

UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Laura Herrera Rangel

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería de la Organización

Medellín, Colombia

2016

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Laura Herrera Rangel

Trabajo final presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Ingeniería Administrativa

Director

M. Sc. Gabriel Awad

Línea de Investigación:

Administración

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería de la Organización

Medellín, Colombia

2016

A mi madre que me entregó su vida para que yo cumpliera todos mis sueños y hoy desde el cielo lo sigue haciendo.

A mi padre que siempre ha creído en mis capacidades.

A mi hermana y ese regalo maravilloso que me dio: Alicia.

A mi esposo, mi amigo, mi colega, mi compañero de vida....DGG.

Agradecimientos

Al profesor Gabriel Awad, director de este trabajo final, por su dedicación y compromiso durante este largo tiempo.

A mi esposo David Gómez González, mi mejor compañero de estudio.

A Natalia Cristina Alzate por su colaboración durante la implementación de este trabajo para la organización en la que trabajamos.

Contenido

LISTA DE TABLAS.....	5
LISTA DE FIGURAS.....	7
INTRODUCCIÓN.....	8
CAPÍTULO 1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	10
1.1. La deserción: una problemática global	10
1.2. Caso particular de estudio: La deserción en el negocio de tarjetas de crédito en el Banco ABC.....	11
CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL.....	23
2.1. ¿Cómo se ha abordado la deserción en estudios anteriores?	26
2.2. Metodologías usadas para predecir la probabilidad de cancelación	27
2.2.1. Árboles de decisión	27
2.2.2. Redes neuronales	28
2.2.3. Redes bayesianas	29
2.2.4. Regresión logística.....	30
2.3. Curva ROC	31
2.4. Método de selección de variables Chi cuadrado	31
CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA.....	33
3.1. Construcción de la base de clientes	33
3.2. Construcción de base insumo para modelo (variables explicativas)	34
3.3. Desarrollo del modelo predictivo	36
CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y CONCLUSIONES	44
BIBLIOGRAFÍA	54

Lista de tablas

Tabla 1. Negación de un producto de riesgo versus cancelación de tarjeta de crédito.....	17
Tabla 2. Fraude versus cancelación de tarjeta de crédito.....	18
Tabla 3. Reclamos de tarjetas de crédito versus cancelación de las mismas.....	18
Tabla 4. Reclamos en productos distintos a tarjetas de crédito versus cancelación de tarjetas de crédito.....	18
Tabla 5. Porcentaje de tarjetahabientes con tarjeta de crédito activa según el número de medios de contacto.....	19
Tabla 6. Tasa de cancelación de tarjeta de crédito según el número de medios de contacto.....	19
Tabla 7. Deserción versus segmentación TRIPA.....	19
Tabla 8. Deserción trimestral por compra de cartera.....	20
Tabla 9. Porcentaje de tarjetahabientes activos por segmento comercial.....	20
Tabla 10. Tasa de cancelación de tarjeta de crédito por segmento comercial.....	20
Tabla 11. Porcentaje de tarjetahabientes activos por marca gerenciado.....	21
Tabla 12. Tasa de cancelación de tarjeta de crédito por marca gerenciado.....	21
Tabla 13. Porcentaje de tarjetahabientes activos por rango de edad.....	22
Tabla 14. Tasa de cancelación de tarjeta de crédito por rango de edad.....	22
Tabla 15. Porcentaje de tarjetahabientes activos por región.....	22
Tabla 16. Tasa de cancelación de tarjeta de crédito por región.....	22
Tabla 17. Variables explicativas y descripción.....	36
Tabla 18. Listado de diferentes modelos probados y sus características.....	37

Tabla 19. Análisis descriptivo de variables continuas ingresadas al modelo.....	41
Tabla 20. Análisis descriptivo de variables de clase ingresadas al modelo.....	42
Tabla 21. Características de los dos mejores modelos.....	44
Tabla 22. Tasa de mala clasificación de los dos mejores modelos.....	45
Tabla 23. Matriz de confusión para la base de entrenamiento modelo seleccionado.....	46
Tabla 24. Matriz de confusión para la base de puntuación.....	46
Tabla 25. Variables significativas de acuerdo al modelo seleccionado.....	46
Tabla 26. Resumen variables modelo seleccionado.....	47
Tabla 27. Resultados de alertas generadas por el modelo para el cuarto trimestre del 2015.....	49

Lista de figuras

Figura 1. Cálculos propios del Banco ABC realizados con los informes de la Superintendencia Financiera.....	14
Figura 2. Ciclo de vida del tarjetahabiente Banco ABC.....	14
Figura 3. Probabilidad de reactivación en los próximos N meses tras X meses de inactividad.....	16
Figura 4. Imagen ejemplo nodo de regresiones hechas en SAS Miner.....	38
Figura 5. Imagen nodo partición de la base.....	39
Figura 6. Imagen nodo muestreo de la base.....	39
Figura 7. Imagen ejemplo nodo imputación de variables.....	40
Figura 8. Imagen ejemplo nodo remplazo.....	40
Figura 9. Gráfico ejemplo distribución de una variable.....	41
Figura 10. Imagen ejemplo nodo multitrizado.....	41
Figura 11. Imagen ejemplo nodo transformación de variables.....	43
Figura 12. Imagen ejemplo nodo construcción de regresión logística.....	43
Figura 13. Curva ROC modelo seleccionado.....	45
Figura 14. Fases de la etapa de retención en e Banco ABC.....	48

INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años diferentes sectores del gobierno y la academia han discutido sobre la necesidad de ampliar el acceso a los servicios financieros para la mayoría de hogares posibles y así lograr unas mejores condiciones en términos de oportunidades y bienestar de la población. Con este fin han surgido diferentes iniciativas del gobierno para ampliar la población bancarizada, entendida como la proporción de los individuos con acceso al uso de los servicios financieros en Colombia. (Pabón, 2007)

Como consecuencia de esto, el mercado de las tarjetas de crédito en Colombia ha tenido grandes cambios en los últimos años. Ha pasado de tener 8.240.506 tarjetas de crédito vigentes en diciembre del 2010 a 13.752.401 en diciembre del 2015 según los informes de la Superintendencia Financiera de Colombia, lo que representa un crecimiento del 67%. Pero conforme aumenta el número de tarjetas de crédito, también aumenta el número de plásticos cancelados; durante el 2010 se cancelaron 1.351.101 plásticos, mientras que en el 2015 el número de tarjetas de crédito canceladas fue 2.070.176, lo que representa un incremento de cancelaciones del 53% (Superintendencia Financiera de Colombia, 2016).

Esto lo convierte en un sector altamente competitivo donde los clientes pueden elegir entre las diferentes entidades emisoras de tarjetas de crédito en Colombia basándose en el nivel de satisfacción, accesibilidad y calidad del servicio.

Muchas empresas han comenzado a incluir la retención de clientes como uno de sus principales objetivos de negocio. Todos los proveedores de servicios pierden clientes que se van a otras empresas de la competencia, debido a diversas razones, pero debe quedar claro que la supervivencia de cualquier negocio depende de su capacidad para mantener y retener a los clientes. (Oghojafor, Mesike, Bakarea, Omoera, & Adeleke, 2012).

El objetivo de este trabajo final de maestría con perfil de profundización es desarrollar e implementar un modelo estadístico que prediga la probabilidad de cancelación de una tarjeta de crédito, y así poder crear estrategias preventivas con los clientes que tienen una mayor probabilidad de deserción.

Este trabajo se realizó con información real de un banco del sector financiero colombiano, que por políticas de privacidad de denominará en el resto del

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

documento como Banco ABC. Todas las cifras y resultados se manejarán en porcentajes o valores ficticios respetando las proporciones reales.

En el capítulo 1 se planteará el tema de la deserción como una problemática que afecta diferentes industrias haciendo un énfasis en el sector financiero. Luego en el capítulo 2 se mostrará cómo se ha abordado la deserción, qué metodologías se han usado para predecir el abandono y algunos resultados de estas. Posteriormente en el capítulo 3 se expondrá la metodología usada en el Banco ABC para dar solución al problema de deserción en el negocio de tarjetas de crédito; seguido de esto en el capítulo 4 se analizarán los resultados obtenidos y algunas conclusiones sobre el trabajo realizado.

CAPÍTULO 1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

En este capítulo se hará una contextualización de la problemática de la deserción en diferentes industrias y se expondrá el caso particular del Banco ABC; se explicará por qué este tema se considera un problema a resolver para este banco y cómo se enfrentará.

1.1. La deserción: una problemática global

En diferentes estudios se han planteado la pregunta: ¿Qué es mejor, captar nuevos clientes o conservar los actuales? A lo cual Bhattacharya responde que los clientes nuevos son potencialmente más riesgosos que los antiguos, y vincular un cliente es cinco a seis veces más costoso que retener uno viejo (Bhattacharya, 1998).

La pérdida de clientes se ha convertido en un problema importante para las empresas en la industria editorial, de servicios financieros, de seguros, empresas eléctricas, de cuidado de la salud, banca, Internet, telefonía, e industrias de servicios por cable, entre otros. Una manera de manejar la deserción de clientes es predecir cuáles clientes tienen una probabilidad más alta de irse y luego dirigirse a estos con incentivos para inducirlos a quedarse. Este enfoque permite a la empresa centrar sus esfuerzos en los clientes que están realmente en riesgo de abandono, y potencialmente ahorrar dinero al no ofrecer incentivos a los clientes que no los necesitan (Neslin, Gupta, Kamakura, Lu, & Mason, 2006).

Las entidades financieras están encontrando cada vez más dificultades para impedir que sus clientes más rentables cancelen sus productos. Los bancos no son una excepción a la delicada tarea de anticipar y satisfacer las necesidades de sus clientes. La competencia entre bancos ha dado lugar a una mayor necesidad de los proveedores de servicios para identificar las causas de la satisfacción de los clientes ya que de esta depende la supervivencia de los bancos (Kaura, 2013), y es que según (Reichheld & Sasser, 1990) al reducir la deserción en sólo un 5%, se pueden obtener ganancias entre un 25% y 85%.

El sistema financiero colombiano se ha convertido en un sector muy competitivo donde la fidelidad del cliente cada vez es menos frecuente, haciendo que las instituciones financieras busquen mantener sus clientes y atraer nuevos tratando de asegurar la rentabilidad esperada por los accionistas y ser sostenibles (de la Fuente Mella & Díaz Bravo, 2013).

1.2. Caso particular de estudio: La deserción en el negocio de tarjetas de crédito en el Banco ABC

Para poder comprender lo que se verá en esta parte del capítulo, se hará una pequeña explicación de cómo funciona el negocio de tarjetas de crédito en el Banco ABC y algunas definiciones que se manejan al interior de este banco.

El Banco ABC para poder diferenciar sus clientes y ofrecerles productos y servicios de acuerdo a sus necesidades y capacidad económica, ha segmentado todos sus clientes basándose en los ingresos que estos reportan y la cantidad de productos que tienen (colocación y captación). Más adelante se comparará cómo es la deserción definitiva frente a esta segmentación que se denominará como segmentación comercial.

En Colombia hay cuatro franquicias de tarjetas de crédito que son Visa, MasterCard, American Express y Diners Club, el Banco ABC cuenta con al menos dos de estas franquicias. El negocio de tarjetas de crédito en el Banco ABC está separado en tarjetas de crédito empresarial y personal; estas a su vez tienen un tipo de tarjeta o categoría: estándar o clásica, media u oro, alta o plateada y superior o negra; cada una de las categorías del producto tiene unas características y beneficios diferentes, y a medida que aumenta la categoría estos son mejores.

Con la intención de conocer mejor sus tarjetahabientes y enfocar estrategias comerciales de acuerdo al uso de la tarjeta de crédito, el Banco ABC realizó una segmentación de sus clientes basada en los principales ingresos que tiene el negocio de tarjetas de crédito que son el pago de intereses corrientes (cuando el cliente tiene saldo o capital) o por las comisiones que se reciben por el uso de las tarjetas: la tasa que se recibe por parte de los comercios cuando un cliente hace una compra y la comisión que se cobra por los avances. Las tarjetas que tienen menos de un año de emisión no se segmentan porque en el Banco ABC se considera que 12 meses es el tiempo requerido para que el cliente genere comportamientos de uso. Esta segmentación se denomina TRIPA y tiene los siguientes grupos:

T: transactor (paga más del 85% de su deuda cada mes),

R: revolver (mantiene un saldo con el banco porque paga o el pago mínimo mensual o menos del 85% de su deuda total),

I: inactive (no hace uso de la tarjeta ni abonos en los últimos 6 meses),

P: paydown (en los últimos 3 meses sólo ha hecho abonos pero no usos),
A: avanzar (más del 85% del valor que factura es en avances).

En el Banco ABC se considera que la cancelación de una tarjeta de crédito puede ser voluntaria o no voluntaria, la primera es cuando el cliente es quien lo solicita y la segunda se refiere a cuando la entidad debe cancelarlo por motivos como fraude, fallecimiento, etc. El Banco ABC hace esta diferenciación en la cancelación para la medición de sus metas e indicadores internos.

En Colombia, todas las entidades financieras son vigiladas por la Superintendencia Financiera del país y deben enviar varios reportes mensuales. Particularmente las entidades emisoras de tarjetas de crédito y/o débito deben enviar informes que contienen información de tarjetas por franquicia (vigente, cancelada, bloqueada), saldos de cartera, número y valor de compras nacional e internacional, entre otros.

El Banco ABC calcula el indicador de cancelación general con la siguiente fórmula:

$$I_c = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Tarjetas canceladas}_i}{\text{Tarjetas de crédito vigentes corte mes}_n}, \quad n \text{ desde } 1 \text{ hasta } 12 \quad (1)$$

Sin embargo, no es claro si en los reportes que hacen las entidades financieras de Colombia a la Superintendencia Financiera reportan el total de cancelaciones o sólo las voluntarias. Suponiendo que todas reportan la misma información, el Banco ABC calcula el I_c para la industria y así se compara frente a sus competidores. Para las metas de cancelación y los indicadores internos se hace una variación y en el numerador sólo se incluye las tarjetas canceladas voluntariamente (I_{cv}) ya que cuando es no voluntaria se genera automáticamente una nueva tarjeta en remplazo.

De acuerdo con la información disponible en la página de la Superintendencia Financiera (www.superfinanciera.gov.co) y el cálculo que realiza el Banco ABC, el I_c global del mercado de tarjetas de crédito en Colombia a corte de diciembre del 2015 es del 15.1%, mientras que a corte de diciembre del 2010 el I_c estaba en el 16.4%; esto muestra que las entidades financieras colombianas han realizado esfuerzos en pro de bajar este indicador obteniendo una disminución del 1.3%.

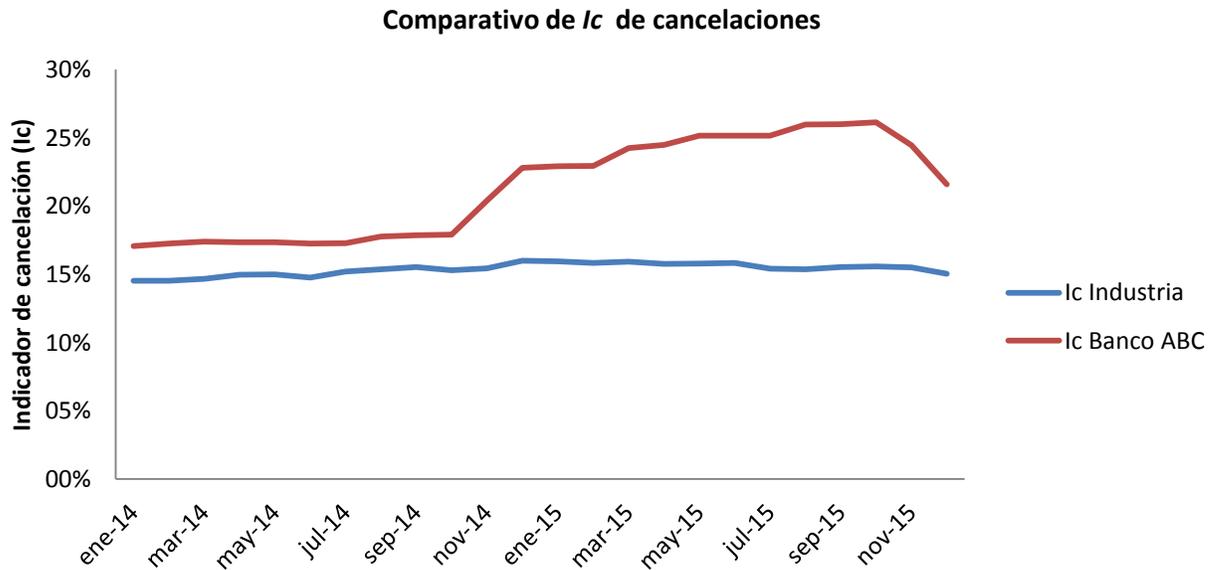


Figura 1. Cálculos propios del Banco ABC realizados con los informes de la Superintendencia Financiera

Como se puede ver en la **Figura 1**, el I_c en la industria se ha mantenido muy estable en los dos últimos años estando alrededor del 15%, mientras que en el Banco ABC este indicador viene con una tendencia creciente desde noviembre del 2014 pasando de estar cerca del 18% hasta llegar al 26.1% en octubre del 2015.

Teniendo en cuenta el crecimiento en las cifras de cancelación y la importancia de la etapa de retención en el ciclo de vida del cliente, el Banco ABC ha implementado estrategias para disminuir los niveles de cancelación en el negocio de tarjetas de crédito para personas naturales.



Figura 2. Fuente: Banco ABC

En la **Figura 2** se muestra el ciclo de vida que definió el Banco ABC para sus tarjetahabientes, basado en diferentes estudios de mercadeo que ha hecho y análisis del cliente de tarjetas de crédito, y se han desarrollado estrategias enfocadas en cada una de las etapas del ciclo de vida previas a la retención. Por ejemplo, en la etapa de adquisición y activación de la tarjeta (desbloqueo del plástico en la línea telefónica y primera compra o avance) se han definido

estímulos de venta como compra de cartera de la competencia a tasas por debajo de la tasa estándar del producto, descuentos especiales por la primera compra que realice, entre otros. En el segundo eslabón del ciclo de vida Optimización/Profundización/Fidelización se hacen aumentos de cupo, ofrecimiento de otra tarjeta o de otro producto del banco, aumento en la categoría del producto (conocido como Upgrade: pasar de una estándar a una oro por ejemplo), plan de acumulación de puntos redimibles en un catálogo que ofrece el banco, campañas de uso de la tarjeta de crédito (ofertas, beneficios exclusivos con marcas externas aliadas), etc. En la etapa de Retención se hacen campañas de reactivación del producto enfocados en los clientes que llevan más de dos meses sin usar la tarjeta de crédito. También hoy en día se cuenta con un centro de conservación con personal capacitado que tiene herramientas para evitar que el cliente cancele el producto. La Readquisición de clientes es un frente que aun no se ha tratado, pero que se tiene en el radar como punto importante del ciclo de vida.

No obstante, de acuerdo a un estudio interno del Banco ABC realizado en el año 2014, todo lo que se ofrece desde el centro de conservación se considera como una estrategia reactiva, y el proceso de retención tiene las siguientes falencias:

- No tiene estrategias proactivas que permitan llegar al cliente antes que tome la decisión de desertar del producto.
- Aunque en el centro de retención los asesores pueden retener al cliente con beneficios cualitativos y/o cuantitativos, este proceso no cuenta con un criterio claro de cuándo dar uno u otro, se basa en la subjetividad del asesor de acuerdo a la conversación con el cliente.
- No se conoce el comportamiento del cliente en cuanto al uso de la tarjeta después de ser conservado, ni si hay alguna diferencia entre retener al cliente con beneficios cualitativos y/o con cuantitativos.

El Banco ABC necesita disminuir el porcentaje de deserción de tarjetas de crédito personales, el cual de acuerdo con un análisis hecho con información del 2014 sobre la cancelación de tarjetas de crédito se llegó a la conclusión que de las tarjetas que se encuentran en estado válido, trimestralmente se cancelan **voluntariamente** en promedio el 17%. Por tanto se construirá un modelo predictivo donde se espera que este sea una herramienta de apoyo para la estrategia de retención de clientes.

Teniendo en cuenta diferentes estudios realizados por las franquicias con las que trabaja en el negocio, el Banco ABC define la deserción de una tarjeta de dos formas:

- Deserción silenciosa medida como la inactividad de la tarjeta (no uso en los últimos 6 meses – no se tiene en cuenta las transacciones referentes a los pagos realizados). Se toma como parámetro de inactividad 6 meses basándose en un estudio interno del Banco (ver **Figura 3**) donde gráficamente se observa que la probabilidad de volver a usar la tarjeta después de estar inactivo por este periodo de tiempo es más baja.

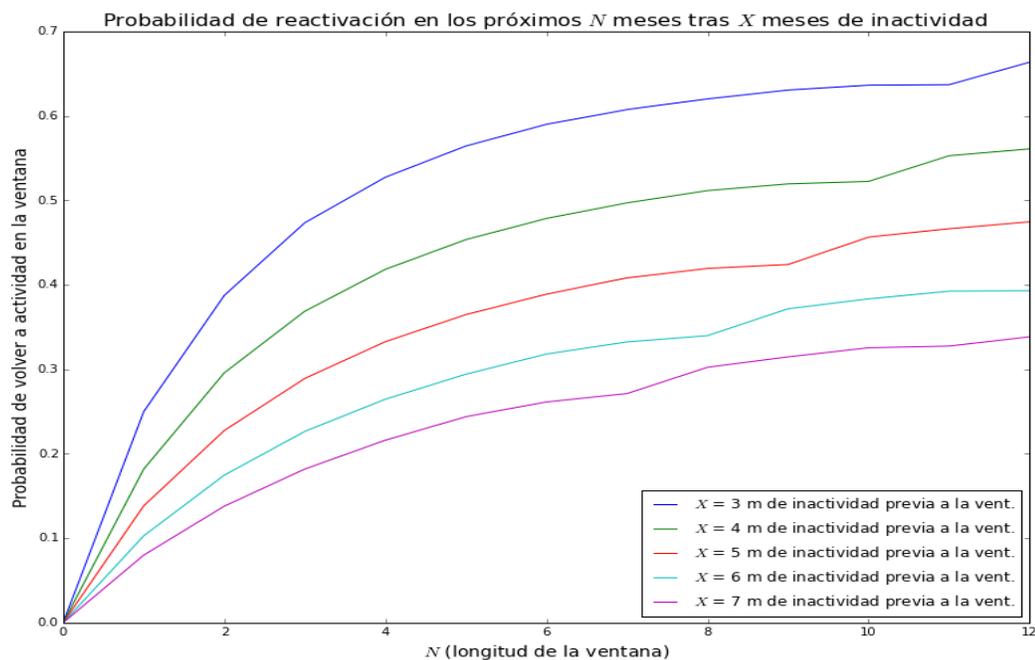


Figura 3. Gráfico construido con información del Banco ABC

- Deserción definitiva cuando el cliente cancela el producto (cancelación total): Es importante tener presente que hay cancelaciones definitivas voluntarias (el cliente llama al centro de retención manifestando su interés en cancelar el producto) y cancelaciones no voluntarias (el banco toma la decisión de cancelar el producto, por ejemplo por un fraude); estas últimas no se tendrán en cuenta dentro del estudio como una tarjeta cancelada ya que es por un motivo ajeno al cliente, y a éste se le entrega un nuevo plástico en remplazo del cancelado.

Inicialmente se consideró crear un modelo para cada tipo de deserción, sin embargo, como para considerar ingresar a un cliente al modelo de deserción silenciosa este debía llevar mínimo tres meses sin usar su tarjeta de crédito, se determinó desarrollar un modelo no para la deserción silenciosa sino para predecir la inactividad de un cliente dado que lleva un mes sin usar su tarjeta. Esto no se desarrollará en este trabajo, aquí se mostrará la metodología usada para la predicción de la **deserción definitiva voluntaria**.

Para tratar de conocer los motivos que llevan a un cliente a cancelar su tarjeta de crédito se realizaron 5 reuniones cada una de 2 horas con los expertos del negocio de tarjetas de crédito, la Dirección de Analytics y el área de CRM (customer relationship management) del Banco ABC.

A continuación se mostrará el análisis que se hizo para cada una de esas variables hipotéticas de causa de cancelación de las tarjetas de crédito que resultaron de las reuniones. Todas estas variables se analizaron sólo para los clientes (tarjetahabientes – TH) que cancelaron su tarjeta de crédito entre enero y abril de 2015. Es importante tener claro que estas cifras son ficticias aunque conservan los porcentajes reales.

- ¿La negación de un producto de riesgo en el Banco ABC puede llevar a dejar de usar las tarjetas o incluso a cancelarlas?

TH con solicitud de créditos Oct 2014 – Mar 2015	TH a los que le rechazaron el crédito	¿TH canceló la tarjeta?			
		Si	% Si	No	% No
9.840	2.597	312	12%	2.285	88%

Tabla 1.

Según la **Tabla 1** al 26% de los 9.840 tarjetahabientes que realizaron una solicitud de crédito entre octubre de 2014 y marzo de 2015 le dieron una respuesta desfavorable por parte del área de procesamiento de otorgamiento de crédito, es decir que aunque le rechazaron el crédito, el 88% de esos clientes no cancelaron la tarjeta.

- ¿Se cancela una tarjeta porque el cliente fue víctima de fraude?

TDC con fraude Ago 2014 – Mar 2015	¿TH canceló la tarjeta?			
	Si	% Si	No	% No
11.551	20	0.17%	11.531	99.8%

Tabla 2.

De acuerdo a la **Tabla 2** solo el 0.17% de los tarjetahabientes que fueron víctimas de fraude entre agosto de 2014 y marzo de 2015, realizaron cancelación voluntaria del plástico durante el periodo de análisis.

- ¿Luego de presentar una queja o reclamo (no sólo relacionadas al producto de tarjetas de crédito) el cliente cancela sus tarjetas?

TDC con reclamos de TDC Jun 2014 - Ene 2015	¿TH canceló la tarjeta?			
	Si	% Si	No	% No
85.012	5.997	7%	79.015	93%

Tabla 3.

TH con reclamos pero no de TDC Jun 2014 - Ene 2015	¿TH canceló la tarjeta?			
	Si	% Si	No	% No
85.012	4.491	3%	161.097	97%

Tabla 4.

El 7% de los clientes que hicieron reclamos asociados a tarjetas de crédito entre junio de 2014 y enero de 2015 cancelaron voluntariamente la tarjeta en los 4 primeros meses del 2015 (ver **Tabla 3**), mientras que de los clientes que hicieron reclamos asociados a productos diferentes de tarjetas de crédito en las mismas fechas solo el 3% de estos canceló su tarjeta (ver **Tabla 4**).

- Deserción definitiva de cliente por contactabilidad: Esto se refiere a la cantidad de medios que tiene el Banco ABC para comunicarse con el cliente, autorizados por él (autorización envió email, números telefónicos, dirección residencia etc.) Si el valor en los campos es no informa o el campo es vacío, se toma como si no tuviera ningún medio de contacto, por lo tanto se tomará como un cero.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

N° medios contacto	% clientes con TDC activa
3	92.8%
2	5.9%
1	1.3%
0	0.1%

Tabla 5.

N° medios contacto	Tasa cancelación
3	16.9%
2	16.7%
1	22.7%
0	46.5%

Tabla 6.

El % clientes con TDC activa corresponde a la cantidad de clientes con cada N° de medios de contacto respecto al total de clientes activos.

La Tasa cancelación corresponde al porcentaje de clientes que cancelaron sobre el total de clientes activos con el mismo número de medios de contacto.

En la **Tabla 6** se puede deducir que a menor comunicación posible con el cliente se tiene un mayor porcentaje de cancelación, ya que aunque sólo el 0.18% de los tarjetahabientes no tienen medios de contacto autorizados para comunicación el 46.5% que corresponde a 99 clientes, cancelaron su tarjeta.

- Deserción definitiva de clientes por segmentación interna TRIPA:

TRIPA 2014-01	% No desertadas	% Desertadas
Inactive	35%	65%
Paydown	78%	22%
New < 12 m	78%	22%
New < 6 m	79%	21%
Transactor Low Spend	85%	15%
Cash Advancer	84%	16%
Mid Revolver Low Spend	88%	12%
Heavy Revolver	87%	13%
Transactor High Spend	93%	7%
Mid Revolver High Spend	95%	5%

Tabla 7.

% No Desertadas → Porcentaje tarjetas no canceladas sobre el total de tarjetas en ese segmento.

% Desertadas → Porcentaje tarjetas canceladas o con deserción total sobre el total de tarjetas en ese segmento.

Analizando la deserción versus la segmentación TRIPA (**Tabla 7**) que se explicó previamente, se puede ver que al no hacer uso de la tarjeta (caso Inactives y Paydown) hay un mayor porcentaje de cancelación, seguidos de las tarjetas

nuevas. Entre mayor uso y saldo se conserve en la tarjeta, menos probable es que el cliente cancele esta. Es importante mencionar que una tarjeta que tenga saldo pendiente no se puede cancelar, sin embargo se quiere resaltar que a mayor preferencia o uso frecuente del producto pareciera haber una menor probabilidad de cancelación.

- Deserción trimestral por compra de cartera (CU): se refiere a la cantidad de plásticos a los cuales las entidades de la competencia le han comprado la cartera o saldo que los clientes tienen en las tarjetas de crédito con el Banco ABC a tasas de interés más baja.

Meses transcurridos después de CU	Medición cancelación			
	jun-14	sep-14	dic-14	mar-15
0	15.9%	17.2%	18.2%	18.6%
1	14.6%	16.5%	16.1%	16.8%
2	12.5%	15.9%	15.2%	15.1%
3	10.8%	14.0%	13.5%	13.4%
4	9.7%	11.7%	11.5%	10.5%
5	5.4%	9.7%	8.5%	9.6%
6	0.0%	5.4%	3.6%	4.3%

Tabla 8.

En la **Tabla 8** se puede ver que en los cuatro meses que se muestran, que el promedio de los clientes que le compran la cartera y cancelan su tarjeta en el mismo mes es del 18%. El porcentaje de clientes que desertan 6 meses después de que le compran la cartera es en promedio el 3.3%. Si se suma cada columna, se puede concluir que en promedio el 83% de los clientes a los que les compran la cartera cancelan la tarjeta dentro de los seis meses posteriores.

- Segmentación comercial Banco ABC: Es una clasificación interna de los clientes que realiza el Banco que se explicó anteriormente.

Segmento	% clientes activos
A	22.2%
B	60.4%
C	7.1%
D	2.6%
E	7.8%

Tabla 9.

Segmento	Tasa cancelación
A	22%
B	17%
C	16%
D	16%
E	7%

Tabla 10.

El % clientes activos corresponde a la cantidad de clientes que pertenecen a ese segmento respecto al total de clientes activos.

La Tasa cancelación corresponde al porcentaje de clientes que cancelaron sobre el total de clientes activos del mismo segmento.

El segmento A concentra el 22.2% de clientes de tarjeta de crédito activos del Banco ABC y tiene la tasa de cancelación más alta lo cual tiene sentido ya que es el segmento masivo. Algo que también es importante resaltar es que en el segmento E donde están los clientes con mayor poder adquisitivo la tasa de cancelación es la más baja con un 7.21% (ver **Tabla 10**). Esto no necesariamente es bueno o malo, porque no significa que al tener mayor capacidad de gasto, estos clientes sean los más rentables, y si quizás aquellos clientes que cancelan del segmento masivo ya que estos pueden diferir más sus compras y generan mayores ingresos por intereses corrientes.

- Marca gerenciado: Se refiere a si el cliente tiene un Gerente encargado de la relación o no.

Gerenciado	% clientes activos
No	90.6%
Si	9.4%

Tabla 11.

Gerenciado	Tasa cancelación
No	18%
Si	8%

Tabla 12.

El % Clientes activos corresponde a la cantidad de clientes gerenciados o no respecto al total de clientes activos.

La Tasa cancelación corresponde al porcentaje de clientes que cancelaron sobre el total de clientes activos con la misma marca de Gerenciado.

En la **Tabla 12** se observa que la tasa de cancelación es casi la mitad cuando hay un gerente que maneja la relación con el cliente. Se supone que existe una relación más cercana con estos clientes, mayor comunicación y conocimiento de sus necesidades.

- Rango edad: se agrupan los clientes de acuerdo a la información de la edad del cliente que se tiene en las bases del Banco ABC.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Rango edad	% clientes activos
0-11	0%
12-17	6%
18-35	39%
36-50	35%
51-65	15%
65 o más	4%
No informa	2%

Tabla 13.

Rango edad	Tasa cancelación
0-11	19%
12-17	17%
18-35	22%
36-50	17%
51-65	14%
65 o más	10%
No informa	18%

Tabla 14.

El % Clientes activos corresponde a la cantidad de clientes activos en ese rango de edad respecto al total de clientes.

La Tasa cancelación corresponde al porcentaje de clientes que cancelaron sobre el total de clientes activos pertenecientes al mismo rango de edad.

En general pareciera haber un comportamiento que muestra que a mayor edad menor tasa de cancelación (ver **Tabla 14**), por ejemplo en los rangos entre 0-11 años y 18-35 años la tasa de cancelación es del 21% en promedio, una diferencia del 11% comparado con los adultos de más de 65 años.

- Región de ubicación del cliente (regiones internas comerciales del Banco).

Región	% clientes activos
A	16%
B	14%
C	31%
D	27%
E	13%

Tabla 15.

Región	Tasa cancelación
A	18%
B	18%
C	17%
D	16%
E	15%

Tabla 16.

El % Clientes activos corresponde a la cantidad de clientes activos en esa región respecto al total de clientes.

La Tasa cancelación corresponde al porcentaje de clientes que cancelaron sobre el total de clientes activos pertenecientes a la misma región.

En la **Tabla 16** se puede observar que no hay una diferencia muy alta en la tasa de cancelación entre las regiones que define el Banco ABC, siendo la mayor diferencia un 2.9% entre la región A que tiene la tasa más alta y la región E con la tasa más baja.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

En este capítulo se han explorado algunas de las posibles causas que llevan a un cliente a cancelar su tarjeta de crédito voluntariamente, sin embargo no se puede concluir que alguna sea determinante para que se de una deserción definitiva.

CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL

En este capítulo se hablará de la importancia de conocer el cliente, sus hábitos, gustos, necesidades, etc. y cómo las herramientas de minería de datos permiten hacer esto de una manera organizada y con fundamento analítico. También se plantearán algunas metodologías usadas para abordar el problema de la retención de clientes, no sólo en el negocio de tarjetas de crédito sino en otras industrias.

El negocio de tarjetas de crédito ya no es solo de interés para las entidades financieras, por ejemplo, empresas que comenzaron en la industria del retail se han convertido en emisoras de este producto, lo que las ha llevado a utilizar estrategias creativas para retener a los clientes y maximizar el beneficio de esta relación. Luego que una persona adquiera una tarjeta de crédito hay que preocuparse por el ciclo de vida de este cliente y tratar que sea lo más duradero posible, de forma que teniendo un sistema tecnológico adecuado (almacenamiento de datos y, herramientas y técnicas de minería de datos) se pueda extraer información sobre las necesidades, preferencias y hábitos, permitiendo ser más certeros y efectivos en la comunicación y beneficios que se le ofrezcan (Botelho & Tostes, 2010).

Particularmente el negocio de tarjetas de crédito cambia muy rápidamente, exigiendo a las instituciones emisoras de tarjetas actuar ágilmente y ser sensibles ante los cambios del mercado. Uno de los desafíos más importantes que enfrentan es la facilidad que tiene un cliente para irse de una entidad a otra; estrategias como la compra de cartera (ofrecimiento de tasa de interés más baja), exoneración de cuotas de manejo, entre otras, hacen que el cliente siempre esté abierto a escuchar una mejor propuesta y a irse más fácilmente. Como resultado de esto, es necesario que las empresas establezcan un sistema de gestión de retención de clientes, de este modo, la búsqueda de los clientes con mayor probabilidad de deserción es el primer paso de la gestión de la retención de clientes (Qi, y otros, 2009).

La gestión de relaciones con los clientes (CRM) significa conocer y comprender la interacción entre los clientes y el negocio. La minería de datos se puede definir como el proceso para descubrir, comprender y usar el comportamiento del cliente mediante los conjuntos de datos. Por lo tanto, la aplicación de minería de datos en las fuentes de información que se da por la interacción cliente/empresa puede ser

utilizado con eficacia para adquirir valiosos conocimientos acerca de un cliente. De particular interés es el conocimiento de los clientes que se van y cuáles son sus motivos (Ultsch, 2002). Así pues, todas las estrategias que se desarrollan en una empresa se deben basar en el conocimiento del cliente (Customer Relationship Management - CRM), herramienta que habilita la delimitación y el valor del cliente, facilitando por ejemplo, los medios para que los clientes de alto valor sean leales (Dyché, 2002).

Gracias a los avances en los sistemas de almacenamiento de información y la cantidad de software de base de datos, las empresas pueden almacenar muchos datos y tener acceso a los enormes registros de transacciones de los clientes, que pueden ser usadas para predecir la deserción (Qian, Jiang, & Tsui, 2006). Tal es el caso de las entidades emisoras de tarjetas que tienen una cantidad de información muy útil sobre el uso de estas y de sus clientes. Datos como la frecuencia de uso, montos, comercios/establecimientos donde compra, tipo de compra (presencial o virtual, local o internacional), cantidad de cuotas a las que difiere sus compras, formas de pago, etc., permiten conocer los hábitos transaccionales del cliente.

Varios de los estudios sobre la deserción muestran por medio de la minería de datos que no es usual que un cliente tome la decisión de abandonar el producto de manera instantánea, sino que por el contrario pasan meses antes que materialice esta intención. Por tal motivo, es importante monitorear los cambios de hábitos que puedan indicar un abandono o cambio de comportamiento potencial, por ejemplo disminución en el uso y monto. (Bose & Chen, 2009)

Para un cliente de tarjeta de crédito es muy fácil contratar otra tarjeta en una entidad diferente sin cancelar el producto con la actual. En ese caso específico, una disminución en el gasto puede ser tomado en consideración para comprender la pérdida del cliente (Şimşek Gürsoy, 2010).

La pérdida de los clientes está estrechamente relacionada con la lealtad de este. Ya las empresas se han dado cuenta que la guerra de precios no es ni la única ni la mejor manera de construir la lealtad del cliente. En consecuencia, la adición de nuevos servicios de valor agregado a los productos se ha convertido en una norma de la industria para tener clientes leales (Şimşek Gürsoy, 2010).

Las ganancias económicas que trae un buen proceso de retención han sido motivo de estudio en la comunidad académica. Las siguientes son algunas de ellas (Neslin, Gupta, Kamakura, Lu, & Mason, 2006):

- i. Cuando se logra tener relaciones duraderas con los clientes, estos tienden a usar más la tarjeta de crédito y en la medida que se tenga satisfecho al cliente, éste da referencias positivas;
- ii. conservar los clientes a largo plazo es menos costoso debido a que se tiene un mayor conocimiento de su ciclo de vida y sus hábitos de consumo por la información que queda en las bases de datos, a pesar de que los clientes a largo plazo no son necesariamente fieles;
- iii. los clientes tienden a ser menos sensibles a las campañas de comercialización de los competidores;
- iv. la pérdida de clientes no sólo genera un costo de oportunidad mediante la reducción de las ganancias por consumos, sino también por la necesidad de atraer a nuevos clientes para compensar la cantidad de plásticos perdidos.

Maximizar la tasa de retención y minimizar la de deserción de clientes son los principales objetivos estratégicos en la administración de un portafolio para la mayoría de las entidades emisoras de tarjetas de crédito, por esto cada vez se le presta más atención y dedicación a la gestión de relaciones con clientes (Ching, Ng, & Wong, 2004). Estos dos objetivos se podrían lograr realizando estrategias que se basen en el conocimiento y la relación con el cliente para que cada vez sean menos los clientes que terminen en el centro de retención.

Cuando se tiene heterogeneidad en los clientes, es bueno considerar la deserción en diversas categorías (Lewis, 2006), y aunque el uso de la tarjeta no muestra necesariamente la satisfacción del cliente con el producto, el no uso si puede dar señales de no conformidad con esta o de no necesidad (Zorn & Jarvis, 2010).

Si bien se ha argumentado el porqué de la necesidad de un proceso de retención, es importante tener claro que no todos los clientes se desean retener, por esto las empresas deben procurar construir y administrar relaciones de largo plazo y deben ser rentables. “En este sentido, el verdadero negocio está en saber mantener a los clientes que otorgan mayores beneficios para la empresa. En efecto las empresas líderes han comenzado a gestionar su cartera de clientes como un activo estratégico clave para conseguir el éxito del negocio, y lograr una ventaja

competitiva sostenible en el tiempo.” (Valenzuela F, de Madariaga M, & Blasco L, 2007).

La rentabilidad esperada de un cliente la define la empresa, y en general es el resultado de la diferencia entre los ingresos percibidos de la relación con el cliente y los costos en los que incurre la empresa por el mantenimiento de dicha relación (Gómez Restrepo, 2011). La manera de aumentar la rentabilidad de una empresa no es incrementando los costos a los clientes por la prestación del servicio ni reduciendo los costos operativos del negocio, ya que lo primero el cliente lo percibe como una agresión y lo segundo no es tan sencillo de realizar en ocasiones; en cambio si se aumenta la retención de los clientes sí se puede lograr un aumento en la rentabilidad y esta estrategia no es detectada fácilmente por la competencia de forma que no es tan fácil de replicar (Reichheld & Kenny, 1991).

2.1. ¿Cómo se ha abordado la deserción en estudios anteriores?

En el 2011 se publicó un artículo donde mostraban la implementación de dos algoritmos de minería de datos para construir un modelo de predicción de cancelación de tarjetas de crédito con datos reales de un banco chino. Ellos incluyeron cuatro categorías de variables: la información del cliente, información de tarjeta, información de riesgos e información de las transacciones de las tarjetas de crédito (usos). En total tenían alrededor de 135 variables de las bases de datos, pero no ingresaron todas estas al modelo, previo a la etapa de modelado hicieron análisis de correlación y analizaron el impacto económico de estas y así descartaron algunas variables. Los algoritmos utilizados en ese estudio incluyen la regresión logística y el árbol de decisión que han demostrado tener una muy buena clasificación y tener gran alcance. El resultado de la prueba de regresión muestra mejores resultados que el árbol de decisión. La potencia del modelo puede permanecer por un tiempo relativamente largo (Nie, Rowe, Zhang, Tian, & Shi, 2011).

Como se ha mencionado anteriormente la deserción de clientes es un problema que afecta muchas industrias. Por la importancia de este tema, se han examinado para la predicción de la deserción de clientes diversas técnicas; sin embargo, en el trabajo expuesto por (Verbrakena, Verbeke, & Baesens, 2014) abordan esta problemática en una empresa de telecomunicaciones con técnicas de estadística bayesiana que no son precisamente las más exploradas. En el artículo se utiliza una

serie de algoritmos de redes bayesianas que van desde el Clasificador Bayesiano hasta clasificadores generales para mostrar el poder predictivo de estos. La actuación de los clasificadores se evalúa con el área bajo la curva característica de funcionamiento del receptor (curva ROC) y el criterio de máximo beneficio. Este criterio de máximo beneficio realiza una optimización inteligente apuntando a la fracción de clientes, que permita aprovechar al máximo los beneficios generados por una campaña de retención. Los resultados de los experimentos son rigurosamente probados e indican que la mayoría de las técnicas analizadas tienen un rendimiento comparable.

2.2. Metodologías usadas para predecir la probabilidad de cancelación

En el estudio de la retención de clientes se han implementado diferentes modelos estadísticos y matemáticos como regresiones logísticas, árboles de clasificación, redes neuronales, clusters, redes bayesianas, entre otros. A continuación se explicarán algunas de estas.

2.2.1. Árboles de decisión

“Son usados cuando la variable respuesta es discreta. Un árbol de clasificación es una presentación jerárquica de una serie de preguntas acerca de cada unidad en la muestra. Estas preguntas se relacionan con los valores de los datos taxonómicos de cada unidad. Está formado por ramas que tienen como raíz un nodo; en cada nodo se hace una pregunta acerca de una de las variables taxonómicas, y la rama que se tome en el nodo depende de la respuesta. Es importante determina el orden en que se hacen las preguntas, porque determinan la estructura del árbol. Si bien hay muchas formas de hacerlo, el principio general es hacer la pregunta que maximice la ganancia de pureza del nodo en cada oportunidad de ramificación de nodo, y la pureza del nodo mejora al minimizar la variabilidad de los datos de la respuesta en el mismo. Así, si la respuesta es una clasificación discreta, un mayor pureza implicaría menos clases o categorías.” (Montgomery, 2002)

En general, los árboles de decisión son muy eficientes y rápidos en la predicción de la pérdida de clientes y en comparación con otras técnicas de aprendizaje supervisado, pueden decidir de forma automática la importancia de atributos. Además, los árboles de decisión pueden tolerar la presencia de valores atípicos y

los datos que faltan y no requiere un esfuerzo tan grande para el procesamiento de datos. (Bose & Chen, 2009)

2.2.2. Redes neuronales

“Una red neuronal artificial es una estructura diseñada para resolver ciertas clases de problemas, tratando de emular la forma en que lo haría cerebro humano. La forma general de una red neuronal es un modelo del tipo “caja negra” que con frecuencia se usa para modelar datos multidimensionales y no lineales. Las redes neuronales de varias capas y de avance directo son modelos estadísticos multivariantes, usados para relacionar p variables predictoras, x_1, x_2, \dots, x_p , con q variables de respuesta, y_1, y_2, \dots, y_q . El modelo tiene varias capas, cada una formada por las variables originales o algunas variables derivadas. En la estructura más común intervienen tres capas: las entradas, que son los predictores originales, la capa oculta formada por un conjunto de variables derivadas, y la capa de salida formada por las respuestas. Cada variable en una capa se llama nodo.

Un nodo toma como dato o entrada una combinación lineal transformada de las salidas de los nodos en la capa inferior a él. A continuación manda como salida, una transformación de sí mismo, que se transforma en una de las entradas a uno o más nodos en la capa siguiente. Las funciones de transformación suelen ser sigmoidales (en forma de S) o lineales y se les llama con frecuencia funciones de activación o funciones de transferencia.

Sea cada uno de los k nodos a_u de la capa oculta una combinación lineal de las variables de entrada:

$$a_u = \sum_{j=1}^p w_{1ju}x_j + \theta_u \quad (2)$$

Donde las w_{1ju} son parámetros desconocidos que se deben estimar (llamados pesos) y θ_u es un parámetro que juega el papel de ordenada al origen en la regresión lineal (este parámetro a veces, se le denomina el nodo de sesgo).

Cada nodo se transforma por la función de activación $g(\cdot)$. Sea $z_u = g(a_u)$ la salida del nodo a_u . Ahora se forma una combinación lineal de esas salidas, por ejemplo $b_v = \sum_{u=0}^k w_{2uv}z_u$, donde $z_0 = 1$. Por último, la v -ésima respuesta y_v es una

transformación de las b_v , por ejemplo $y_v = \tilde{g}(b_v)$, siendo $\tilde{g}()$ la función de activación de respuesta. Todo lo anterior se puede combinar y resulta

$$y_v = \tilde{g} \left[\sum_{u=1}^k w_{2uv} g \left(\sum_{j=1}^p w_{1ju} x_j + \theta_{1j} \right) + \theta_{2u} \right] \quad (3)$$

La respuesta y_v es una combinación lineal transformada de combinaciones lineales transformadas de los predictores originales. Para la capa oculta, se suele escoger la función de activación sea la función logística $g(x) = 1/(1 + e^{-x})$ o la función tangente hiperbólica, $g(x) = \tanh(x) = (e^x - e^{-x})/(e^x + e^{-x})$. La elección de la función de activación para la capa de salida depende de la naturaleza de la respuesta. Si la respuesta es dicotómica o acotada, la función de salida se suele suponer sigmoïdal, mientras que si es continua, se usa con frecuencia una función identidad.

El modelo de la ecuación (3) es una forma muy flexible, que contiene muchos parámetros, y es esta propiedad la que convierte a una red neuronal en una aproximación casi universal. Es decir, se ajusta a muchas funciones que ocurren en la naturaleza.” (Montgomery, 2002)

2.2.3. Redes bayesianas

“Una red bayesiana (BN) representa una distribución de probabilidad conjunta sobre un conjunto de variables estocásticas, sean discretas o continuas. Se considera como un modelo probabilístico que consiste en una parte cualitativa especificando las dependencias condicionales entre las variables, y una parte cuantitativa especificando las probabilidades condicionales de las variables del conjunto de datos. Formalmente, una red bayesiana consta de dos partes $B = \langle G, \Theta \rangle$. La primera parte G es un grafo acíclico dirigido (DAG) que consta de nodos y arcos. Los nodos son las variables X_1 a X_n en el conjunto de datos, mientras que los arcos indican dependencias directas entre las variables. La segunda parte de la red, Θ , representa las distribuciones de probabilidad condicional. Contiene un parámetro $\theta_{(x_i | \Pi_{x_i})} = P_B(x_i | \Pi_{x_i})$ para cada valor posible x_i de X_i dado a cada combinación de las variables de matrices directas X_i , Π_{x_i} de Π_{x_i} , donde Π_{x_i} denota le conjunto de los pares directos X_i en G . La red B representa entonces la siguiente distribución de probabilidad conjunta:

$$P_B(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P_B(x_i | \Pi_{x_i}) = \prod_{i=1}^n \theta_{(x_i | \Pi_{x_i})} \quad (4)$$

La primera tarea al entrenar una red bayesiana es encontrar la estructura G de la red. Una vez se conoce la estructura G de la red, es necesario estimar los parámetros Θ . En general, estas dos tareas de estimación se realizan por separado.

Una red bayesiana es esencialmente un modelo estadístico que hace factible calcular la distribución de probabilidad posterior (conjunta) de cualquier subconjunto de variables estocásticas no observadas, dado que se observan las variables en el subconjunto complementario” (Verbrakena, Verbeke, & Baesens, 2014).

2.2.4. Regresión logística

En este caso en particular, donde la respuesta es binaria y tomará los valores de “1” en el caso de darse la cancelación del plástico y “0” cuando no, se desarrollaron varios modelos de regresión logística, usada en otros estudios de retención como en *DETERMINING CHURN DRIVERS IN MOROCCO TELECOM SECTOR*. (Hamelin, Nassali, & Hacar, 2009).

La regresión logística, al igual que otras técnicas estadísticas multivariadas, da la posibilidad de evaluar la influencia de cada una de las variables independientes sobre la variable dependiente o de respuesta y controlar el efecto del resto. Tendremos, por tanto, una variable dependiente, llamémosla Y , que puede ser dicotómica o polinómica y una o más variables independientes, llamémoslas X , que pueden ser de cualquier naturaleza, cualitativas o cuantitativas. Si la variable Y es dicotómica, podrá tomar el valor “0” si el hecho no ocurre y “1” si el hecho ocurre. Este proceso es denominado binomial ya que solo sólo tiene dos posibles resultados, siendo la probabilidad de cada uno de ellos constante en una serie de repeticiones.

Un proceso binomial está caracterizado por la probabilidad de éxito, representada por p , la probabilidad de fracaso se representa por q . En ocasiones, se usa el cociente p/q que indica cuánto más probable es el éxito que el fracaso, como parámetro característico de la distribución binomial. Los modelos de regresión logística son modelos de regresión que permiten estudiar si una variable categórica depende, o no, de otra u otras variables. La distribución condicional de la variable

dependiente, al ser categórica, no puede distribuirse normalmente, toma la forma de una distribución binomial y, en consecuencia la varianza no es constante, encontrándose situaciones de heterocedasticidad. El modelo de regresión logística puede ser representado de la siguiente manera:

$$\text{logist}(\pi) = \log\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) \quad (5)$$

Donde π_i , es la probabilidad de observar la categoría o evento a predecir, y $1 - \pi_i$, es la probabilidad de no observar la categoría o evento a predecir. (Alderete, 2006)

2.3. Curva ROC

Un mejor medio de evaluar la capacidad de un modelo de regresión logística binaria para clasificar con precisión las observaciones es una característica operativa del receptor o curva ROC. Una curva ROC se construye mediante la generación de varias tablas de clasificación, para valores de corte que van de 0 a 1 y calculando la sensibilidad y la especificidad para cada valor. La sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente un caso de “éxito” y la especificidad que es la probabilidad de clasificar correctamente un caso de “fracaso” para construir una curva de ROC (sensibilidad vs 1-especificidad). El área bajo la curva ROC (AUC) es una medida de la discriminación; un modelo con una alta área bajo la curva ROC sugiere que el modelo es capaz de predecir con precisión el valor de la respuesta de una observación. (Montgomery et al, 2002).

2.4. Método de selección de variables Chi cuadrado

Para la determinación de la existencia o no de asociación entre la variable dependiente y las variables independientes se puede usar el coeficiente estadístico Chi Cuadrado de Pearson. La intensidad de la asociación se determinará mediante el coeficiente V de Cramer. Para la determinación de la dirección de la asociación, en tanto, se efectuará el coeficiente de correlación de Spearman.

La prueba de significancia estadística basada en el coeficiente Chi Cuadrado de Pearson tiene como fin examinar la asociación entre variables categóricas (nominales u ordinales). Existe asociación entre variables cuando los valores de una de ellas dependen de los valores de otra. Cuando dos variables están relacionadas es posible predecir los valores de la variable dependiente en función de los valores

de las variables independientes. No existe relación cuando éstas son independientes. Dos variables independientes no tienen nada en común. El estadístico Chi cuadrado, sin embargo, no permite estudiar la intensidad de la relación entre las variables. (Montgomery, 2002)

Como se mostró en este capítulo el problema de la deserción afecta a todas las industrias y se han planteado diferentes alternativas que han tenido resultados que han permitido gestionar los clientes con mayor probabilidad de deserción. Esto fue lo que motivó al Banco ABC ha desarrollar su propio modelo para la retención de clientes de tarjetas de crédito como se mostrará en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA

En este capítulo se presentará todo el proceso de construcción de las bases, se explicarán brevemente las variables que se incluirán en el modelo y se explicará el paso a paso que se llevó a cabo para el desarrollo del modelo predictivo para la deserción definitiva voluntaria de tarjetas de crédito.

Se definirá que un cliente deserta del producto de tarjetas de crédito cuando cancela al menos su tarjeta de crédito principal y posiblemente otras o todas las demás tarjetas que tenga.

Entiéndase por tarjeta principal aquella con la que el cliente realiza el mayor número de transacciones, sean compras, avances, pago de impuesto, etc. Se considerará en estado válido las tarjetas que estén en estado normal, sobrecupo, sobrecupo generado por extra cupo y bloqueo provisional.

3.1. Construcción de la base de clientes

Se incluyeron tarjetas en estado válido y tarjetas en estado de cancelación voluntaria, el objetivo es entrenar el modelo estadístico y que aprenda a identificar las características de un cliente que realiza cancelaciones voluntarias y de un cliente que transa normalmente con sus tarjetas de crédito.

Para esto se recopiló información de los meses de julio, agosto y septiembre de 2015. La variable respuesta se denominará “Y” y tendrá el valor de “1” para las tarjetas que ya no están vigentes y “0” para las que se encuentran en estado vigente (vigentes son las tarjetas que el cliente tiene en su poder y que no tienen ningún tipo de bloqueo para ser usadas).

Esta base de entrenamiento tiene un total de 500.000 tarjetas, de las cuales 33.000 están canceladas que corresponde al 6.6% de la base.

- Tarjetas canceladas (Y=1): tarjetas que durante los meses de abril, mayo, junio de 2015 estaban en estado valido, y luego durante el tercer trimestre de 2015 se realizó cancelación voluntaria.
- Tarjeta no cancelada (Y=0): tarjetas que durante los meses de abril, mayo, junio de 2015 estaban vigentes y luego durante el tercer trimestre de 2015 continúan en estado valido y haciendo uso de sus tarjetas.

3.2. Construcción de base insumo para modelo (variables explicativas)

Los expertos del negocio de tarjeta de crédito son los dueños del producto y los principales interesados en disminuir la tasa de cancelación y hacer que su producto sea el preferido del cliente. Conocen desde el centro de conservación las razones que los clientes dan en el momento de cancelar y cuentan con referenciaciones de otros bancos (anónimos) sobre este tema por parte de las franquicias con las que trabajan. El área de CRM de mercadeo apoya todas las estrategias comerciales, hace estudios de comportamiento de clientes, específicamente en el tema de cancelación han realizado llamadas a clientes para indagar las razones por las cuales canceló su producto, también se han hecho encuestas a clientes y no clientes sobre qué lo motiva a tener y usar una tarjeta de crédito.

Se realizaron 5 reuniones con los expertos del negocio de tarjetas de crédito, la Dirección de Analytics y el área de CRM (customer relationship management) del Banco ABC con el fin de conocer las hipótesis que se tienen sobre las causas que llevan a que un cliente cancele el producto. Se hicieron validaciones con la información disponible de forma que se pudiera acotar las variables que se consideraron para ingresar al modelo. Los resultados de ese análisis descriptivo se presentaron en el **Capítulo 1**, y de acuerdo a esto se incluyeron las variables relacionadas con las hipótesis que mostraron algún tipo de incidencia con la cancelación.

La base se construyó teniendo en cuenta la información anterior y algunas variables adicionales. Esta base se construyó en SAS Guide.

Se consideraron variables transaccionales de tarjetas de crédito, variables de tenencia del producto, información de otras líneas de negocio del Banco ABC, información socio demográfica y también algunas variables del buró de crédito. Toda esta información se encuentra en los repositorios con los que cuenta el Banco ABC.

A continuación en la **Tabla 17** se enlistan las variables que se tuvieron en cuenta para el análisis y una breve descripción.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Número de transacciones en el trimestre	Esta variable se calcula para los tres trimestres anteriores al periodo de información con que se calculó la variable Y
Monto de transacciones en el trimestre	Esta variable se calcula para los tres trimestres anteriores al periodo de información con que se calculó la variable Y
Porcentaje utilización del cupo en el trimestre	Esta variable se calcula para los tres trimestres anteriores al periodo de información con que se calculó la variable Y
Total saldo en el trimestre	Para los tres trimestres anteriores
Total número de tarjetas	Número de tarjetas personales que tiene el cliente
Canal de venta de la tarjeta	Canal presencial o no presencial
Es pre aprobado	La tarjeta se vendió por pre aprobados o no
Franquicia	A,B,C,D
Tipo de tarjeta	Categoría de la tarjeta → A clásica, B oro, etc.
Antigüedad en el portafolio	Hace cuantos años se emitió su primer tarjeta
Segmento tripa	TRIPA es una segmentación que tiene el banco según el comportamiento del cliente
Cupo global	La suma del cupo total en todas su tarjetas en el banco
Cupo en el mercado	Es la suma del cupo que tiene asignado en tarjetas de crédito en el sistema financiero colombiano sin contar el Banco ABC
Saldo en el mercado	Es la suma del saldo (deuda) que tiene en tarjetas de crédito en el sistema financiero colombiano sin contar el Banco ABC
Cantidad tarjetas en el mercado	Es la suma del número de tarjetas de crédito en el sistema financiero colombiano sin contar el Banco ABC
Puntaje clear score	Es la calificación que tiene en centrales de riesgo en el sistema financiero colombiano
Cantidad de consultas últimos 6 meses	Es la suma de las consultas del cliente que hacen las entidades financieras a las centrales de riesgo
Cantidad productos financieros abiertos en el último año	Es la suma de la cantidad de productos que adquirió en el último año en el sistema financiero colombiano sin contar el Banco ABC
Cantidad productos financieros cancelados en el último año	Es la suma de la cantidad de productos que canceló en el último año en el sistema financiero colombiano sin contar el Banco ABC
Cantidad quejas en los últimos tres meses en el banco	Número de quejas que se recibieron en el Banco suministrada por el área de PQR
Género	Sexo: masculino-femenino
Ciudad	Ciudad donde vive actualmente el cliente
Edad	Edad del cliente
Nivel de escolaridad	Nivel máximo de estudios del cliente
Ocupación	Ocupación del cliente
Cantidad medios de contacto	El cliente autoriza envió de email, sms, llamadas...
Segmento	Segmentación de clientes del Banco
Subsegmento	Subsegmento al que pertenece el cliente
Nuevo segmento	Referente al ciclo de vida del cliente (empleado, pensionado, etc)
Ivc cantidad portafolio	Cantidad de productos que tiene el cliente con el Banco

	ABC. Por ejemplo, si tiene dos tarjetas de crédito y dos cuentas de ahorro, aunque se consideren el mismo tipo de producto, se cuenta como 4 en este IVC.
Ivc cantidad grupo	Cantidad de grupos de producto. Por ejemplo, si tiene dos tarjetas de crédito y dos cuentas de ahorro, en este IVC cuenta sólo una vez el tipo de producto y el valor para esta variable sería 2.
Tamaño comercial	Valor colocaciones – Valor captaciones
Tiene crédito hipotecario	Si tiene o no crédito hipotecario con el Banco ABC
Tiene cdt	Si tiene o no CDT con el Banco ABC
Tiene prestanómina	Si tiene un crédito que debitan de su nómina
Tiene créditos de consumo	Si tiene o no crédito de consumo con el Banco ABC
Tiene microcrédito	Si tiene o no microcrédito con el Banco ABC
Es nómina Banco	Se le paga la nómina por medio del Banco

Tabla 17.

3.3. Desarrollo del modelo predictivo

Para esto se utilizó la herramienta SAS Enterprise Miner con la cual cuenta el Banco ABC. Se hicieron varios modelos de regresión logística ya que la respuesta esperada es binaria: cancelación o no cancelación.

Se entrenaron 6 modelos diferentes, todos modelos logísticos, en cada modelo se utilizaron técnicas de selección diferentes (backward, forward, stepwise), se consideraban algunas variables otras no. La idea de entrenar varios modelos es interactuar con diferentes reglas de la construcción de este y diferentes métodos de selección de variables que se muestran en la **Tabla 18**.

MODELO	CARACTERÍSTICAS
Modelo 1	Método de selección de variables: chi cuadrado Modelo de selección: progresivo Sin interacción de variables Opciones de optimización: congra (gradiente conjugado)
Modelo 2	Método de selección de variables: chi cuadrado Modelo de selección: hacia atrás Con interacción de variables Opciones de optimización: ninguna
Modelo 3	Método de selección de variables: chi cuadrado Modelo de selección: progresivo Con interacción de variables Opciones de optimización: ninguna
Modelo 4	Método de selección de variables: chi cuadrado Modelo de selección: hacia atrás Sin interacción de variables Opciones de optimización: congra (gradiente conjugado)

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Modelo 5	Método de selección de variables: chi cuadrado Modelo de selección: progresivo Sin interacción de variables Opciones de optimización: ninguna
Modelo 6	Método de selección de variables: chi cuadrado Modelo de selección: hacia atrás Con interacción de variables Opciones de optimización: congro (gradiente conjugado)

Tabla 18.

En la **Figura 4** se ve los 6 nodos de regresiones que se probaron en SAS Miner.

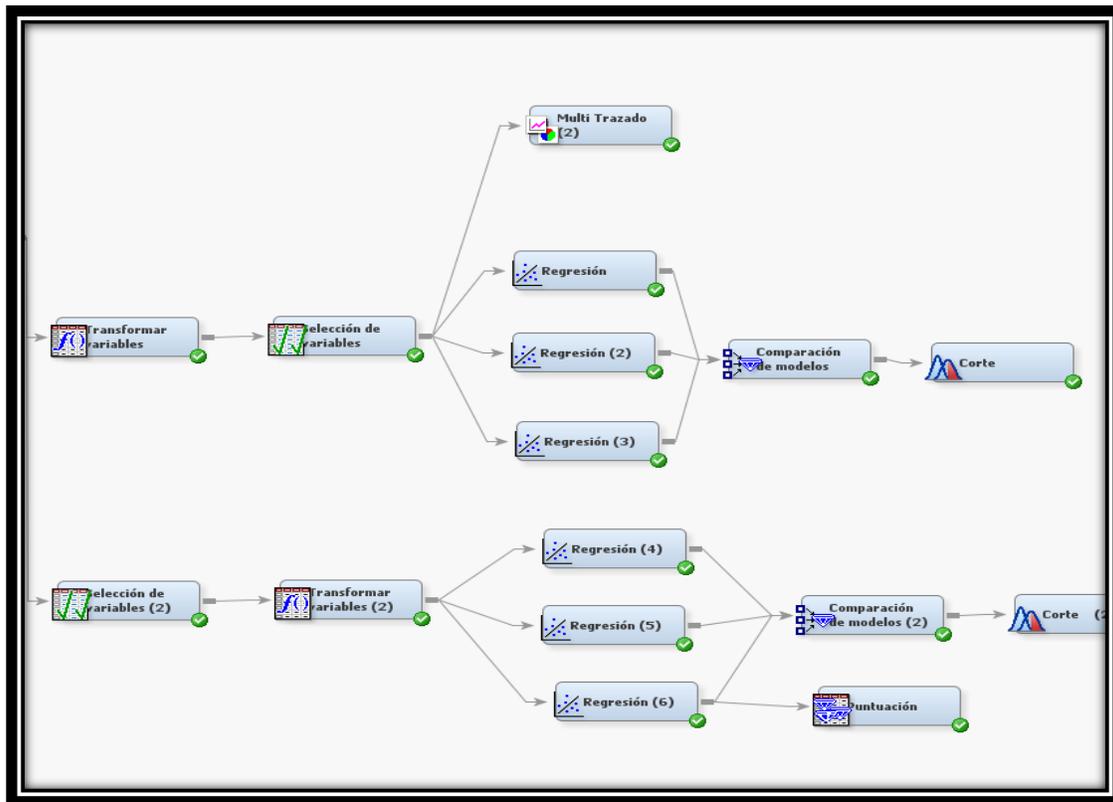
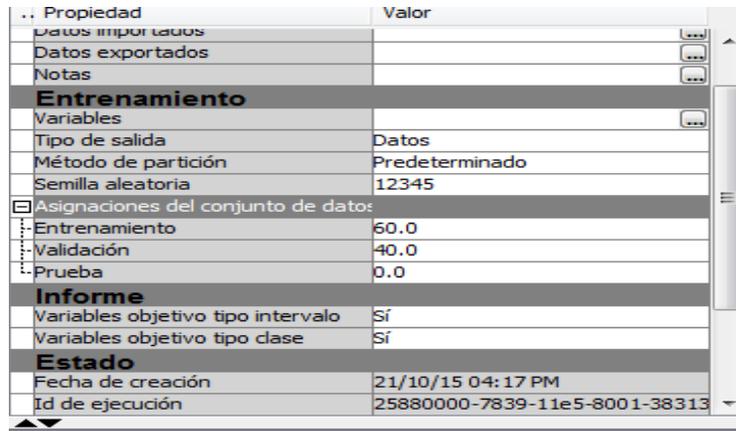


Figura 4.

A continuación se describen los pasos que se siguieron para construir el modelo:

Paso 1. Partición de la base: Se separó la base total para la construcción del modelo, entrenamiento y validación como se muestra en la **Figura 5** (60/40 respectivamente).

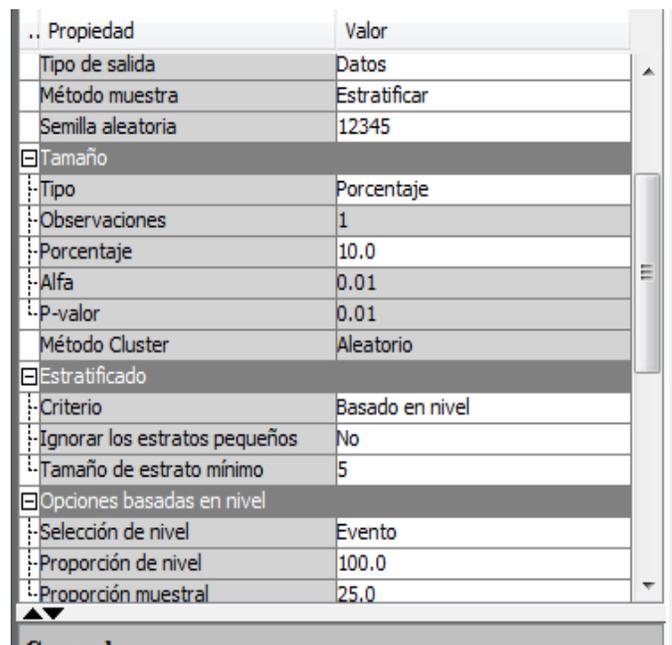
Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito



Propiedad	Valor
Datos importados	
Datos exportados	
Notas	
Entrenamiento	
Variables	
Tipo de salida	Datos
Método de partición	Predeterminado
Semilla aleatoria	12345
Asignaciones del conjunto de datos:	
Entrenamiento	60.0
Validación	40.0
Prueba	0.0
Informe	
Variables objetivo tipo intervalo	Sí
Variables objetivo tipo clase	Sí
Estado	
Fecha de creación	21/10/15 04:17 PM
Id de ejecución	25880000-7839-11e5-8001-38313

Figura 5.

Paso 2. Muestreo: Se utilizó una muestra 3:1 como se ve en la **Figura 6**, es decir, por cada 1 habían 3 ceros.



Propiedad	Valor
Tipo de salida	Datos
Método muestra	Estratificar
Semilla aleatoria	12345
Tamaño	
Tipo	Porcentaje
Observaciones	1
Porcentaje	10.0
Alfa	0.01
P-valor	0.01
Método Cluster	Aleatorio
Estratificado	
Criterio	Basado en nivel
Ignorar los estratos pequeños	No
Tamaño de estrato mínimo	5
Opciones basadas en nivel	
Selección de nivel	Evento
Proporción de nivel	100.0
Proporción muestral	25.0

Figura 6.

Paso 3. Imputación de datos: Cuando una variable tiene valores ausentes, se rellena o imputa. Como se ve en la **Figura 7** para este caso se rellenan con ceros los valores ausentes.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Propiedad	Valor
Notas	
Entrenamiento	
Variables	
Variables no ausentes	No
Corte ausente	50.0
Variables de clase	
Método de entrada predeterminado	Distribución
Método predeterminado de la variable	Distribución
Normalizar valores	No
Variables de intervalo	
Método de entrada predeterminado	Valor constante predeterminado
Método predeterminado de la variable	Valor constante predeterminado
Valor constante predeterminado	
Valor alfanumérico predeterminado	0
Valor numérico predeterminado	0.0
Opciones de método	
Semilla aleatoria	12345
Propiedades de ajuste	
General	
Propiedades generales	

Figura 7.

Paso 4. Nodo reemplazo: Con este método se especifica los límites de rango para las variables. En la **Figura 8** se muestra que se selecciona el método de percentiles extremos para así eliminar los datos extremos.

Propiedad	Valor
General	
ID de nodo	Repl
Datos importados	
Datos exportados	
Notas	
Entrenamiento	
Variables de intervalo	
Editor de reemplazo	
Método de límites predeterminado	Percentiles extremos
Valores de corte	
Variables de clase	
Editor de reemplazo	
Niveles desconocidos	Ignorar
Puntuación	
Valores de sustitución	Calculado
Ocultar	No
Informe	
Informes de sustitución	Sí

Figura 8.

En la **Figura 9** se ve la distribución de la variable ANTIGÜEDAD_PORTAFOLIO y para este ejemplo eliminaría los datos que se encuentran a la derecha de la línea roja.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

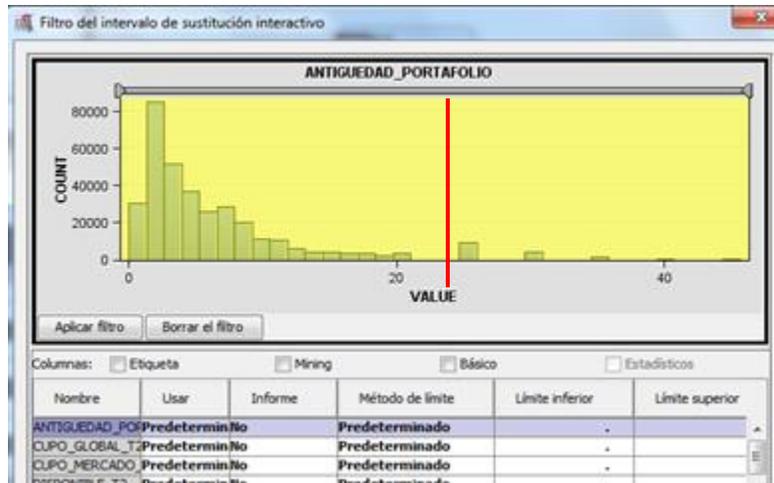


Figura 9.

Paso 5. Análisis con el nodo Multitrazado: Con las gráficas obtenidas (ver **Figura 10**) se verifica la distribución de la variable y si esta se puede mejorar modificando el paso 4.

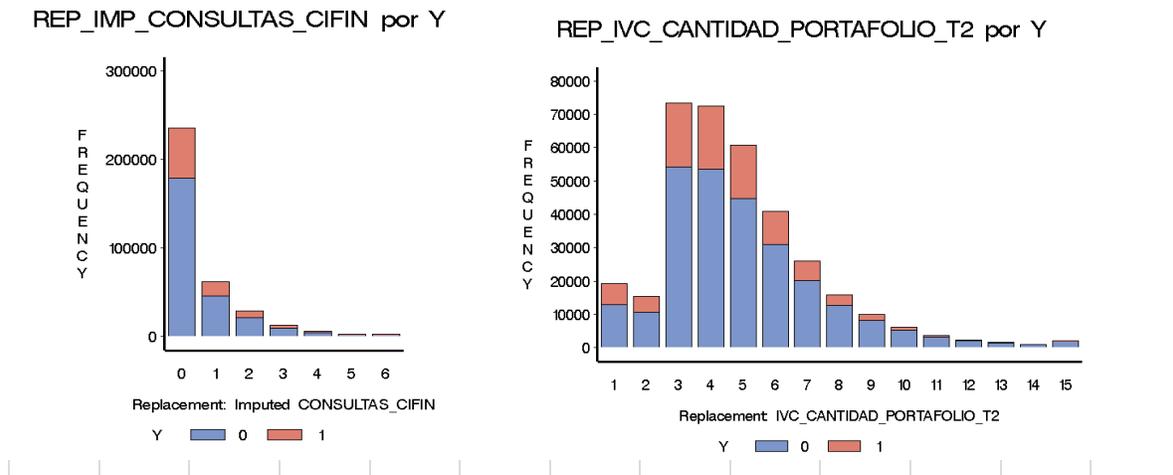


Figura 10.

Paso 6. Análisis descriptivo: Se realizó un análisis descriptivo de las variables que se ingresaron al modelo.

Para las variables continuas, se muestra el promedio en la **Tabla 19**:

VARIABLE	PROMEDIO
Antigüedad portafolio	7 años
Cupo global tarjeta crédito	3.900.000
Cupo en tarjetas crédito mercado	6.500.000
Cantidad productos abiertos en últimos seis meses	1

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Porcentaje utilización cupo tarjeta crédito	44%
Score Buró	412
N° transacciones con tarjetas últimos 3 meses	7
IVC cantidad portafolio	5
IVC tiene grupo	4
Monto transado en tarjeta débito últimos 3 meses	980.000

Tabla 19.

Para las variables de clase, se muestra la moda en la **Tabla 20**:

VARIABLE	MODA
Gerenciado	No
Es nómina Banco	Si
Afinidad banca electrónica	Alta
Clasificación ciudad	Grandes ciudades
Estado Civil	Casado
Ocupación	Empleado
Región	Bogotá y Cundinamarca
Segmento TRIPA	5 Heavy Revolver
Nivel académico	Universitario
Nuevo segmento	Empleado
Quejas últimos 3 meses	0
Rango Edad	26-39
Rango Fecha Vinculación	16 o Mas
Recodificar Nivel académico	Universitario- Especialización
Recodificar Ocupación	Empleado
Tiene franquicia A	1
Tiene franquicia B	1
Tiene varios medios de contacto	1
Tiene franquicia C	0
Tipo tarjeta	A clásica
Segmento	M

Tabla 20.

Paso 7. Transformación de variables: La herramienta que se está utilizando tiene un nodo (ver **Figura 11**) que permite seleccionar si se desea hacer algún tipo de transformación de las variables, como calcular rangos de la variable original.

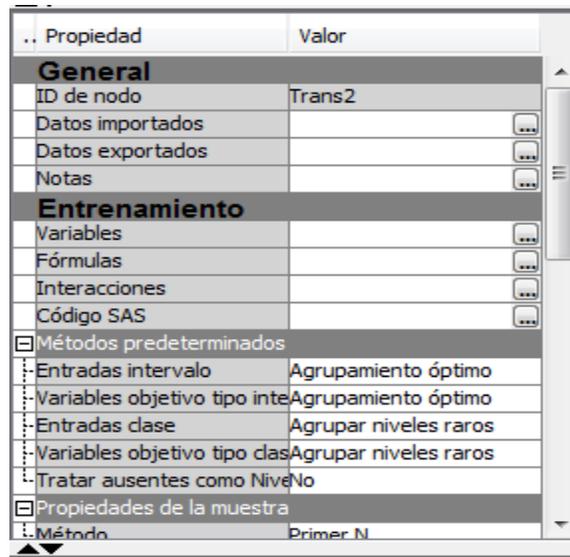


Figura 11.

Paso 8. Construcción de regresiones: En este paso como se muestra en la **Figura 12**, se definen los criterios del modelo de regresión como el método de selección de variables (chi-cuadrado para todos), el tipo de regresión (para todos fue logística), si tiene interacciones o no de las variables independientes y se seleccionaba algún tipo de optimización.

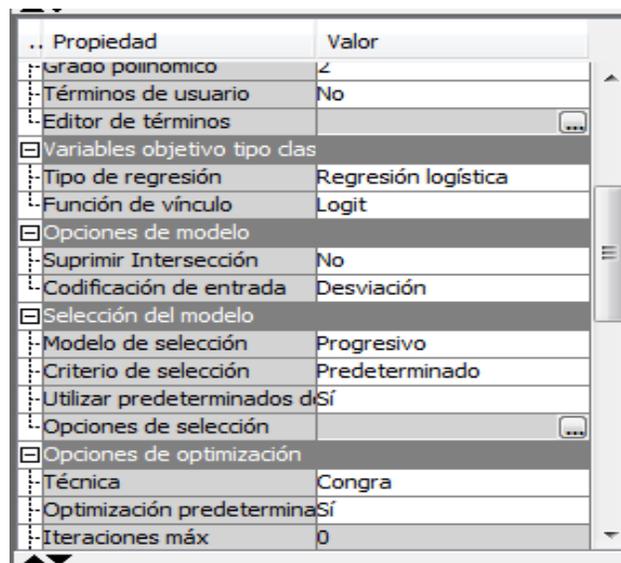


Figura 12.

Paso 9. Selección del modelo con mejor tasa de predicción: Se eligieron dos modelos que fueron los que tenían el menor porcentaje de error en la clasificación.

Las características de estos modelos se presentan en la **Tabla 21**. En el Capítulo 4 se exponen los resultados de este paso.

MODELO 1	MODELO 2
Método de selección de variables: chi cuadrado	Método de selección de variables: chi cuadrado
Modelo de selección: progresivo	Modelo de selección: hacia atrás
Sin interacción de variables	Con interacción de variables
Opciones de optimización: congra (gradiente conjugado)	Opciones de optimización: ninguna

Tabla 21.

En este capítulo se presentó toda la metodología usada para el desarrollo del modelo predictivo de cancelación de tarjeta de crédito; están las figuras con los pantallazos de cada uno de los pasos seguidos en la herramienta utilizada (SAS Miner) y se explicó que se hacía en cada uno de ellos. Finalmente se muestra cuáles fueron los modelos con mejores resultados y sus características.

CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y CONCLUSIONES

En este capítulo se expondrán los resultados del modelo predictivo que se desarrolló en el capítulo 3; adicionalmente se contará cuál será el posible plan de gestión de las alertas que genera el modelo para la retención de usuarios que desea tener el Banco ABC. También se presentarán las conclusiones y recomendaciones que surgieron de la realización de este trabajo.

4.1. Resultados y análisis de resultados

4.1.1. Resultados del modelo predictivo

En el **Paso 9** del desarrollo del modelo predictivo que se expuso en el capítulo anterior, se describieron los dos modelos finales que se evaluaron. El criterio para seleccionar el mejor modelo es el de menor porcentaje de error de clasificación, por tanto se seleccionó el **MODELO 1** como se muestra en la **Tabla 22**.

Modelo	Variable objetivo	Validación: tasa mala clasificación
Modelo 1	Y	0.209593747
Modelo 2	Y	0.215334778

Tabla 22.

En la **Figura 13** se grafica la Curva ROC del modelo seleccionado, donde se ve que el área bajo la curva es del 76% lo cual indica que el modelo seleccionado tiene una buena discriminación entre desertores y no desertores:

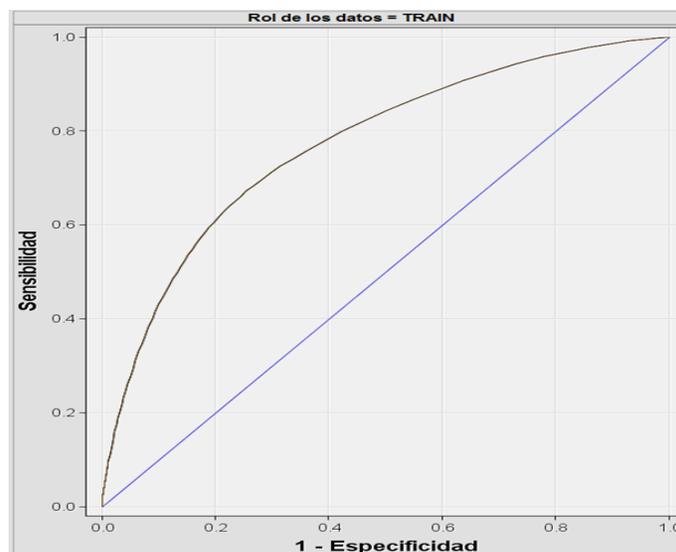


Figura 13.

En la **Tabla 23** se muestra la matriz de confusión de la base de entrenamiento del **MODELO 1** donde se puede ver que sobre el total de alertas que predijo el modelo como posibles cancelaciones (Y=1) acertó el 60.8% y de las no posibles cancelaciones (Y=0) el 79%:

		Real			
		1	%	0	%
Predicho	1	5.281	60.8%	3.400	39.2%
	0	16.467	21.0%	61.847	79.0%

Tabla 23.

Para verificar los resultados de la base de entrenamiento se realizó la puntuación del modelo para el tercer trimestre del 2015 (la puntuación se realizó a inicios de octubre). Para presentar la matriz de confusión se supuso que en total se tenían 500.000 clientes con tarjetas de crédito, pero se conservaron los porcentajes reales:

		Real			
		1	%	0	%
Predicho	1	24.037	57.0%	18.133	43.0%
	0	86.987	19.0%	370.841	81.0%

Tabla 24.

En la **Tabla 24** se puede observar que los resultados son muy estables si se comparan con la matriz de la base de entrenamiento.

Se utilizó el método Chi-cuadrado para seleccionar las variables. A continuación se muestra en la **Tabla 25** las variables que el modelo de acuerdo a este criterio seleccionó como significativas.

VARIABLE
Es_Nomina_BancoABC
ANTIGUEDAD_PORTAFOLIO
CUPO_GLOBAL_T2
EMISION_ULTI_PLASTICO
IVC_GRUPO
PAGO_CUOTAMANEJO
IVC_CANTIDAD_PORTAFOLIO
SALDO_T2
TAMANO_COMERCIAL_T2
TRX_TC_T2
Ocupación

TRIPA_SEGMENT
SEGMENTO
Rango_Edad
TIPO_TARJETA
GRUPO_SEGURO_DESEMPLEO

Tabla 25.

De acuerdo al análisis descriptivo que se mencionó en el **Paso 6** en el desarrollo del modelo en el capítulo 3, se evidenció diferencia entre clientes desertores y no desertores para la variable es nómina Banco, es decir, los clientes que no desertaron en su mayoría reciben el pago de su nómina por medio del banco. Para las variables franquicia, cliente gerenciado, actividad económica, clasificación ciudad no hay diferencia significativa entre clientes que desertaron y los que no, coherente al no quedar como variables significativas en el modelo.

Existen diferencias en el rango de fecha de vinculación en el banco para los clientes desertores y no desertores. En general la deserción se presenta en clientes que tienen 2 y 5 años de vinculación, los clientes que llevan más de 16 años vinculados no tienen mucha tendencia a caer en deserción, **eso en alguna medida da relación con el rango de edad.**

Resumen variables modelo seleccionado:

RESUMEN DE VARIABLES	
Binarias	2
Nominales	14

Tabla 26.

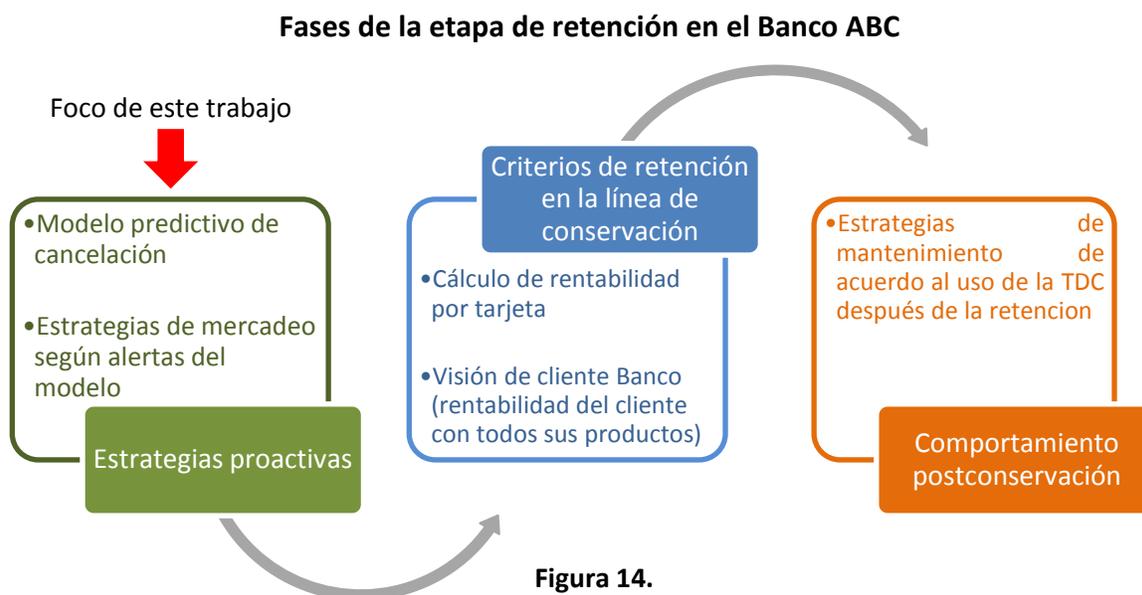
En general para cancelación se deja un cutoff del 50%. Se espera que el modelo alerte entre 50.000 y 100.000 tarjetas por trimestre.

4.1.2. Fases del programa de retención

En el capítulo 1 (página 10) se mencionaba las tres principales falencias que el Banco ABC identificó en su programa de retención de acuerdo a un estudio interno.

En la **Figura 14** se ilustran las fases que el Banco ABC considera hacen parte de la etapa de retención del ciclo de vida de un tarjetahabiente de crédito. Si bien todas estas fases son muy importantes se decidió comenzar por la fase proactiva que ha sido el foco de este trabajo, dónde se ha establecido que si la probabilidad de cancelación que tiene una tarjeta es lo suficientemente alta como para que el

modelo genere una alerta, con la ayuda del área de mercadeo se le hará una estrategia tratando que este cliente no cancele el producto. Así pues el éxito de este modelo será que la cantidad de tarjetas alertadas y canceladas sea cada vez más baja, esto se entenderá como que las estrategias de mercadeo para cambiar la intención de cancelación sí han funcionado; por otro lado también se debe reducir la tasa de cancelación, es decir que las tarjetas canceladas no lograron ser alertadas por el modelo o no se logró cambiar la intención del cliente con las estrategias implementadas.



Algo importante de mencionar, es que según la investigación de (Neslin, Gupta, Kamakura, Lu, & Mason, 2006), los modelos de deserción por lo general funcionan muy bien si se utilizan para predecir la cancelación de una base de datos aún tres meses después de hacer el pronóstico. De acuerdo a esto, a la base de alertas que se genera se le da una vigencia inicial de 3 meses para gestionar, este periodo de actuación se evaluará después de correr 2 veces el modelo.

Para el cuarto trimestre del 2015 se entregó una base con 22.446* clientes alertados por cancelación de su tarjeta de crédito principal (**Tabla 27**), 5.970* verdaderamente cancelaron su tarjeta de crédito, por lo cual el porcentaje de alertas que se convirtieron en aciertos es del 27% (concuerda con la tabla de clasificación que arrojó el modelo). Ahora, si se mide la cantidad de clientes

alertados que realmente cancelaron sobre el total de cancelaciones del trimestre, el modelo tuvo un porcentaje de aciertos del 18.5%.

Los valores con * no corresponden a los reales pero si se conservaron los porcentajes.

Cancelación	Octubre	Noviembre	Diciembre	Total
Reales canceladas	10,340*	9,578*	12,350*	32,268*
Alertadas modelo	2,653*	1,623*	1,767*	5,970*
% acierto	25.7%	16.9%	14.3%	18.5%

Tabla 27.

Si bien es fundamental en un proceso preventivo de cancelación tener una base de tarjetas de crédito con su probabilidad de deserción, lo que sigue de esto es la gestión de esta base de alertas para poder evitar que estos clientes llamen al centro de conservación del Banco ABC para cancelar su producto.

Para ayudar a crear estrategias para gestionar estos clientes, se le entrega a la gerencia de mercadeo una base donde se agregan algunas características de los clientes y sus tarjetas con probabilidad alta de cancelar, y la posible estrategia de acuerdo a campañas que ya se tienen en el Banco ABC. Para determinar cuáles serían las estrategias a desarrollar con los clientes alertados se decidió basarse en las razones que dan los clientes cuando llaman al centro de conservación para cancelar, manifestando las inconformidades que tienen con el producto. Por ejemplo, algunos clientes dicen necesitar un cupo más alto que cubra las necesidades de consumo que tienen, algunas veces el cupo del banco ABC es inferior al que tienen en la competencia; otros dicen no estar dispuestos a pagar la cuota de manejo, esto por ejemplo se puede otorgar a los clientes siempre y cuando tengan un consumo mínimo que supla de alguna manera ese ingreso al Banco ABC, entre otras razones que se tienen en los archivos de centro de conservación. Algunas otras estrategias se definió que se iban a implementar porque en campañas anteriores los clientes han mostrado mucha afinidad con esas estrategias, tanto clientes activos como inactivos, por ejemplo la compra de cartera.

Es importante resaltar que las personas que se encargan de la gestión del portafolio de tarjetas de crédito junto al área de mercadeo decidieron que las estrategias no son excluyentes entre sí, puede haber un cliente alertado al que se

le hagan varias estrategias a la vez, ya que si bien estas se hacen tratando de conservar al cliente, todas apuntan a darle más beneficios al mismo. La decisión sobre el tipo de comunicación que se realiza está sujeta al medio de envío autorizado por el cliente.

- **Estrategia 1:** Aumento de cupo – clientes con uso frecuente.

Público objetivo: Clientes con tarjetas de crédito con un porcentaje de utilización mayor o igual al 60% y que cumplen con un score buró mayor o igual a 600.

Meta: Aumentar la facturación de estos clientes, ya que en el análisis descriptivo realizado al comienzo de este trabajo se notó que los clientes con mayor uso de su tarjeta cancelan menos.

Descripción estrategia: De la base de alertas se seleccionaron todas las tarjetas que cumplían las condiciones y se les envió un correo electrónico o mensaje de texto con la propuesta del aumento de cupo. En este se le informa el valor del aumento y la tarjeta a la cual se le hará; el mensaje que se le quiere transmitir al cliente es que el Banco ABC sabe que es un usuario habitual de la tarjeta y que con el aumento de cupo podrá acceder a muchas más cosas de su interés.

- **Estrategia 2:** Aumento de cupo – clientes a igual condiciones en mercado.

Público objetivo: Clientes con un cupo mayor en el mercado y que cumplen con un score buró mayor o igual a 600.

Meta: Otorgarle al cliente un cupo más competitivo y así tratar que este no sienta que en la competencia tiene mejores condiciones, con esto se espera aumentar la facturación de estos clientes, ya que en el análisis descriptivo realizado al comienzo de este trabajo se notó que los clientes con mayor uso de su tarjeta cancelan menos.

Descripción estrategia: De la base de alertas se seleccionaron todas las tarjetas que cumplían las condiciones y se les envió un correo electrónico o mensaje de texto con la propuesta del aumento de cupo. En este se le informa el valor del aumento y la tarjeta a la cual se le hará; el mensaje que se le quiere transmitir al cliente es que el Banco ABC quiere proporcionarle la posibilidad de acceder a muchas más cosas de su interés y que es un reconocimiento por ser un buen cliente.

- **Estrategia 3:** Compra de cartera.

Público objetivo: Clientes potenciales para que el Banco ABC les realice compra de cartera de otro banco y cumplen con un score buró mayor a 600.

Meta: Traer la deuda que los clientes tienen en la competencia.

Descripción estrategia: Se seleccionaron los clientes alertados que tenían deuda en la competencia, con una buena calificación de crédito y que tuvieran cupo disponible en el Banco ABC mayor o igual a la deuda en la competencia. A estos se les contactó telefónicamente para ofrecerles la compra de cartera, se les explica las condiciones para poder hacerla como son la presentación de extractos de la otra entidad, la tasa a la cuál se le haría la compra y demás.

- **Estrategia 4:** Cambiar las condiciones de la deuda actual.

Público objetivo: Clientes susceptibles de que otra entidad financiera les compre la cartera del Banco ABC y cumplen con un score buró mayor a 600.

Meta: Persuadir a estos clientes ante una posible compra de cartera ofreciéndoles unas mejores condiciones para refinanciar su deuda actual con el Banco ABC.

Descripción estrategia: De la base de alertas se seleccionaron todos los clientes que tuvieran cupo disponible en la competencia mayor o igual al valor de la deuda con el Banco ABC y que tuvieran una buena calificación de riesgo. A estos clientes se les contactó telefónicamente para ofrecerles ampliar el plazo de sus deudas a una tasa menor de la oficial, así podrían mejorar su flujo de caja y se trata de asegurar una permanencia más larga en la organización.

- **Estrategia 5:** Compras nacionales sin tasa interés.

Público objetivo: Clientes alertados que llevan más de dos meses sin usar la tarjeta de crédito.

Meta: Lograr que estos clientes vuelvan a usar su tarjeta de crédito

Descripción estrategia: Se hizo una negociación con varios establecimientos de consumo a nivel nacional para el despliegue de esta campaña. Los establecimientos venden productos de tecnología y el beneficio de la tasa es por compras mayores o iguales a \$ 1.500.000 en referencias seleccionadas.

- **Estrategia 6:** Doble acumulación de puntos por compras internacionales durante el *Black Friday* → estrategia comercial donde se inaugura la temporada

de compras navideñas y se celebra el viernes después del día de Acción de Gracias en EEUU. El Black Friday hace varios años que se realiza en Colombia.

Público objetivo: Clientes alertados que han hecho por lo menos tres compras internacionales en los últimos 4 meses.

Meta: Aprovechar el hábito de consumo internacional de estos clientes para incentivar el uso de la tarjeta.

Descripción estrategia: Se tomaron los clientes alertados que cumplen con las condiciones para hacer parte de esta estrategia. Se les envió un correo electrónico o mensaje de texto invitándolos a disfrutar de este beneficio de doble acumulación de puntos por todas las compras internacionales superiores o iguales a 15 USD que verán reflejados en el balance posterior a esa fecha.

- **Estrategia 7:** Continuación de beneficio de exoneración de cuota de manejo.

Público objetivo: Tarjetas que iniciaron el pago de cuota de manejo hace poco o que está a punto de terminar el periodo de exoneración.

Meta: Incentivar el uso de la tarjeta de crédito.

Descripción estrategia: Se seleccionaron los clientes a los cuales se les acabó el beneficio de exoneración de cuota de manejo en el tercer trimestre del 2015 o que en el cuarto trimestre iban a comenzar a pagar. A estos clientes se les envió un correo electrónico o mensaje de texto dónde se les ofrecía continuar con el beneficio por un semestre más siempre y cuando hiciera mínimo dos compras al mes durante los siguientes seis meses, así no pagarían la cuota de manejo.

- **Estrategia 8:** Descuentos en ciertos establecimientos de consumo.

Público objetivo: Toda la base de clientes alertados.

Meta: Incentivar uso y aumentar la facturación de estos clientes.

Descripción estrategia: Estas son las estrategias que continuamente hace el Banco ABC para incentivar el uso de sus tarjetas. Los establecimientos de consumo con los que se hacen los convenios se trata que sean afines a las celebraciones que se dan durante el segundo semestre del año como amor y amistad, Halloween, navidad, adelanto de temporada escolar, etc.

Es importante mencionar que si bien todas las estrategias descritas anteriormente ya se han implementado en ocasiones pasadas en el Banco ABC, la propuesta es que se haga una comunicación diferente para los clientes alertados por modelo, inclusive hay algunas estrategias que serán exclusivas para ellos y se medirá la

efectividad teniendo un grupo de control. Más adelante se pretende realizar estrategias que sean diferenciadoras y únicas para estos clientes.

El objetivo principal con la implementación de este modelo es disminuir la tasa de cancelación voluntaria que trimestralmente es en promedio el 17% de las tarjetas en estado válido, con la gestión que se hizo sobre la base de tarjetas alertadas, se logró disminuir en el cuarto trimestre del 2015 al 12%.

4.2. Conclusiones y recomendaciones

En este trabajo se expuso el método y las técnicas usadas para desarrollar el modelo de predicción de cancelaciones de tarjetas de crédito en el Banco ABC y las estrategias implementadas para que estos clientes no llamen a cancelar el producto, así se ataca la deserción definitiva. Sin embargo, queda pendiente de realizar el modelo para la deserción parcial que aunque no afecta el indicador de cancelaciones, si golpea los frentes que generan más del 90% de los ingresos del negocio que son facturación y cartera (saldos).

El Banco ABC quedó conforme con los resultados arrojados con este modelo y las propuestas para gestionar a estos clientes. Queda el compromiso de ir continuamente monitoreando los resultados de las alertas y la respuesta de los clientes a las estrategias. También la calibración del modelo cuando sea necesario.

Si bien el foco de este trabajo fue la fase proactiva de la etapa de retención (**Figura 14**), para el Banco ABC también son muy importantes las fases de:

- Criterios de retención en la línea de conservación, y
- Comportamiento post-conservación

Como trabajos siguientes en el Banco ABC se desea hacer el cálculo de la rentabilidad para cada tarjeta de crédito y determinar de acuerdo a esto cuando se le puede otorgar a un cliente que llama al centro de conservación para cancelar su tarjeta beneficios cuantitativos como exoneración de cuota de manejo, bonos de puntos, etc. A su vez se ha determinado con áreas de segmentos de clientes que hay alguno tarjetahabientes que si bien como cliente del producto no genera rentabilidad para ese negocio, si es un cliente rentable para el Banco ABC y que por tanto se podrían otorgar algunos beneficios cuantitativos para retenerlo.

En cuanto a la fase de post-conservación es importante conocer si hay diferencias o no en el comportamiento de la tarjeta después de retener los clientes, si la usan o no, si difieren sus compras, etc., ya que ese proceso de retención tiene un costo alto y más aun cuando se retienen con beneficios cuantitativos. Se debería medir si por ejemplo, aquellos clientes que se retienen con beneficio de exoneración de cuota de manejo por 6 meses, al estar cerca de terminar el beneficio llaman nuevamente para continuar con esa exoneración, o si los clientes que se retienen con bonos de puntos si los usan y si los redimen en el catálogo propio del Banco ABC o en otros programas de fidelización (lo segundo es más costoso que lo primero). Todo esto puede servir para tomar decisiones como entregar esos beneficios atado a unas condiciones de uso como hacer por lo menos una compra al mes durante los 6 meses de exoneración, sino perdería este beneficio.

Todas las estrategias que se han planteado en este trabajo deber ser medidas para poder determinar cuáles tienen una buena acogida de los clientes y si permiten lograr el objetivo planteado con cada una.

Bibliografía

Alderete, A. M. (2006). Fundamentos del Análisis de Regresión Logística en la Investigación Psicológica. *Evaluar*, 52 – 67.

Bhattacharya, C. B. (1998). When Customers Are Members: Customer Retention in Paid Membership Contexts. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 26, 31-44.

Bose, I., & Chen, X. (2009). Hybrid Models Using Unsupervised Clustering for Prediction of Customer Churn. *Journal of Organizational Computing & Electronic Commerce*, 133-151.

Botelho, D., & Tostes, F. D. (2010). Modelagem de probabilidade de churn. *Revista de Administracao de Empresas - RAE*, 396-410.

Ching, W.-K., Ng, M. K., & Wong, K.-K. (2004). Hidden Markov models and their applications to customer relationship management. *Journal of Management Mathematics*, 13-24.

de la Fuente Mella, H., & Díaz Bravo, I. (2013). Análisis de los factores determinantes de la calidad percibida del servicio prestado por una cooperativa de ahorro y crédito: una aplicación basada en modelos de ecuaciones estructurales. *Revista chilena de ingeniería*, 21(2), 232-247.

Dyché, J. (2002). *The CRM handbook: a business guide to customer relationship management* (2da ed.). USA: Addison Wesley.

Gómez Restrepo, Á. M. (2011). Estudio empírico sobre el impacto del marketing relacional en la rentabilidad de los negocios en escenarios no contractuales. *Trabajo Final para optar al Título de Magíster en Ingeniería Administrativa - Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín*.

Hamelin, N., Nassali, A., & Hacar, T. (2009). Determining churn drivers in moroccan telecom sector. *Business Research Yearbook - Global Business Perspectives*, 16-34.

Kaura, V. (2013). Antecedents of customer satisfaction: A study of indian public and private sector banks. *International Journal of Bank Marketing*, 167 - 186.

Kloter, P., & Keller, K. L. (2006). *Marketing Management, 12 edición*. Pearson Prentice Hall.

Lewis, M. (2006). Customer Acquisition Promotions and Customer Asset Value. *Journal of Marketing Research*, 195-203.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Montgomery, D. (2002). *Introducción al análisis de regresión lineal*. México: Compañía Editorial Continental.

Neslin, S. A., Gupta, S., Kamakura, W., Lu, J., & Mason, C. H. (2006). Defection Detection: Measuring and Understanding the Predictive Accuracy of Customer Churn Models. *Journal of Marketing Research*, 204–211.

Nie, G., Rowe, W., Zhang, L., Tian, Y., & Shi, Y. (2011). Credit card churn forecasting by logistic regression and decision tree. *Expert Systems with Applications*, 15273–15285.

Oghojafor, B., Mesike, G., Bakarea, R., Omoera, C., & Adeleke, I. (2012). Discriminant Analysis of Factors Affecting Telecoms Customer Churn. *International Journal of Business Administration*, 59-67.

Pabón, A. M. (2007). *Determinantes del acceso al crédito de los hogares colombianos*. Bogotá: Banco de la República - Colombia.

Qi, J., Zhang, L., Liu, Y., Li, L., Zhou, Y., Shen, Y., . . . Li, H. (2009). ADTreesLogit model for customer churn prediction. *Annals of Operations Research*, 168, 247-265.

Qian, Z., Jiang, W., & Tsui, K.-L. (2006). Churn detection via customer profile modelling. *International Journal of Production Research*, 2913–2933.

Reichheld, F., & Kenny, D. (1991). The Hidden Advantages Of Customer Retention. *Journal of Retail Banking*, 1990-1991.

Reichheld, F., & Sasser, W. (1990). Zero defection: quality comes to services. *Harvard Business Review*, 105–111.

Sánchez, J. (2007). El valor del cliente como herramienta estratégica de gestión en un mercado industrial. *Tesis Doctoral. Universidad de Málaga*.

Şimşek Gürsoy, U. T. (2010). Customer churn analysis in telecommunication sector. *Journal of the School of Business Administration*, 35-49.

Superintendencia Financiera de Colombia. (2016). Obtenido de <https://www.superfinanciera.gov.co/jsp/loader.jsf?lServicio=Publicaciones&lTipo=publicaciones&lFuncion=loadContenidoPublicacion&id=60826>

Ultsch, A. (2002). Emergent self-organising feature maps used for prediction and prevention of churn in mobile phone markets. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 314–324.

Diseño de un programa de retención de usuarios de tarjetas de crédito

Valenzuela F, L. M., de Madariaga M, J. G., & Blasco L, M. F. (2007). Orientación al Valor del Cliente y las Nuevas Métricas de Marketing. Revisión y Análisis. *Panorama Socioeconómico*, 70-75.

Verbrakena, T., Verbeke, W., & Baesens, B. (2014). Profit optimizing customer churn prediction with Bayesian network classifiers. *Intelligent Data Analysis*, 3-24.

Zorn, S., & Jarvis, W. (2010). Attitudinal perspectives for predicting churn. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 157-169.