033)	(0.8008)	(0.0393)	(4.5164)
	<i>t</i>	(-17.3291)	(-11.6711)	(-7.7985)	(-1.3282)	(2.2563)	(-0.0871)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.184)	(0.024)	(0.931)
	<i>N</i>	87775	87775	87775	87775	87775	87775

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Anexo D: Rangos de monto disponible para Modelo 2

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3	<i>b</i>	0.008***	0.009***	0.009***	1.143	-0.022	-3.458
Disponibile A	<i>se</i>	(0.0014)	(0.0016)	(0.0020)	(0.7648)	(0.0163)	(3.5560)
	<i>t</i>	(5.6909)	(5.6236)	(4.5281)	(1.4942)	(-1.3534)	(-0.9724)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.135)	(0.176)	(0.331)
	N	100058	100058	100058	100058	100058	100058
Mes 4	<i>b</i>	0.001	0.001	0.002	-0.335	-0.012	-3.463
Disponibile A	<i>se</i>	(0.0014)	(0.0016)	(0.0020)	(0.7260)	(0.0166)	(3.5425)
	<i>t</i>	(0.6857)	(0.6968)	(0.8442)	(-0.4615)	(-0.7159)	(-0.9777)
	<i>p</i>	(0.493)	(0.486)	(0.399)	(0.644)	(0.474)	(0.328)
	N	100613	100613	100613	100613	100613	100613
Mes 5	<i>b</i>	0.001	0.002	0.004+	-0.165	-0.025	-7.992*
Disponibile A	<i>se</i>	(0.0015)	(0.0016)	(0.0020)	(0.7555)	(0.0166)	(3.6412)
	<i>t</i>	(0.7815)	(1.4080)	(1.9068)	(-0.2188)	(-1.4930)	(-2.1949)
	<i>p</i>	(0.435)	(0.159)	(0.057)	(0.827)	(0.135)	(0.028)
	N	98779	98779	98779	98779	98779	98779
Mes 6	<i>b</i>	0.002	0.003+	0.004+	0.179	-0.013	-4.332
Disponibile A	<i>se</i>	(0.0015)	(0.0016)	(0.0020)	(0.7272)	(0.0167)	(3.6007)
	<i>t</i>	(1.0594)	(1.7742)	(1.9461)	(0.2457)	(-0.7778)	(-1.2032)
	<i>p</i>	(0.289)	(0.076)	(0.052)	(0.806)	(0.437)	(0.229)
	N	99056	99056	99056	99056	99056	99056
Mes 7	<i>b</i>	0.002	0.004+	0.004	0.994	-0.073**	-8.822
Disponibile A	<i>se</i>	(0.0022)	(0.0024)	(0.0030)	(1.1953)	(0.0253)	(5.4974)
	<i>t</i>	(1.0204)	(1.7288)	(1.4306)	(0.8313)	(-2.8841)	(-1.6048)
	<i>p</i>	(0.308)	(0.084)	(0.153)	(0.406)	(0.004)	(0.109)
	N	97868	97868	97868	97868	97868	97868
Mes 8	<i>b</i>	0.000	0.003	0.006*	-0.758	-0.051*	-5.714
Disponibile A	<i>se</i>	(0.0018)	(0.0020)	(0.0026)	(1.0340)	(0.0257)	(4.8544)
	<i>t</i>	(0.1135)	(1.4916)	(2.1928)	(-0.7335)	(-1.9680)	(-1.1770)
	<i>p</i>	(0.910)	(0.136)	(0.028)	(0.463)	(0.049)	(0.239)
	N	133640	133640	133640	133640	133640	133640

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3	<i>b</i>	0.006***	0.006***	0.007***	0.294	-0.004	2.401
Disponibile B	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0012)	(0.0016)	(0.4232)	(0.0136)	(2.0621)
	<i>t</i>	(5.7508)	(5.0781)	(4.4576)	(0.6937)	(-0.2568)	(1.1642)
	<i>p</i>	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.488)	(0.797)	(0.244)
	N	202240	202240	202240	202240	202240	202240
Mes 4	<i>b</i>	0.003*	0.005***	0.006***	0.262	-0.019	1.394
Disponibile B	<i>se</i>	(0.0010)	(0.0013)	(0.0016)	(0.4029)	(0.0142)	(2.0602)
	<i>t</i>	(2.5402)	(4.2471)	(3.8692)	(0.6496)	(-1.3448)	(0.6768)
	<i>p</i>	(0.011)	(0.000)	(0.000)	(0.516)	(0.179)	(0.499)
	N	202734	202734	202734	202734	202734	202734
Mes 5	<i>b</i>	0.002	0.004**	0.004*	0.811+	-0.011	4.073+
Disponibile B	<i>se</i>	(0.0011)	(0.0013)	(0.0016)	(0.4172)	(0.0143)	(2.1009)
	<i>t</i>	(1.5048)	(2.9321)	(2.2978)	(1.9429)	(-0.7446)	(1.9385)
	<i>p</i>	(0.132)	(0.003)	(0.022)	(0.052)	(0.456)	(0.053)
	N	200137	200137	200137	200137	200137	200137
Mes 6	<i>b</i>	0.002+	0.004**	0.003	0.918*	-0.001	4.270*
Disponibile B	<i>se</i>	(0.0011)	(0.0013)	(0.0016)	(0.4026)	(0.0142)	(2.0796)
	<i>t</i>	(1.8803)	(2.7558)	(1.6399)	(2.2810)	(-0.1032)	(2.0533)
	<i>p</i>	(0.060)	(0.006)	(0.101)	(0.023)	(0.918)	(0.040)
	N	201213	201213	201213	201213	201213	201213
Mes 7	<i>b</i>	0.005***	0.005**	0.007**	0.878	-0.013	7.192*
Disponibile B	<i>se</i>	(0.0016)	(0.0019)	(0.0024)	(0.6559)	(0.0217)	(3.1834)
	<i>t</i>	(3.3454)	(2.8796)	(2.7955)	(1.3392)	(-0.6144)	(2.2593)
	<i>p</i>	(0.001)	(0.004)	(0.005)	(0.180)	(0.539)	(0.024)
	N	198913	198913	198913	198913	198913	198913
Mes 8	<i>b</i>	0.004*	0.004+	0.003	0.614	-0.002	3.883
Disponibile B	<i>se</i>	(0.0018)	(0.0021)	(0.0027)	(0.6711)	(0.0234)	(3.3061)
	<i>t</i>	(2.1451)	(1.7046)	(0.9736)	(0.9145)	(-0.0711)	(1.1745)
	<i>p</i>	(0.032)	(0.088)	(0.330)	(0.360)	(0.943)	(0.240)
	N	179750	179750	179750	179750	179750	179750

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

CACE Modelo Continuo		Probabilidad de pago	Porcentaje de pago	Paga total facturado	Cargo mes	Intereses	Deuda total
Mes 3	<i>b</i>	0.004*	0.005*	0.003	0.503	-0.030	-2.362
Disponibile C	<i>se</i>	(0.0020)	(0.0022)	(0.0026)	(0.5353)	(0.0265)	(3.0380)
	<i>t</i>	(2.0484)	(2.0375)	(1.1851)	(0.9405)	(-1.1455)	(-0.7774)
	<i>p</i>	(0.041)	(0.042)	(0.236)	(0.347)	(0.252)	(0.437)
	N	106288	106288	106288	106288	106288	106288
Mes 4	<i>b</i>	0.001	0.003	0.001	-0.154	-0.022	-1.653
Disponibile C	<i>se</i>	(0.0022)	(0.0023)	(0.0026)	(0.5428)	(0.0286)	(3.1628)
	<i>t</i>	(0.4652)	(1.1674)	(0.5391)	(-0.2836)	(-0.7628)	(-0.5225)
	<i>p</i>	(0.642)	(0.243)	(0.590)	(0.777)	(0.446)	(0.601)
	N	102824	102824	102824	102824	102824	102824
Mes 5	<i>b</i>	-0.001	0.001	0.002	0.522	-0.024	-0.484
Disponibile C	<i>se</i>	(0.0021)	(0.0023)	(0.0026)	(0.5658)	(0.0291)	(3.2823)
	<i>t</i>	(-0.4128)	(0.4682)	(0.8275)	(0.9231)	(-0.8265)	(-0.1475)
	<i>p</i>	(0.680)	(0.640)	(0.408)	(0.356)	(0.409)	(0.883)
	N	102203	102203	102203	102203	102203	102203
Mes 6	<i>b</i>	0.000	0.002	0.003	0.129	-0.049	-3.585
Disponibile C	<i>se</i>	(0.0023)	(0.0024)	(0.0027)	(0.5455)	(0.0300)	(3.4251)
	<i>t</i>	(0.0096)	(0.9535)	(1.0132)	(0.2374)	(-1.6175)	(-1.0468)
	<i>p</i>	(0.992)	(0.340)	(0.311)	(0.812)	(0.106)	(0.295)
	N	97024	97024	97024	97024	97024	97024
Mes 7	<i>b</i>	-0.003	-0.002	-0.003	-0.975	-0.024	-4.483
Disponibile C	<i>se</i>	(0.0033)	(0.0035)	(0.0040)	(0.9050)	(0.0452)	(5.2293)
	<i>t</i>	(-0.9672)	(-0.6665)	(-0.7954)	(-1.0771)	(-0.5355)	(-0.8573)
	<i>p</i>	(0.333)	(0.505)	(0.426)	(0.281)	(0.592)	(0.391)
	N	96888	96888	96888	96888	96888	96888
Mes 8	<i>b</i>	-0.001	0.000	0.001	-0.034	-0.012	-1.398
Disponibile C	<i>se</i>	(0.0041)	(0.0041)	(0.0045)	(0.9444)	(0.0472)	(5.7787)
	<i>t</i>	(-0.1973)	(0.0861)	(0.1770)	(-0.0364)	(-0.2525)	(-0.2420)
	<i>p</i>	(0.844)	(0.931)	(0.860)	(0.971)	(0.801)	(0.809)
	N	77529	77529	77529	77529	77529	77529

+ p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001