

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

**DISEÑAR E IMPLEMENTAR ALERTAS DE COMPORTAMIENTO  
FRAUDULENTO Y DE NUEVAS OFERTAS DE VALOR PARA CAJAVECINA  
EN BANCOESTADO**

*PROYECTO DE GRADO PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN INGENIERÍA  
DE NEGOCIOS CON TECNOLOGÍAS DE INFORMACIÓN*

**ÓSCAR EDUARDO ZÚÑIGA LARA**

PROFESOR GUÍA:  
SEBASTIÁN RÍOS PÉREZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
CONSTANZA CONTRERAS PIÑA  
PATRICIO WOLFF ROJAS  
HERNÁN SAAVEDRA PARRA

SANTIAGO DE CHILE

2016

## RESUMEN EJECUTIVO

CajaVecina de BancoEstado es un innovador sistema de servicios, el cual permite a las personas que residen en zonas alejadas de las grandes urbes o en comunas densamente pobladas, realizar una serie de transacciones bancarias y de pagos de servicios, a través de terminales instalados en los almacenes y locales comerciales de cada comuna.

Cientes y no clientes de BancoEstado se quejan a menudo de no contar con mecanismos seguros y confiables para ejecutar dichas transacciones siendo en muchos casos víctimas de fraude. Por otra parte, los ejecutivos de CajaVecina declaran que en la red de almaceneros existe un gran potencial de creatividad para hacer negocios y formas de operar más eficientes y productivas, pero, al mismo tiempo, ellos mismos no cuentan con las herramientas para capturar oportunamente esta riqueza o “nichos de comportamiento deseables” y transformarla en factor crítico de éxito.

El objetivo principal de este estudio es elaborar una propuesta de implantación de alertas tendientes a identificar y detectar tempranamente comportamiento fraudulento y oportunidades de nuevas ofertas de valor en el canal transaccional de CajaVecina.

Las principales ideas de cambio para lograr este objetivo son: la Minería de Datos y Riesgo Operacional. La metodología que se ha seleccionado para llevarlas a cabo ha sido la aplicación de Patrones de Procesos de Negocios de Dr. O. Barros.

En los años 2013 y 2014 se ejecutaron los procesos de generación de modelos de comportamiento y detección de alertas. Se detectaron cambios de comportamiento en almaceneros que en una semana pasaban de pertenecer a segmentos de baja transaccionalidad a segmentos de alta transaccionalidad y viceversa. Antes de la aplicación de esta iniciativa, no había sido posible detectar estos cambios de comportamiento.

En la actualidad, se están impulsando medidas para aumentar las transacciones a través de la migración de CajaVecinas asociadas a cluster de bajo nivel transaccional a otros cluster de mayor nivel y, detectando tempranamente anomalías, incidentes, robos, fraudes y, mal uso de los terminales.

## AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a mi esposa Carmen e hijos, Francisco e Ignacia por su buena disposición y acompañamiento durante el desarrollo de este trabajo.

Agradecer a Marta Jancso Acuña, Gerente General de CajaVecina de BancoEstado, a Carlos Peñailillo Leiva, Gerente de Operaciones y a Jorge Isla Vinagre, Gerente Comercial de CajaVecina, a Fernando Contreras Oyarzún, mi jefe directo y a mis colegas de trabajo por la comprensión y apoyo en la gestación de la tesis.

Agradecer también a mi profesor guía Sebastián Ríos Pérez, Constanza Contreras Piña, Patricio Wolff Rojas, y Hernán Saavedra Parra, miembros de la comisión por sus valiosos aportes y sugerencias. En particular, agradecer a Dr. Óscar Barros V. por sus clases inspiradoras e innumerables consejos y sugerencias. Agradecer también a Ana María Valenzuela Núñez y Laura Sáez Limari por su ayuda invaluable.

En especial, agradecer a mis padres por su ejemplo de vida, a mis hermanos por su acogida y presencia fraternal y a mis amigos que respetaron mis ausencias en los eventos familiares.

Finalmente, agradecer a la Madre Tres Veces Admirable de Schönstatt por la mediación de las gracias espirituales desde el Santuario de Bellavista de la Florida, haciendo vida el “Nada sin Ti, nada sin nosotros”.

## TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN EJECUTIVO.....	2
1. Planteamiento y motivaciones iniciales del proyecto .....	8
1.1 Antecedentes de BancoEstado .....	10
1.1.1 Rol Social .....	10
1.1.2 Misión .....	11
1.1.3 Visión.....	11
1.1.4 Mapa Estratégico.....	11
1.1.5 Posicionamiento estratégico de BancoEstado.....	13
2. Marco teórico-conceptual y metodológico .....	15
2.1 La Minería de Datos .....	15
2.2 Segmentación .....	16
2.3 Algoritmo k-means [6] .....	16
2.4 Algoritmo alternativo: k-medoids [5].....	17
2.5 Riesgo Operacional.....	17
3. Estrategia, modelo de negocio propuesto y justificación económica del proyecto ..	19
3.1 Antecedentes CajaVecina .....	19
3.1.1 ¿Qué es CajaVecina?.....	19
3.1.2 Beneficio para el almacenero .....	21
3.1.3 Modelo de Negocio de CajaVecina.....	23
3.1.4 Características generales de los actores del proyecto .....	26
3.2 El mercado de las transacciones .....	26
3.3 Diferenciación de productos de los competidores.....	27
3.4 Problema Situación Actual .....	28
3.5 Problema Situación Actual en CajaVecina .....	29
3.6 Estimación de beneficios y costos proyecto.....	29
3.6.1 Ingresos del proyecto .....	29
3.6.2 Costos del proyecto.....	30
3.6.3 Inversiones y gastos del proyecto.....	30
3.7 Evaluación Financiera .....	31
3.7.1 Estimación de flujos de caja .....	31
3.7.2 Cálculo de Indicadores .....	33
4. Diseño de la arquitectura y los procesos requeridos por el modelo de negocio.....	34

4.1	Proceso Generar Modelos Analíticos de Comportamiento de Clientes.....	37
4.2	Proceso Generar Alertas Inteligentes de Fraude Electrónico.....	38
5.	Diseño de las aplicaciones computacionales de apoyo a los procesos .....	40
5.1	Diagrama de Casos de Uso .....	40
5.2	Diagrama de secuencia de sistemas.....	44
5.3	Diagrama de secuencia.....	46
5.4	Diagrama de Paquetes.....	47
5.5	Diagrama de Clases.....	48
6.	Construcción de las aplicaciones .....	49
6.1	Creación del modelo de segmentación .....	50
6.1.1	Consolidación de los datos.....	50
6.1.2	Selección y Pre-procesamiento.....	52
6.1.3	Minería de Datos .....	53
6.1.4	Evaluación e Interpretación del modelo.....	62
6.1.5	Visualización e incorporación en los sistemas.....	75
6.2	Componentes Tecnológicas.....	79
7.	Implementación organizacional de los procesos diseñados y las aplicaciones TI de apoyo .....	80
7.1	Ejecución operativa del proceso .....	80
7.2	Resultados piloto de la ejecución del proceso .....	83
7.3	Instalación de prácticas de generación de alertas mediante segmentación.....	85
7.4	Análisis de alternativas.....	85
8.	Generalización de la experiencia .....	88
8.1	Diseño de procesos y “capa inteligente” .....	88
8.2	Segmentación .....	88
9.	Aprendizaje en la Innovación .....	91
9.1	Mirando a la organización desde su estrategia .....	91
9.2	Mirando a la organización desde su arquitectura de procesos .....	91
9.3	Instalando prácticas para la innovación .....	92
10.	Conclusiones .....	93
11.	BIBLIOGRAFÍA.....	94

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapa Estratégico BancoEstado 2014-2018.....	12
Figura 2. Posicionamiento Estratégico BancoEstado.....	13
Figura 3. Proceso de Extracción de Conocimiento.....	15
Figura 4. Segmentación en las empresas.....	16
Figura 5. Riesgo Operacional según Basilea II.....	18
Figura 6. Locales de CajaVecina.....	19
Figura 7. Servicios bancarios y pago de cuentas por CajaVecina en todo el país.....	19
Figura 8. Transacciones en CajaVecina.....	20
Figura 9. Distribución de transacciones.....	20
Figura 10. Rubros en CajaVecina.....	21
Figura 11. Modelo de Negocio CajaVecina.....	25
Figura 12. Macroprocesos.....	35
Figura 13. Cadena de Valor.....	36
Figura 14. Administrar Cartera de Clientes.....	37
Figura 15. Generar Modelos de Comportamiento.....	38
Figura 16. Gestión de Producción y Entrega.....	39
Figura 17. Generación de Alertas de Fraude Electrónico.....	39
Figura 18. Casos de Uso: Generación de Modelo de Comportamiento y Alertas.....	41
Figura 19. Diagrama de Secuencia de Sistema: Generación de Modelo de Comportamiento.....	44
Figura 20. Diagrama de Secuencia de Sistemas: Generar Alertas.....	45
Figura 21. Diagrama de Secuencia Escenario de Fallo: Generar Alertas.....	46
Figura 22. Diagrama de Secuencia: Generación de Alertas.....	47
Figura 23. Diagrama de Paquetes del Sistema.....	48
Figura 24. Diagrama de Clases del Sistema.....	49
Figura 25. Generar Modelo de Comportamiento.....	50
Figura 26. Consulta SQL: Recuperación de transacciones.....	51
Figura 27. Transacciones CajaVecina: Agosto 2014.....	52
Figura 28. Segmentación con Rapidminer.....	53
Figura 29. Proceso iterativo en Rapidminer.....	54
Figura 30. Subproceso Parameter Iteration en Rapidminer.....	54
Figura 31. Gráfico de valores de desempeño para distintos k.....	55

Figura 32. Gráfico de los centroides normalizados .....	57
Figura 33. Gráfico de los centroides con valores des-normalizados .....	57
Figura 34. Centroides de segmentos generados con K-Medoids.....	59
Figura 35. Centroides de segmentos generados con K-Medoids con k=13 .....	61
Figura 36. Proceso para des-normalizar algoritmo de segmentación .....	63
Figura 37. Gráfico de comportamiento cluster 0.....	64
Figura 38. Gráfico comportamiento transaccional del cluster 1.....	65
Figura 39. Gráfico comportamiento transaccional del cluster 2.....	66
Figura 40. Comparación del tamaño de los cluster entre sí .....	66
Figura 41. Comparación del número de transacciones de los cluster entre sí .....	67
Figura 42. Comportamiento del cluster 0 .....	70
Figura 43. Comportamiento del cluster 1 .....	71
Figura 44. Comportamiento de cluster 1 .....	71
Figura 45. Proceso de almacenamiento del modelo .....	76
Figura 46. Proceso de aplicación del modelo.....	77
Figura 47. Macros que controlan el proceso de alertas.....	77
Figura 48. Acción de la macro que ejecuta proceso de RapidMiner .....	78
Figura 49. Arquitectura de Componentes Tecnológicas.....	79
Figura 50. Generación de alertas .....	80
Figura 51. Vista de transacciones CajaVecina por la Intranet.....	81
Figura 52. Registro en calendario de la intranet.....	81
Figura 53. Formulario de control del sistema .....	82
Figura 54. Cuadro de diálogo para ingresar fecha de inicio .....	82
Figura 55. Resultado cambios de comportamiento .....	84
Figura 56. Resultado cambio de comportamiento .....	84
Figura 57. Trasladar miembros de un cluster a otro.....	89
Figura 58. Cadena de valor extensiva a los clientes y proveedores.....	92

## 1. Planteamiento y motivaciones iniciales del proyecto

Para la materialización de los objetivos del plan estratégico 2014 – 2016, BancoEstado requiere de cambios importantes a fin de proveer al cliente calidad y transparencia, confiabilidad y seguridad, cercanía y acceso, y una relación a largo plazo en vistas a su fidelización. Lograr la buena experiencia del cliente es la motivación central para desarrollar e implementar mecanismos de prevención de fraudes en los canales que como CajaVecina, puedan aportar valor al cliente ofreciéndole una transacción segura a bajo costo.

La otra motivación fundamental está relacionada directamente con el cumplimiento del rol social de BancoEstado que es parte constitutiva y fundamental para su existencia. El rol social es esencial para BancoEstado, aquello que hace que sea lo que es. En otras palabras, si BancoEstado no asume y vive para cumplir este rol, deja de ser lo que es y pasa a ser otro banco más de la plaza. El rol social de BancoEstado es parte de su Ley Orgánica. Por lo tanto, ofrecer al cliente confianza, seguridad, cercanía y una relación perdurable en el tiempo es parte de su misma esencia y razón de ser.

BancoEstado realiza su rol como banco público al estar presente donde otros no están, con la red de atención más extensa del país cubriendo el 100 % de las comunas. A diciembre de 2014, BancoEstado es el único banco en 77 comunas de Chile<sup>1</sup>. La presencia de BancoEstado y sus Filiales en estos lugares no tiene que ver con un objetivo o meta económica sino más bien, con un objetivo social procurando que cada chileno, en cualquier lugar, pueda desarrollarse y emprender.

En este sentido, la red de CajaVecina contribuye al cumplimiento del rol social de la Corporación BancoEstado con su presencia en todas las regiones y comunas del país.

---

<sup>1</sup> Ver página web de la Corporación BancoEstado: <http://www.corporativo.bancoestado.cl/sala-de-prensa/noticias-bancoestado/noticias/2014/12/05/nuevamente-bancoestado-abrir%C3%A1-43-oficinas-de-serviestado-este-domingo>.



Sin perjuicio de lo expuesto, BancoEstado está procurando compatibilizar su rol social con rentabilidad económica. En este sentido está favoreciendo los canales automatizados que son menos costosos en términos económicos, tales como:

- ATM,
- Buzonera,
- Dispensadores de Información,
- E-mail,
- Internet,
- Telefonía IVR,
- POS, Caja Vecina,
- Mobile.

Esta tendencia de BancoEstado de favorecer el uso de canales automatizados, va a cambiar la manera de atender a los clientes e influir directamente en la forma de operar por estos canales. Se solicitará y conducirá a los clientes a fin de que usen estos medios físicos para acceder a la oferta de valor, productos y servicios, al mismo tiempo que favorecerá la atención de los clientes más rentables en las sucursales.

Si bien es cierto que los canales de autoservicio han proliferado conforme los avances tecnológicos lo permiten, también lo es que un gran número de clientes BancoEstado no utilizan estos medios por temor o desconocimiento de prácticas seguras.

Por lo tanto, se hace imprescindible contar con medios más seguros y confiables porque la tecnología y los sistemas de autoservicio como Internet, ATM's o cajeros automáticos, CajaVecina, los kioscos web, dispensadores de saldo y otros, son medios imprescindibles para cumplir con el objetivo estratégico de ser un banco masivo y relevante.

Por esta razón, es de vital importancia invertir tiempo y dinero en la seguridad y usabilidad de estos canales.

## 1.1 Antecedentes de BancoEstado

El proyecto se sitúa en el ámbito de la industria bancaria chilena compuesta por 25 bancos y una superintendencia (SBIF) que norma el negocio bancario. Los bancos a su vez, necesitan de empresas filiales para desarrollar sus negocios relacionados. Es así como BancoEstado cuenta con su filial CajaVecina, canal transaccional de servicios financieros que está presente en los almacenes de barrios a lo largo de todo el territorio chileno.

En este innovador sistema de servicios financieros que es CajaVecina, se enmarca nuestro proyecto.

Para comprender CajaVecina es necesario entender primeramente las motivaciones y antecedentes generales de BancoEstado.

### 1.1.1 Rol Social<sup>2</sup>

Comprende la inclusión de todos los sectores sociales en el sistema financiero. De acuerdo a esto, BancoEstado prioriza su gestión comercial y, por ende, los proyectos de acuerdo al impacto social.

Para realizar el rol social se requiere realizar una gestión bancaria de excelencia, eficiente, moderna y competitiva. En este proceso es clave la modernización continua en la atención de personas, la maximización del retorno para el Estado de Chile, el respeto por el medioambiente y la adecuada comunicación con sus distintos grupos de interés.

En este sentido, son de gran interés la bancarización, la cobertura nacional, la creación y ejecución de proyectos emblemáticos<sup>3</sup>.

---

<sup>2</sup> Ver en el sitio web 2015 BancoEstado: <http://www.corporativo.bancoestado.cl/Acerca-BancoEstado/responsabilidad-social>.

<sup>3</sup> Un proyecto emblemático en este sentido ha sido la participación de BancoEstado, a partir del 2010, en la campaña de educación para prevenir fraudes “Avísplate”. La iniciativa fue impulsada por la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras, y estuvo orientada a proteger a clientes de posibles fraudes a través de las plataformas virtuales de los bancos del país.

### 1.1.2 Misión<sup>4</sup>

Existimos para que Chile sea un país más inclusivo, equitativo y con oportunidades que lleguen a todos.

### 1.1.3 Visión

Somos un banco del Estado, comprometido y eficiente, que trabaja por el desarrollo del país y de todos los chilenos.

### 1.1.4 Mapa Estratégico<sup>5</sup>

El mapa estratégico actual de BancoEstado que rige para los años 2014 – 2018 es representado en la siguiente Figura 1.

---

<sup>4</sup> Respecto de la misión y visión 2015 BancoEstado [http://www.corporativo.bancoestado.cl/Acerca-BancoEstado/Plan\\_Estrategico.aspx](http://www.corporativo.bancoestado.cl/Acerca-BancoEstado/Plan_Estrategico.aspx).

<sup>5</sup> Sobre el mapa estratégico ver [http://www.corporativo.bancoestado.cl/Acerca-BancoEstado/Plan\\_Estrategico/mapa-estrat%C3%A9gico-2014-2018](http://www.corporativo.bancoestado.cl/Acerca-BancoEstado/Plan_Estrategico/mapa-estrat%C3%A9gico-2014-2018).

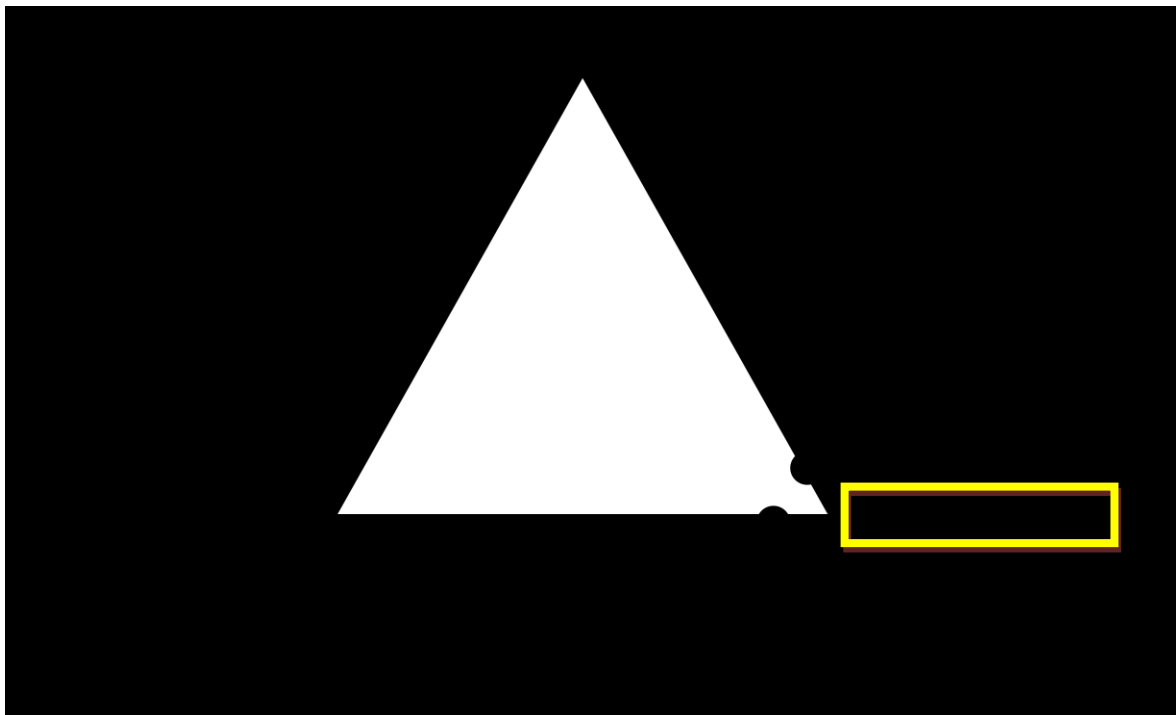


Figura 1. Mapa Estratégico BancoEstado 2014-2018

Para este proyecto, será de suma importancia centrarse en el **Ámbito Procesos Internos** destacado en Figura 1 que incluye el objetivo estratégico, “Ampliar las redes transaccionales, propias o de terceros, en forma segura para los clientes” lo que impactará en el “Liderazgo en empresas de menor tamaño” y “Liderazgo en Banca Masiva”.

### 1.1.5 Posicionamiento estratégico de BancoEstado

De acuerdo al modelo Delta de Arnoldo C. Hax, BancoEstado y Filiales se encuentra posicionado en vértice de mejor producto, como se ve en Figura 2.



**Figura 2. Posicionamiento Estratégico BancoEstado**

A través de la oferta de valor, servicios y productos bancarios, BancoEstado atrae a sus clientes favoreciendo el emprendimiento en particular a los segmentos de microempresas y la pequeña empresa.

En tiempos de crisis financiera, BancoEstado ha procurado actuar en forma anti cíclica. Por ejemplo, en la crisis financiera del año 2009, fue la única entidad financiera en dar fluidez a los créditos, asumiendo riesgos que otros bancos de la plaza no corrieron. Ese mismo año, BancoEstado aumentó su participación de mercado en colocaciones en 4 puntos respecto del año anterior.

Con sus productos masivos, BancoEstado procura llegar a todos los chilenos. Este es el caso de CuentaRut con más de 7 millones de cuentas activas en el país. CuentaRut se ha diseñado principalmente para operar en medios electrónicos como Internet, ATM's y CajaVecina.

Finalmente, BancoEstado es instrumento de políticas públicas del Estado de Chile, distribuyendo los productos y servicios de fondos de garantía como Fogape, Fogain, CORFO y subsidios habitacionales y de otros tipos.

En resumen:

- ✓ BancoEstado requiere cumplir con su rol constitutivo y constituyente:  
Ser un banco masivo con un marcado rol social que se traduce en la bancarización e inclusión financiera de todos los chilenos.
- ✓ Para lograr esta masividad e inclusión de todos los sectores sociales del país, BancoEstado requiere de Canales de Auto-atención y Electrónicos. De otra forma, sólo con los Canales Presenciales (Sucursales) no es posible cumplir su objetivo estratégico.

Uno de estos canales electrónicos importantes para BancoEstado es CajaVecina.

## 2. Marco teórico-conceptual y metodológico

Las principales ideas de cambio contenidas en este proyecto son:

- Minería de Datos
- Riesgo Operacional

### 2.1 La Minería de Datos

Corresponde a una etapa del proceso de extracción de conocimiento a partir de los datos como se observa en la siguiente figura:

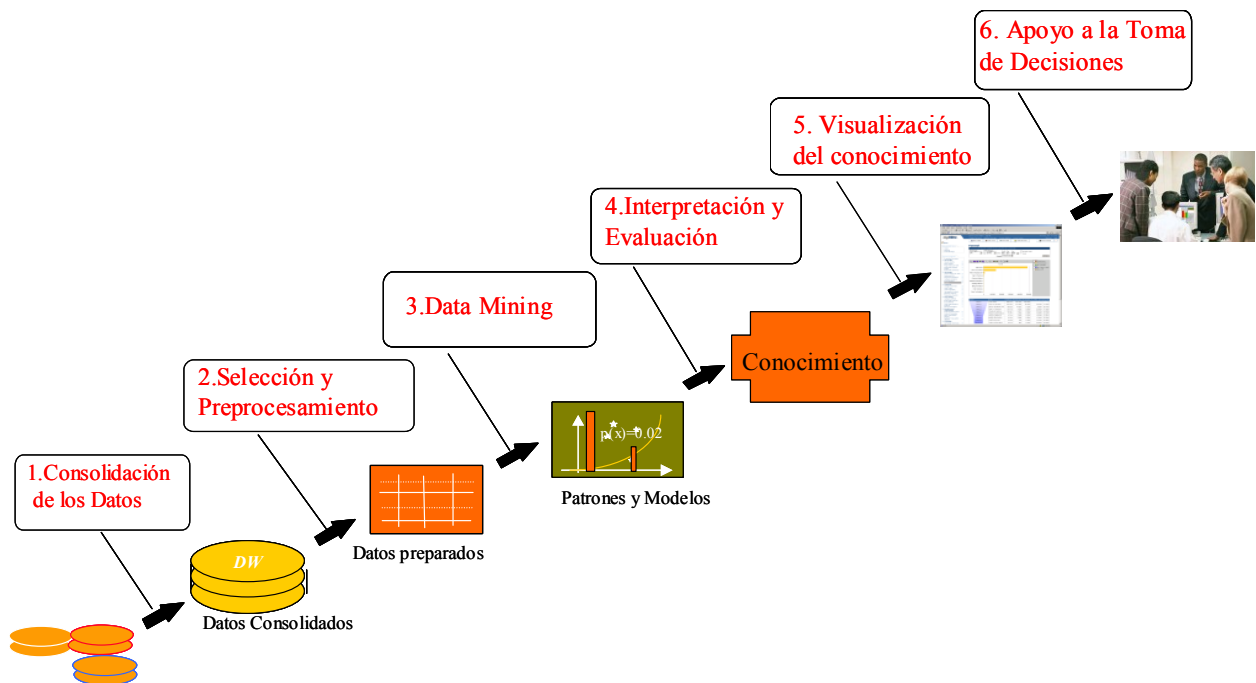


Figura 3. Proceso de Extracción de Conocimiento

Este proceso es conocido como “descubrimiento de conocimiento en bases de datos” (Knowledge Discovery in Databases, KDD). La minería de datos es sólo una de estas etapas o fases del proceso KDD, que se define como “el proceso no trivial de identificar patrones válidos, novedosos, potencialmente útiles y, en última instancia, comprensibles a partir de los datos” [2]. La fase de minería de datos tiene como objetivo la obtención de los modelos o patrones.

Estos modelos pueden ser de dos tipos: **predictivos** y **descriptivos**. Los modelos predictivos pretenden estimar valores futuros o desconocidos de variables de interés. Los modelos descriptivos identifican patrones que explican o resumen los datos.

Las tareas de clasificación y regresión producen modelos predictivos y las de agrupamiento, reglas de asociación y análisis correlacional producen modelos descriptivos.

Las técnicas más utilizadas en la clasificación y regresión son los árboles de decisión y las redes neuronales las que pueden inferir modelos predictivos y, las técnicas de segmentación o “clustering” son las que producen modelos descriptivos. Este último tipo de técnicas serán las que utilizará este proyecto preferentemente.

## 2.2 Segmentación

El proceso de segmentación consiste en dividir clientes, en el caso de operadores de CajaVecina, en establecer grupos más pequeños con características similares. El objetivo es entender mejor sus necesidades y hacerles una oferta que les brinde mayor satisfacción.

La segmentación es un proceso creciente, en el sentido que las empresas trabajan cada día con mayor número de segmentos, ya que es la única forma de aumentar significativamente la satisfacción de los clientes (ver Figura 4. Segmentación en las empresas). Uno de nuestros objetivos es entender mejor las necesidades de los operadores de CajaVecina y sus comportamientos mediante la segmentación.

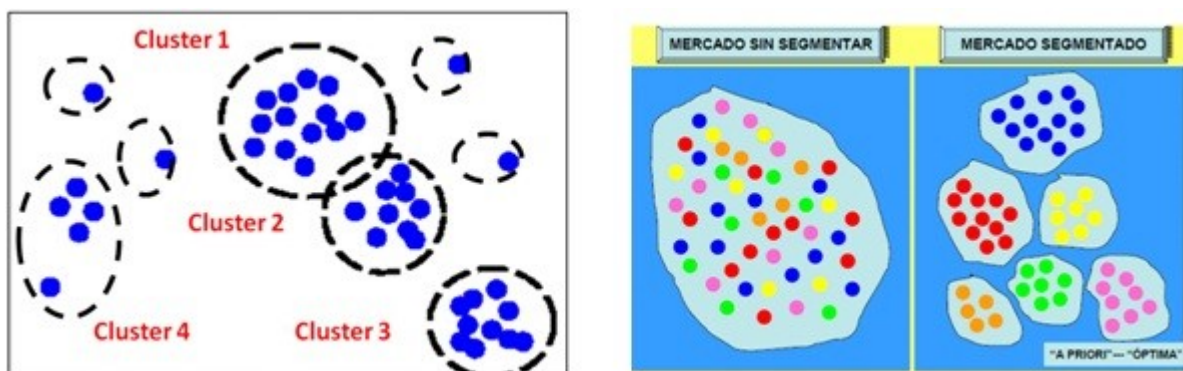


Figura 4. Segmentación en las empresas

## 2.3 Algoritmo k-means [6]

El objetivo es minimizar la disimilitud de los elementos dentro de cada cluster y maximizar la disimilaridad de los elementos que caen en diferentes clusters.

INPUT: Un conjunto de datos  $S$  y  $k$  número de clusters a formar;



OUTPUT: L una lista de los clusters en que caen las observaciones de S.

1. Seleccionar los centroides iniciales de los k clusters:  $c_1, c_2, \dots, c_k$ .
2. Asignar cada observación  $x_i$  de S al cluster  $C(i)$  cuyo centroide  $c(i)$  está más cerca de  $x_i$ . Es decir,  $C(i) = \operatorname{argmin}_{1 \leq k \leq K} \|x_i - c_k\|$
3. Para cada uno de los clusters se recalcula su centroide basado en los elementos que están contenidos en el cluster y minimizando la suma de cuadrados dentro del cluster. Es decir, Ir al paso 2 hasta que se consiga convergencia.

#### 2.4 Algoritmo alternativo: k-medoids [5]

Este algoritmo es una variante del algoritmo k-means, permitiendo una descripción sintética de las transacciones de CajaVecina a través de sus representantes. Los centroides que en este caso pertenecen a las observaciones de un operador en particular, a diferencia del algoritmo k-means.

Se podría decir que este algoritmo encuentra al almacenero, representante típico de su clase respecto del comportamiento transaccional.

#### 2.5 Riesgo Operacional

Las pérdidas producidas por fraude electrónico son gestionadas por el área de riesgo operacional de BancoEstado según lo establecido en Basilea I, II y III. Los bancos en Chile son regulados por este estándar internacional para la gestión y supervisión de los riesgos operacionales.

Los bancos deben gestionar los riesgos de crédito, riesgo financiero y riesgo operacional. Identificar los riesgos de pérdida en los procesos del banco (líneas de negocios), los factores de riesgo que ocasionan estas pérdidas y los controles que los mitigan es parte de la función de cumplimiento y seguridad operacional en los bancos.

El nivel de riesgo en los bancos se contabiliza como provisión, es decir, como un costo a asumir y una exigencia de capital que desde Basilea I a Basilea III ha aumentado paulatinamente de acuerdo a los datos entregados por Bank for International Settlement (BIS). Ver Figura 5.

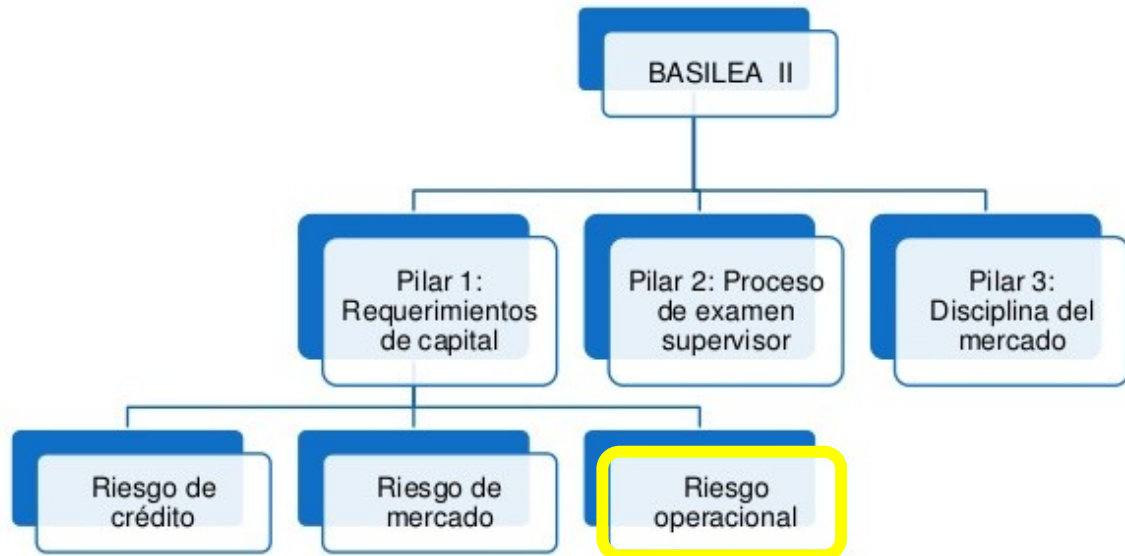
Basilea II contempla 3 pilares igualmente importantes y que se refuerzan mutuamente.

- Pilar I: requerimientos mínimos de capital
- Pilar II: gestión y supervisión

- Pilar III: transparencia y disciplina de mercado

Para muchos países en desarrollo, los principales desafíos están en la implementación de los Pilares II y III.

## PILARES



**Figura 5. Riesgo Operacional según Basilea II**

Este proyecto está relacionado con riesgo operacional porque espera reducir las pérdidas por fraude electrónico.

### 3. Estrategia, modelo de negocio propuesto y justificación económica del proyecto

#### 3.1 Antecedentes CajaVecina

##### 3.1.1 ¿Qué es CajaVecina?

CajaVecina es un innovador sistema de servicios financieros y no financieros, el cual permite a las personas que residen en zonas alejadas de las grandes urbes, o en comunas densamente pobladas, realizar una serie de transacciones bancarias, a través de terminales, POS (Point of Sale) instalados en los almacenes y locales comerciales de cada comuna.



Figura 6. Locales de CajaVecina

CajaVecina permite realizar una serie de transacciones bancarias, a través de terminales instalados en los almacenes y locales comerciales, ver Figura 8. Transacciones en CajaVecina.



Figura 7. Servicios bancarios y pago de cuentas por CajaVecina en todo el país

Recurso clave: LA RED 14.000 Cajas Vecinas (Diciembre 2014).

La filial de BancoEstado comenzó sus operaciones en noviembre de 2005, con sólo dos puntos de atención.

Hoy en día, Caja Vecina cuenta con las siguientes transacciones:



Figura 8. Transacciones en CajaVecina

La red CajaVecina realiza de forma mensual un promedio de 17,5 MM transacciones válidas, siendo MM 18,8 en el mes de octubre 2014.

La distribución de las principales transacciones de CajaVecina es:

### % Participación Transacciones Agosto 2014

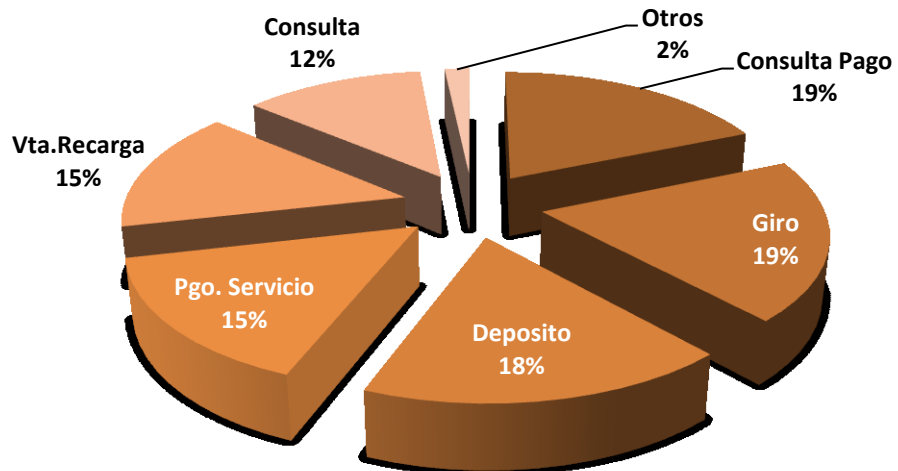


Figura 9. Distribución de transacciones

El 67% de los Almaceneros de CajaVecina son mujeres con un promedio de 48 años con rubro de atención según se muestra en la siguiente figura:

### Distribución según rubro

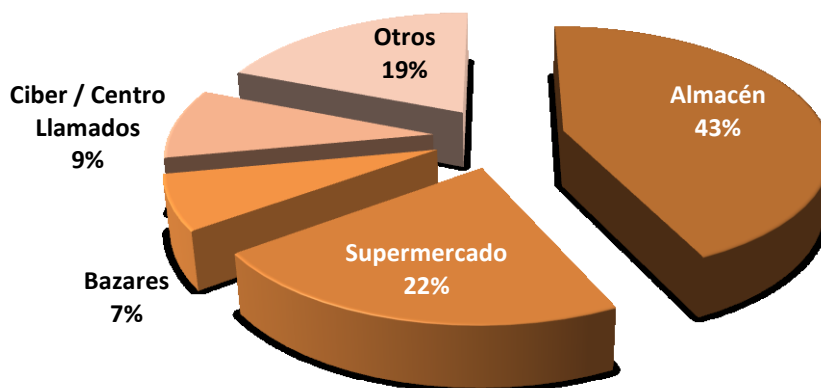


Figura 10. Rubros en CajaVecina

#### 3.1.2 Beneficio para el almacenero

El almacenero de CajaVecina, perteneciente al segmento Microempresas y Pequeña Empresa de BancoEstado, obtiene doble beneficio. Por una parte, recibe los beneficios de su negocio propiamente tal, de acuerdo al giro comercial de su local o almacén y, por otra parte, los ingresos por comisiones que el banco le provee por efectuar transacciones comerciales con los clientes del banco.

Este modelo de negocio es sinérgico porque favorece un mayor flujo de clientes al local comercial.

Los factores impulsores de un mayor beneficio para el almacenero son:

- **Más Clientes:** Al tener el modelo en el negocio, aumenta el flujo de clientes.
- **El almacenero marca diferencia respecto de sus pares:** Con CajaVecina se diferencia del negocio de los pares, debido a que entrega servicios exclusivos del Banco.
- **El almacenero es un Servidor Social:** Presta un servicio esencial para la comunidad. Mejora imagen del almacén.
- **Ganancia:** Percibir comisión por la prestación del servicio.

- **Constituirse en socio estratégico de BancoEstado.** Permite un trato preferencial en la atención y potenciales servicios bancarios.

### 3.1.3 Modelo de Negocio de CajaVecina

Para describir el modelo de negocio de CajaVecina de BancoEstado recurrimos a las dimensiones fundamentales contenidas en la Misión y Visión de la empresa desde el punto de vista de propuesta de valor al cliente, fórmula de utilidades, recursos y procesos claves.

#### **El cliente**

- Cualquier chileno, en cualquier lugar que pueda emprender y desarrollarse. No necesariamente bancarizado.
- Clientes BancoEstado, algunos de ellos no son atendidos por el resto del sistema financiero por su baja rentabilidad y proyección económica (de bajos recursos). Dentro de los clientes BancoEstado se encuentran los almaceneros.

#### **Propuesta de valor al cliente**

- Dar servicios financieros integrales con acceso cercano a todos los chilenos (presencia en localidades y barrios donde otros bancos no están presente), con medios de pago de bajo costo a través de canales presenciales o preferentemente electrónicos.
- Acompañar y fomentar el emprendimiento dando un fuerte respaldo a la micro, y pequeña empresa, con créditos y otros servicios financieros oportunos y confiables.
- Para el almacenero:
  - Generar ingresos adicionales al negocio principal por cobro de comisiones que le paga CajaVecina.
  - Aumentar flujo de clientes al local (búsqueda de servicios financieros).
  - Ofrecer una alternativa de pago para los clientes del almacenero.

#### **Fórmula de Utilidades**

- + Ingresos por comisiones en transacciones y servicios financieros y no financieros.
- Costos operacionales de la Filial CajaVecina y por transacción.
- Gastos Administrativos
- Provisiones por riesgo operacional

## **Recursos Claves**

- Red de CajaVecina con 14.000 puntos en todo el territorio chileno.
- Equipo de personas que atienden la Venta de CajaVecina.
- Equipo de personas que atiende la Post Venta de CajaVecina:
  - Comercial
  - Operativo y,
  - Tecnológico
- Infraestructura física y tecnológica para atender la operación.
- Marca CajaVecina.

## **Procesos Claves**

- Venta de CajaVecina, Afiliar CajaVecina.
- Post Venta Comercial y Operativa de CajaVecina.
- Gestionar la Operación
- Gestionar Recursos Tecnológicos
- Monitorear Transacciones y Disponibilidad del Canal

El modelo de negocio es representado por la Figura 11.



## MODELO DE NEGOCIO CAJAVECINA



Figura 11. Modelo de Negocio CajaVecina

### 3.1.4 Características generales de los actores del proyecto

Los actores del modelo de negocio de CajaVecina y, por consiguiente relacionados con este proyecto, son:

- Los clientes
  - Cualquier chileno.
  - Preferentemente, los que no son atendidos por la banca y sistema financiero debido a su baja rentabilidad.
- Los almaceneros
  - Microempresarios.
  - Servidor Social.
  - Socio estratégico de BancoEstado.
- Los ejecutivos de relación CajaVecina
  - Profesionales asignados a cada almacenero. En la actualidad son alrededor de 60 profesionales.
- Líderes CajaVecina
  - Jefes comerciales y operativos.
  - Gerentes comercial y operativo.
  - Gerente General
  - Directorio
- Empresas e Instituciones con convenios

### 3.2 El mercado de las transacciones

La competencia directa de CajaVecina es:

- **Multicaja** y sus filiales Multitarjeta, PinCenter y iswitch. En total alrededor de 8.000 POS. Paradojalmente, el gestor de Multicaja es Javier Etcheberry quien fue creador de CajaVecina BancoEstado.
- **ServiPag Express**. Servipag es una empresa líder en el mercado de las transacciones, pagos y recaudaciones, que fue creada en 1990 por dos de las principales instituciones financieras del país, BCI y Banco de Chile, como una sociedad orientada al apoyo del giro bancario nacional.

- **Sencillito** es un sistema de recaudación de propiedad de GTECH Corporation Chile el cual nace en el año 2001 con el fin de satisfacer las necesidades de pago de cuentas. Sencillito entrega una variada gama de servicios como comprar prepagos, recargas telefónicas y enviar giros de dinero. Sencillito posee más de **601** locales de pago a lo largo del país a través de los cuales los clientes pueden cancelar sus cuentas en un horario extendido de atención.



### 3.3 Diferenciación de productos de los competidores

CajaVecina se diferencia de sus competidores porque cuenta con productos masivos de medios de pagos activos en el mercado financiero como son sus 4 millones de CuentaRut.

Otro recurso clave es la red de sucursales a lo largo de todo el país y el apoyo de su filial ServiEstado que permite mantener el modelo de negocio CajaVecina, puesto que los almaceneros deben concurrir a las sucursales de BancoEstado para depositar y mantener en equilibrio su caja. Esto último permite disminuir el riesgo de robo al mantener mucho dinero en efectivo en el almacén.

CajaVecina realizar alrededor de 12 millones de transacciones al mes siendo líder en el mercado transaccional.

### 3.4 Problema Situación Actual

- La percepción generalizada de inseguridad de los clientes por temor a fraude frente a la utilización de los canales:
  - ATM,
  - Buzonera,
  - Dispensadores de Información,
  - E-mail,
  - Internet,
  - Telefonía IVR,
  - Caja Vecina.
- En el último tiempo, se observa un explosivo aumento de fraudes por intervención de los POS, terminales de punto de venta.

El fraude bancario de Temuco afectó a más de 1.000 personas (Agosto 2012) mediante clonación de tarjetas e intervención de los cajeros automáticos.

Faltan mecanismos de interacción con los clientes (en línea) a fin de prevenir acciones riesgosas de pérdida por fraude electrónico.

La ley del Sernac Financiero está obligando a los bancos a controlar y disminuir los tiempos de respuesta al cliente.

### 3.5 Problema Situación Actual en CajaVecina

Los principales problemas existentes en el canal transaccional de CajaVecina son:

- Robos de POS y consiguientes fraudes. Mal uso de los POS. Reacción tardía.
- Gestionar Problemas con los POS. Reclamos de Almaceneros. No existe alerta temprana.
- No existe **caracterización** de los POS de acuerdo a su **comportamiento** en:
  - Transacciones
  - Servicios Bancarios
  - Pagos
  - Variables demográficas
  - Malas prácticas (abultamiento)
  - Mal uso de la línea de crédito
- No existe sistema de alerta temprana tecnológica, operativa y comercial. Acciones tardías.
- Hace falta un proceso de generación de alertas y su notificación temprana basado en un monitoreo “inteligente” de **comportamiento transaccional**, variables demográficas y buenas prácticas de acuerdo a la normativa vigente para los puntos de red de CajaVecina.

### 3.6 Estimación de beneficios y costos proyecto

Para la estimación de beneficios y costos del proyecto, se considerará sólo los ingresos y costos marginales debido a la materialización de este proyecto descartando aquellos que la organización de CajaVecina implementará de acuerdo a su desarrollo y crecimiento proyectado.

#### 3.6.1 Ingresos del proyecto

- + Ahorro. Disminución de robos, fraudes, mal uso de los POS.
- + Ahorro comisiones. Disminución de abultamientos (atomizar las transacciones de giros, depósitos y consultas de saldo para obtener mayores comisiones)<sup>6</sup>.
- + Ahorro por disminución de la provisión por riesgo operacional.

---

<sup>6</sup> Se debe distinguir aquellos beneficios que produce el proyecto y los que captura la organización sin el proyecto.

- + Indirectos comerciales por utilización de los cluster para gestión de los puntos de red y aumentar, entre otros, las transacciones en el canal CajaVecina. Se impulsarán medidas para aumentar las transacciones movilizándolo a los POS asociados a cluster de bajo nivel transaccional a otros cluster de mayor nivel. Se buscará, por ejemplo, detectar y transmitir las buenas prácticas de los mejores cluster en cuanto a su comportamiento transaccional.

### 3.6.2 Costos del proyecto

Los costos operacionales del proyecto se deducen directamente de la ejecución del proceso de generación inteligente de alertas. Este proceso no existe actualmente, y, por lo tanto, su ejecución es sólo debida al proyecto.

- HH empleadas en la ejecución del proceso de generación de alertas. HH de analista de procesos de CajaVecina que genera las alertas.
- HH de ejecutivos de relación de CajaVecina dedicadas a seguimiento de alertas para establecer y definir acciones correctivas. Los ejecutivos y analistas deberán investigar, llamar y comprobar las irregularidades detectadas por el sistema.

Una vez detectadas las irregularidades, CajaVecina aplica sus procesos de post venta y administración de cartera que están establecidos en el mapa de procesos. Estos procesos, como cierre de POS, visitas a terreno por robo y mantenimiento y otros, no forman parte de este proyecto y, por lo tanto, sus costos no se incluyen.

- HH por mantención del modelo de segmentación. Se estima una mantención trimestral del modelo.

### 3.6.3 Inversiones y gastos del proyecto

- HH por generación del modelo de segmentación.
- Inversión en HH por desarrollo de la arquitectura.
- HH en capacitación.

No hay inversión en sistemas tecnológicos (hardware) puesto que la organización cuenta con todos ellos. Se requiere acceso al sistema de gestión de CajaVecina para extraer los datos, acceso al servidor del SharePoint. Para crear página web, se utiliza un espacio en el servidor existente.

En cuanto a software, se requiere licencia de MS Access con la que cuenta la organización y Rapidminer, que es libre. En el modelo solución se utiliza en forma opcional Exchange para comunicación a los ejecutivos de relación de las alertas

mediante e-mails. Este servidor y su software (Outlook) son asimismo, inversión de la organización que no se consideran en este proyecto.

### 3.7 Evaluación Financiera

De acuerdo a la identificación de los beneficios y costos, se realiza el caso de negocio correspondiente.

#### 3.7.1 Estimación de flujos de caja

El horizonte de la evaluación será de tres años a partir del cual los imitadores de esta tecnología ingresarán al mercado de servicios financieros y, por lo tanto, los flujos futuros serán igual a la inversión.

Monto en miles de \$	Año 0	Año 1	Año 2	Año 3
<b>Ingresos por Ahorros</b>				
De robos, fraudes, mal uso de los POS		1.300	1.300	1.300
De abultamientos		5.000	5.000	5.000
De provisión por riesgo operacional		6.000	6.000	6.000
Ingresos por gestión comercial		12.000	12.000	12.000
<b>Costos directos</b>				
Analista de procesos		-550	-550	-550
Ejecutivo de relación		-1.374	-1.374	-1.374
Analista de Inteligencia Negocios		-183	-183	-183
<b>RESULTADO OPERACIONAL</b>		<b>22.193</b>	<b>22.193</b>	<b>22.193</b>
<b>Gastos en Administración</b>				
Capacitación		-275	-275	-275
Gestión del cambio		-1.924	-1.924	-1.924
<b>RESULTADO NO OPERACIONAL</b>		<b>19.994</b>	<b>19.994</b>	<b>19.994</b>
Impuesto 20%		-3.999	-3.999	-3.999
Utilidad después de impuesto		15.995	15.995	15.995
Inversión Inicial	-378			
<b>Flujo de Caja</b>	<b>-378</b>	<b>15.995</b>	<b>15.995</b>	<b>15.995</b>

Tabla 1. Caso de Negocio

#### 3.7.1.1 Ingresos por ahorros

Teniendo en cuenta la estimación de 260 casos de robo al año y, considerando que el monto promedio en la caja del almacenero es de \$ 100.000, se obtiene un promedio de M\$ 26.000 anuales por robos. Considerando un escenario conservador, el 5% de estos casos es detectado por el proceso de gestión de alarmas, obteniéndose M\$ 1.300.

Por abultamiento, se han detectado, por análisis de datos de transacciones, más de M\$ 100.000 anual. Haciendo nuevamente, un supuesto conservador del 5% debido al proyecto, se obtiene M\$ 5.000.

Provisiones por riesgo operacionales son equivalentes a los riesgos de pérdida por fraudes a los almaceneros y son del orden de magnitud de los robos aunque menos frecuentes. Se estiman en M\$ 200.000 anuales. En escenario conservador, suponiendo que el proceso de alerta temprana da cuenta de un 3% de este monto provisionado, se obtiene M\$ 6.000 anuales.

#### **3.7.1.2 Ingresos por gestión comercial**

Los ingresos por gestión comercial son difíciles de estimar puesto que implican gestionar las buenas prácticas de los cluster que tienen mayor transaccionalidad y traspasárselas a los cluster de baja transaccionalidad. Los beneficios de contar con segmentación para aplicaciones comerciales se estiman en el mercado en M\$ 30.000 semestral<sup>7</sup>. Asumiendo que este valor es el valor de mercado para las empresas consultoras de inteligencia de negocios, y considerando que el proyecto entregará un producto semejante aunque de menor valor puesto que no es el objetivo del proyecto en sí, se obtiene un valor del 80% menos, es decir, M\$ 30.000 anuales.

#### **3.7.1.3 Costos directos**

Son los costos marginales por concepto de horas hombre de analista de procesos, ejecutivo relacional y analista de inteligencia de negocios. La ejecución del proceso es de frecuencia semanal correspondiente a 1 hora. Considerando 5 casos detectados en promedio semanal y un tiempo de 0,5 horas promedio por caso para el ejecutivo relacional en análisis, detección y seguimiento, se obtiene 2,5 horas a la semana.

La hora hombre para los tres roles mencionados se asumirá de UF 0,5.

#### **3.7.1.4 Gastos en administración**

Se reducen a las horas hombres utilizadas para capacitar al analista de procesos y para instalar las prácticas de inteligencia de negocios. Se debe invertir tiempo en demostrar la conveniencia de aplicar los métodos de data mining. Estos últimos son cambios de primer orden en lenguaje de gestión del cambio.

---

<sup>7</sup> Ver proyecto de grado de Carlos Daza para Nextel.



Asumiendo un gasto de 2 horas mensuales en capacitación y tomando en cuenta las personas claves que son factores de éxito para que el proyecto se realice, se obtienen las horas utilizadas para la gestión del cambio.

### 3.7.1.5 Inversión inicial

Corresponde a la generación del modelo de segmentación y a la instalación de la arquitectura habilitante.

- Generación del modelo de segmentación

Se estima en 18 horas hombre para diseñar e implementar el modelo de segmentación en la herramienta de data mining. Aplicando el proceso de KDD, desde la extracción de los datos, pre-procesamiento, incluyendo data mining y la evaluación del modelo hasta su grabación y registro para ser utilizado por la organización.

- Desarrollo de la arquitectura

El desarrollo e instalación de la arquitectura del proyecto se estima en 15 horas hombres. El autor de este informe es administrador de la aplicación MS SharePoint de BancoEstado y experto en software MS Access. El mayor esfuerzo se dedicó a establecer servicio entre MS Access y la aplicación libre Rapidminer.

### 3.7.2 Cálculo de Indicadores

El flujo de caja del proyecto permite, a simple vista, deducir que el proyecto es viable y que conviene hacerlo porque el VPN (Valor presente neto) es positivo.

La tasa de descuento a utilizar es la de la empresa BancoEstado de 8% para proyectos tecnológicos.

Considerando el horizonte de 3 años y que a partir de este momento ingresarán los imitadores, la fórmula de cálculo de este indicador será la siguiente:

$$VPN = -I_0 + \sum_{t=1}^n \frac{CF_t}{(1+r)^t} \quad (1)$$

A partir del año 3, los flujos descontados son iguales a la inversión.

VPN sin valor residual = M\$ 37.818

Valor residual = Inversión descontada = M\$ 300

**VPN total en M\$= 38.118**

#### 4. Diseño de la arquitectura y los procesos requeridos por el modelo de negocio

Este proyecto tiene la oportunidad de generar alertas de anomalías, fraudes, mal uso de los puntos de red y faltas al contrato en forma temprana y de una manera “inteligente”, permitiendo agregar mayor seguridad, confiabilidad, disminución de riesgo de pérdida y por consiguiente aumentar las transacciones del canal CajaVecina.

Las alertas de fraude e irregularidades serán generadas mediante la variación de la pertenencia de los POS a los cluster calculados por algoritmo de k-means y/o k-medoids.

Se utilizará k-means o k-medoids porque son fáciles de implementar para grandes conjuntos de datos, alrededor de 50 millones de transacciones distribuidas en aproximadamente 15.000 CajaVecinas. Como se mencionó en el punto 2.3 la distancia euclidiana se utiliza como base de medición y la varianza como medida de dispersión entre los grupos constituyendo una de las mayores fortalezas de este algoritmo.

El tiempo que se emplea para la aplicación de k-means a estos datos es de menos de 1 hora. La elección del parámetro k para la aplicación de este algoritmo es crítica porque si no se elige utilizando algún operador de medición de desempeño, los resultados pueden ser muy distintos. El software Rapidminer contiene tales operadores que facilitan la selección de k.

Los cluster reflejan comportamientos de POS. Un POS con un nivel de transacciones bancarias, servicios de pago, variables demográficas y de reclamos será asignado por el algoritmo en un cierto período de tiempo a un cluster determinado. En el siguiente período de tiempo, los POS podrían pertenecer a otro cluster reflejando con ello un comportamiento diferente que se podría traducir en una alerta a considerar, notificar e investigar.

Como el objetivo de este trabajo no es la segmentación de la red de CajaVecina en sí, sino la variación de la segmentación reflejando con ello un cambio de comportamiento, no se utilizarán variables demográficas o de localización. Evidentemente, estas variables no cambian sustancialmente en los rangos de tiempo de semanas que estamos considerando y, por lo tanto, no aportan a la generación de alertas de cambios de comportamientos. Las variables demográficas y de localización podrían ser utilizadas

en el análisis posterior a la generación de alertas. Este análisis está fuera del alcance de este trabajo.

En esta sección se analizará la estructura de procesos y su desarrollo en BancoEstado y CajaVecina, comenzando por el más alto nivel de macroprocesos.

En la Figura 12 se observa la estructura de los macroprocesos, donde se identifican las líneas de negocio “Banca Personas”, “Banca Empresas”, “Inversiones” y “Filiales” pertenecientes a la macro 1: “Cadena de Valor”. Estas líneas de negocios constituidas por los 4 macroprocesos mencionados están relacionadas con “Planificación del Negocio”, “Desarrollo de Nuevas Capacidades” así como con “Mantenimiento de Estado” y los “Procesos de Apoyo”.

El proyecto se centrará en los procesos de “Filiales” donde se encuentran los de CajaVecina.

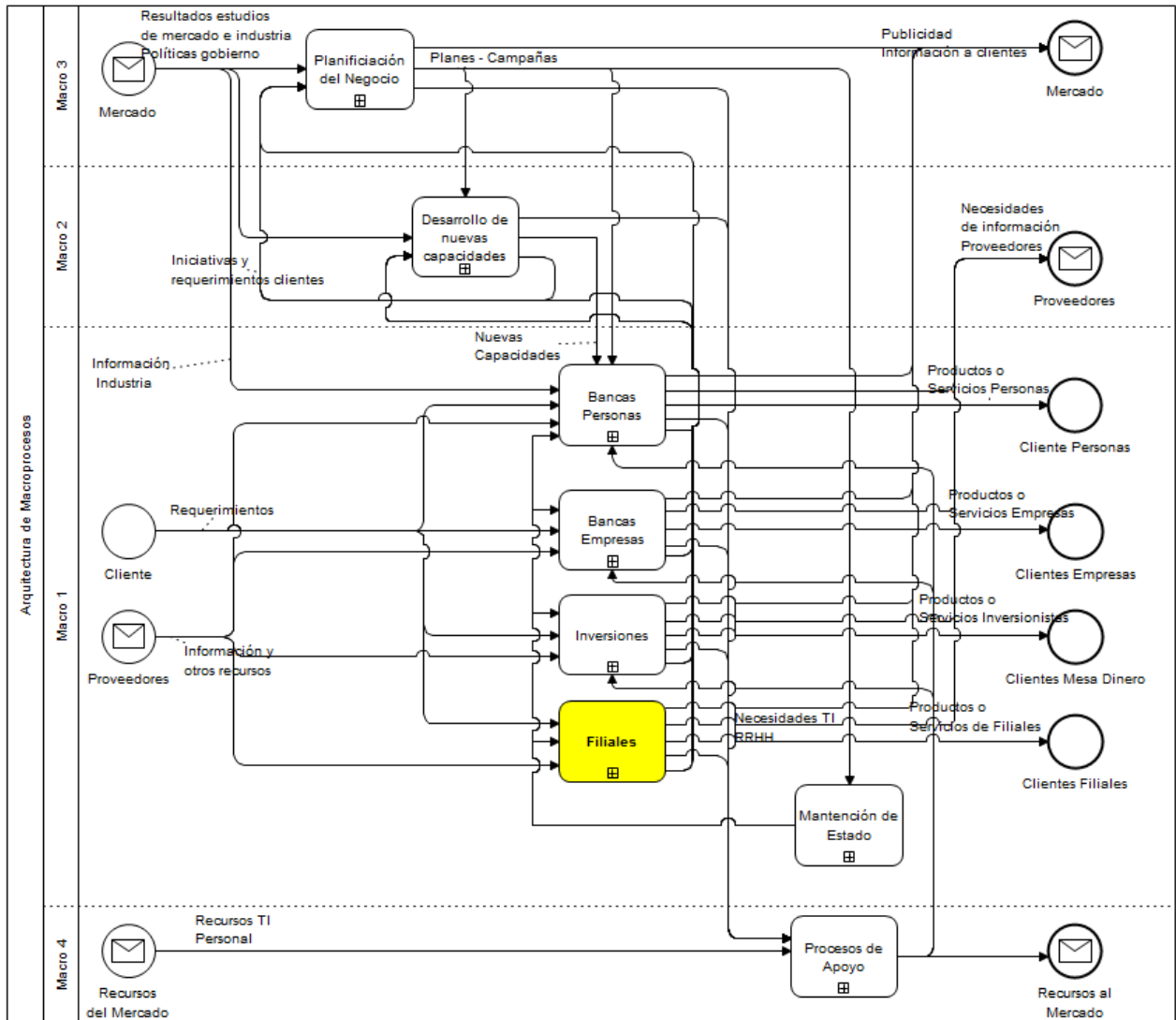
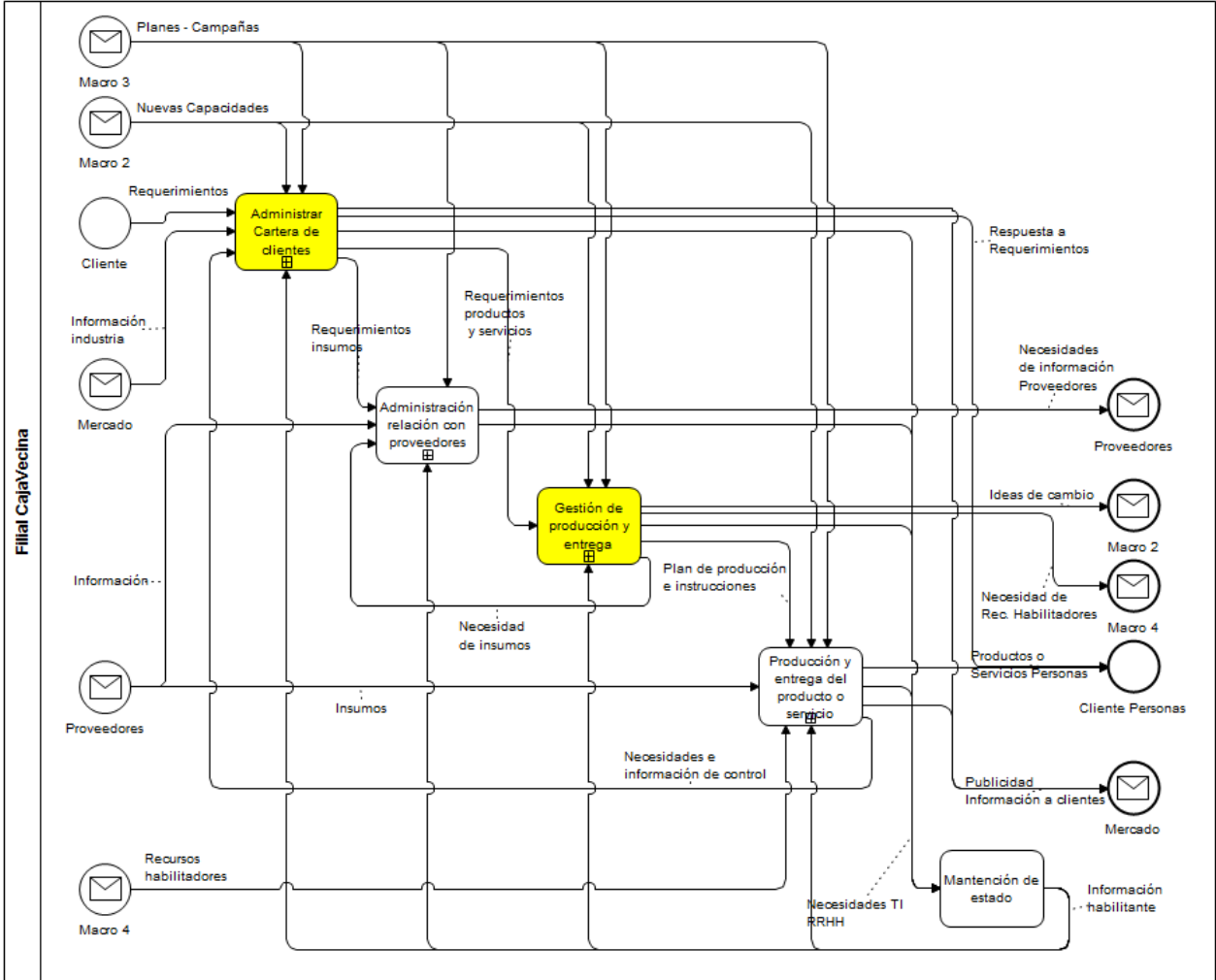


Figura 12. Macroprocesos

El macroproceso “Filiales” comprende todas las actividades relacionadas con productos y servicios de las Filiales de BancoEstado, en particular las actividades relacionadas con CajaVecina.

La descomposición de este proceso se observa en la Figura 13.



**Figura 13. Cadena de Valor**

“Administrar cartera de clientes” comprende actividades que son controladas por planes y campañas provenientes de la macro 3 de acuerdo a los planes estratégicos, y desencadenadas por requerimientos de clientes, tanto de personas como de microempresarios (almaceneros), por información del mercado transaccional (situación financiera de la industria y la competencia) y por retroalimentación de la entrega de productos y servicios a los clientes personas y microempresarios. En la actualidad este proceso se ve afectado por las políticas de calidad y transparencia provenientes de los planes estratégicos de BancoEstado, algunas de ellas impulsadas fuertemente por el Sernac Financiero.

El proyecto impactará en las actividades de este proceso porque tiene relación directa con el comportamiento de los clientes almaceneros y análisis de modelos descriptivos (segmentación) que serán generados en “Administrar cartera de clientes”.

“Gestión de producción y entrega” se verá afectada por requerimientos de productos y servicios definidos en “Administrar cartera de clientes”, en particular con los resultados de los modelos de segmentación. Este proceso comprende actividades de monitoreo inteligente de transacciones y comportamientos involucrados.

4.1 Proceso Generar Modelos Analíticos de Comportamiento de Clientes

En “Administrar cartera de clientes” de la macro 1, se encuentran los procesos de “Marketing y análisis de mercado”.

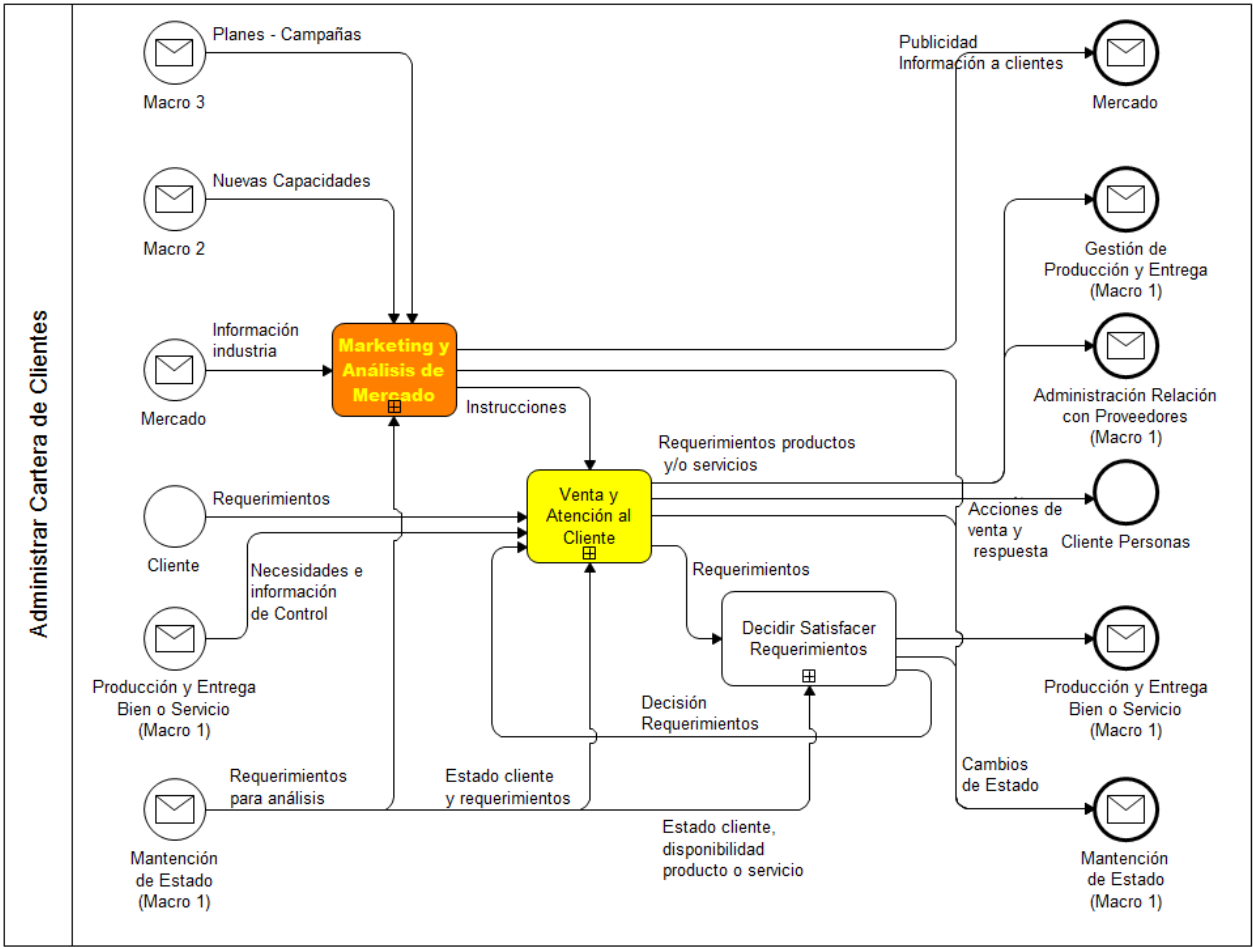
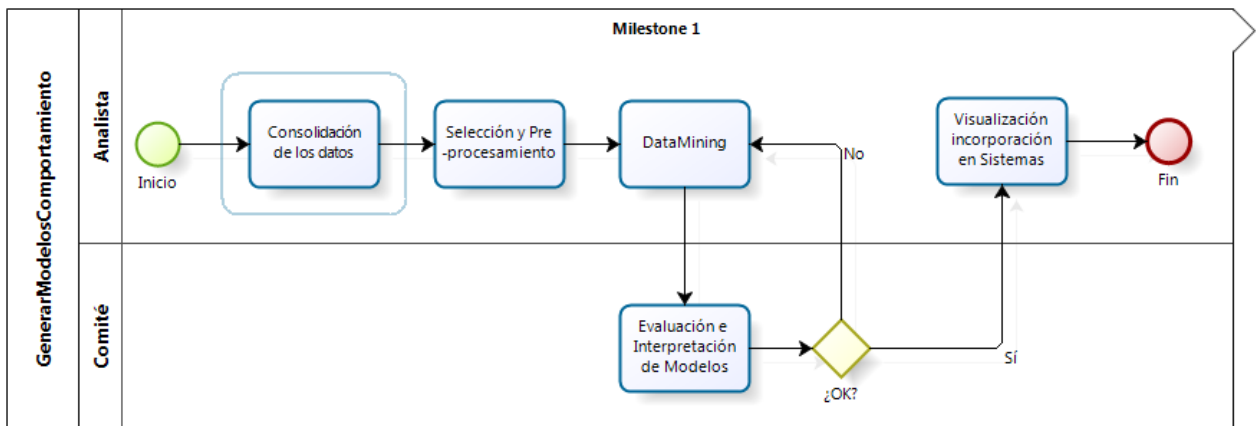


Figura 14. Administrar Cartera de Clientes

El proceso “Generar Modelos Analíticos de Comportamiento de Clientes” se alimentará básicamente de la información transaccional de “Mantenimiento de Estado”.

El diagrama de pistas de este proceso es el siguiente:



**Figura 15. Generar Modelos de Comportamiento**

El resultado de este proceso son los modelos de comportamiento transaccional de los clientes, en particular de los almaceneros u operadores de CajaVecina. Así, por ejemplo, se generará un modelo de segmentación de los almaceneros a fin de utilizarlo para detectar cambios de comportamiento que sean significativos para efectuar análisis y seguimiento de estos casos. Por cambio de comportamiento significativo se entenderá el cambio de un miembro de un cluster a otro cluster.

Adicionalmente, el proceso tendrá como objetivo calibrar y mantener los modelos analíticos que se utilizarán en procesos de “Gestión de Producción y Entrega” de CajaVecina.

Una actividad importante de este proceso es la “Evaluación e Interpretación de Modelos” realizada por el Comité de CajaVecina. Esta actividad permite asegurar la participación de expertos en el conocimiento de la red de CajaVecina validando y aprobando los modelos de segmentación antes de su aplicación. Eventualmente, el Comité podría solicitar una revisión del modelo generado en la actividad anterior. De esta forma, el proceso une y combina la visión cualitativa y cuantitativa de la generación del modelo de comportamiento.

#### 4.2 Proceso Generar Alertas Inteligentes de Fraude Electrónico

En “Gestión de Producción y Entrega” de la macro 1, se encuentran los procesos de “Planificación y Control de Producción” y, “Decidir Entrega de Producto o Servicio”.



El resultado de este diagrama es la generación de alertas de fraude electrónico a partir de la información transaccional de los POS de CajaVecina. Al aplicar el modelo descriptivo a los datos de CajaVecina se generará un informe de alertas y su notificación, si es significativo.

Por cambio significativo de comportamiento transaccional se entenderá el cambio de un miembro de un cluster a otro cluster cuya diferencia de los promedios transaccionales entre los cluster sea superior al 90%<sup>8</sup>. Así, por ejemplo, si un POS presenta un comportamiento irregular, sea mayor número de transacciones al habitual o mayor número de giros de un cierto producto a un horario poco habitual, el modelo de inteligencia de negocios lo detectará y generará la alerta correspondiente.

El modelo descriptivo (clustering) de Data Mining ya ha sido generado previamente antes de la ejecución de este proceso. El clustering es un modelo de segmentación de los POS de CajaVecina.

## 5. Diseño de las aplicaciones computacionales de apoyo a los procesos

Para la especificación de requerimientos computacionales que apoyan la ejecución de los procesos descritos en el punto anterior, se usará diagrama de casos de uso.

### 5.1 Diagrama de Casos de Uso

El diagrama de casos de uso permite capturar los requerimientos (especialmente los funcionales) de la generación del modelo de comportamiento de operadores de CajaVecina y de las alertas de fraude.

Los actores que están utilizando el sistema se describen en la siguiente tabla.

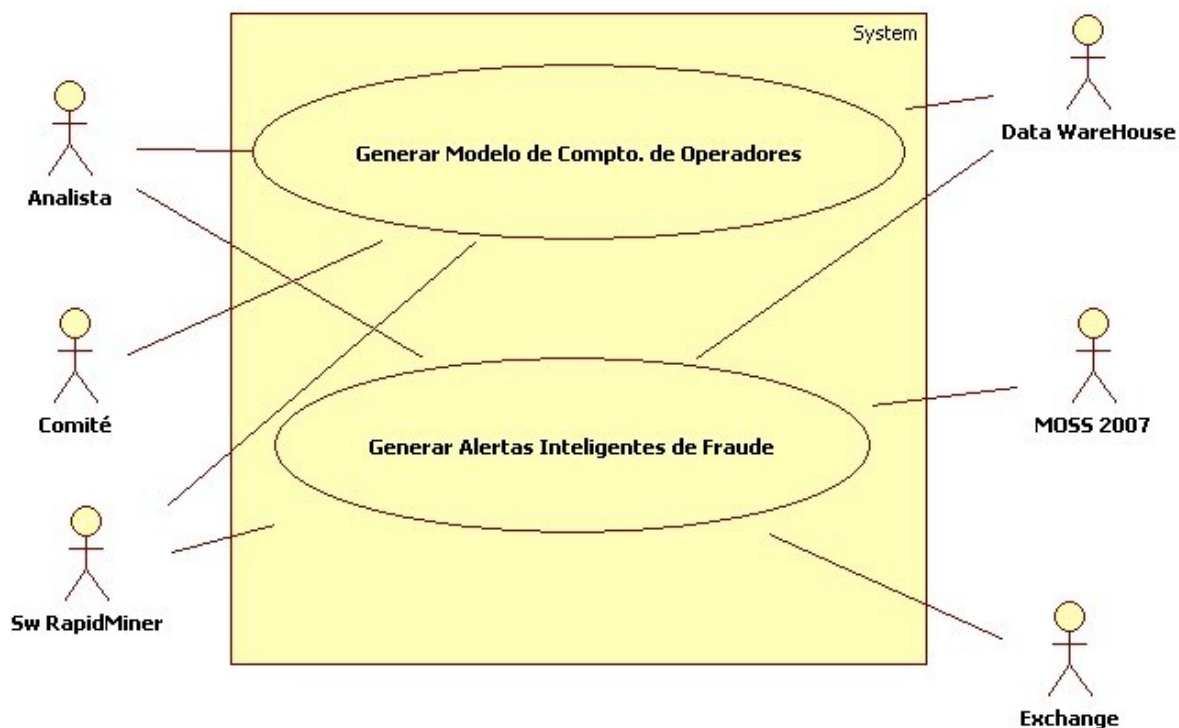
Actor	Funciones básicas
Analista	Recupera información de las bases de datos, gestiona y controla la ejecución del proceso de generación del modelo de comportamiento y alertas de fraude.
Comité	Equipo de trabajo de CajaVecina que revisa y aprueba modelo de comportamiento generado.
Sw RapidMiner	Sistema de Data Mining que aplica algoritmo de agrupación a la vista

<sup>8</sup> Se aplica este criterio debido al número reducido de analistas de inteligencia de negocios de la Filial CajaVecina. No será posible efectuar seguimiento a todas las variaciones de comportamiento transaccional.



	minable de datos y genera modelo. Aplica dicho modelo a los nuevos datos para generar alertas.
Data Warehouse	Sistema de base de datos transaccional de CajaVecina.
MOSS 2007	Microsoft Office SharePoint Server 2007. Sistema web de gestión documental que permite visualizar información de alertas.
Exchange	Microsoft Outlook. Sistema de correo electrónico que envía alertas de cambio de comportamiento al área de gestión comercial y operativa.

**Tabla 2: Actores del Diagrama de Casos de Uso**



**Figura 18. Casos de Uso: Generación de Modelo de Comportamiento y Alertas**

<b>Caso de Uso:</b>	Generar Modelo de Comportamiento de Operadores
<b>Actor principal:</b>	Analista
<b>Personal Involucrado e intereses:</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Analista quiere generar modelo de segmentación de comportamiento transaccional de operadores de CajaVecina y recibir aprobación de Comité para su uso.</li> <li>Comité conformado por jefe comercial y jefe operativo de CajaVecina revisan, validan y aprueban modelo de comportamiento (juicio experto) para contar con herramienta útil en la gestión del canal.</li> <li>Filial CajaVecina necesita detectar comportamiento irregular, fraudes y nuevas ofertas de valor con la detección de buenas prácticas de operadores.</li> </ul>
<b>Precondiciones:</b>	El analista ha sido previamente autenticado para ingresar a la base de datos transaccional y sistema de minería de datos se encuentra

	disponible.
<b>Poscondiciones:</b>	El comité valida y aprueba modelo de comportamiento de operadores de CajaVecina (juicio experto).
<b>Escenario principal de éxito:</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Analista recupera datos transaccionales de Data WareHouse.</li> <li>2. Crea vista minable.</li> <li>3. Ejecuta proceso en Sw RapidMiner para crear modelo.</li> <li>4. Comité aprueba modelo.</li> </ol>
<b>Escenario alternativo:</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1a. El analista detecta fallos en la comunicación con el Data WareHouse. Reinicia sesión y verifica acceso hasta conseguir conexión a la base de datos. Si no tiene éxito, se comunica con área de gestión de acceso.</li> <li>4a Si no hay aprobación de Comité, el analista toma nota de las observaciones y modifica proceso en Sw RapidMiner si es necesario.</li> </ol>
<b>Requisitos especiales:</b>	El Comité debe estar conformado por personal experto en conocimiento del negocio y operadores de CajaVecina.
<b>Descripción:</b>	El Analista extrae y depura información del Data WareHouse ejecutando las consultas para generar datos de entrenamiento. El Analista aplica algoritmo de segmentación y árbol de decisión con Sw RapidMiner y graba modelo que presenta a Comité de CajaVecina para su validación y aprobación. El Analista provee herramientas gráficas y visuales que permiten interpretar el modelo.
<b>Actores secundarios:</b>	Data WareHouse, Sw RapidMiner y Comité
<b>Frecuencia:</b>	Semestral o a pedido del Comité.

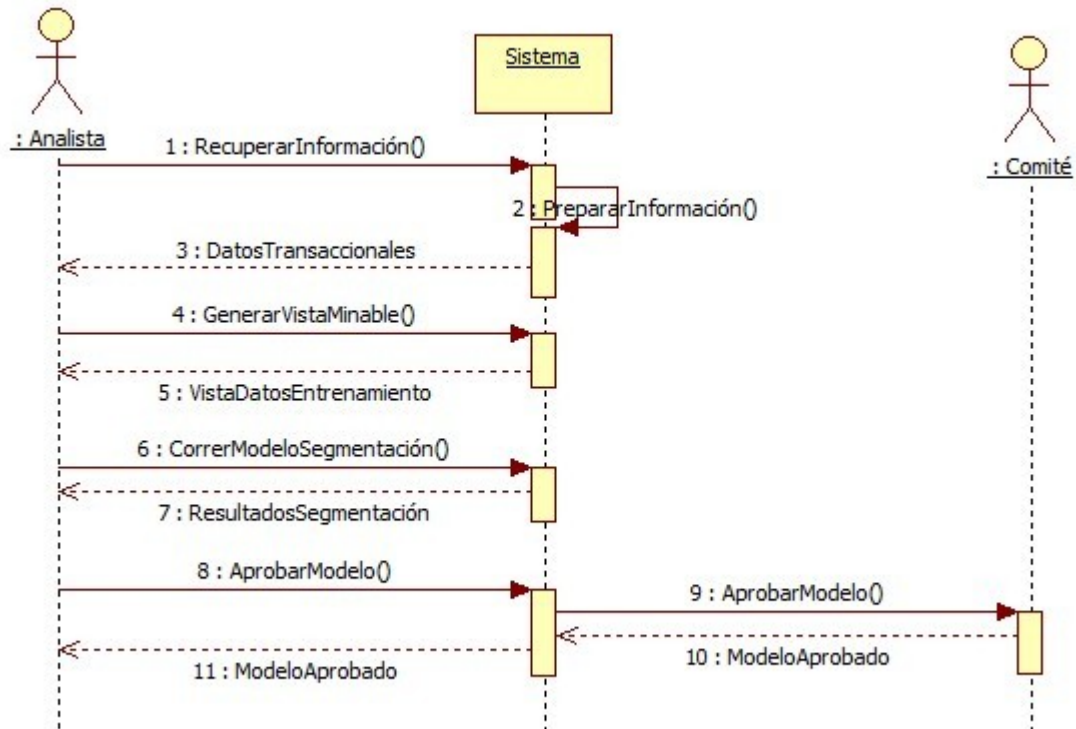
<b>Caso de Uso:</b>	Generar Alertas Inteligentes de Fraude
<b>Actor principal:</b>	Analista
<b>Personal Involucrado e intereses:</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analista aplica modelo de comportamiento a nuevos datos transaccionales. El analista desea verificar buen desempeño del modelo y comunicar hallazgo a los jefes comerciales y operativos.</li> <li>• Los jefes comerciales y operativos desean conocer potenciales fraudes e irregularidades así como nuevas tendencias y “nichos de buenas prácticas” en la red.</li> </ul>
<b>Precondiciones:</b>	El analista está autenticado en la base de gestión transaccional de CajaVecina. La página web debe estar vinculada a la base de datos para publicar las alertas y sistema de correo electrónico operativo. Existe modelo de segmentación aprobado por Comité.
<b>Poscondiciones:</b>	Alertas de fraude o cambios de comportamientos detectados por cambio de un miembro de un cluster a otro cluster con diferencias de promedio transaccional superior al 90% entre los cluster. Comunicar cambios de comportamiento, sólo si los hay.
<b>Escenario principal de éxito:</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Analista recupera datos transaccionales de Data WareHouse.</li> <li>2. Analista aplica modelo a los datos nuevos con Sw RapidMiner.</li> <li>3. Analista genera alertas que publica en página web del MOSS 2007.</li> <li>4. Analista comunica alertas con el sistema de correo electrónico</li> </ol>

	Exchange.
<b>Escenario alternativo:</b>	1a. Reinicia sesión y verifica acceso hasta conseguir conexión a la base de datos. Si no tiene éxito, se comunica con área de gestión de acceso. 4a Fallo en la comunicación de alertas con correo electrónico. Reinicia sesión. Si no tiene éxito, el analista envía correo electrónico en forma manual.
<b>Requisitos especiales:</b>	Se requiere página web con acceso restringido para publicar las alertas.
<b>Descripción</b>	El Analista captura información de transacciones, ingresa rango de fecha de transacciones recientes. El Analista aplica modelo a los datos y publica resultado en página web. El sistema envía mail al área comercial y operativa de CajaVecina.
<b>Actores secundarios</b>	Data WareHouse, Sw RapidMiner, MOSS 2007, Exchange
<b>Frecuencia:</b>	Semanal

## 5.2 Diagrama de secuencia de sistemas

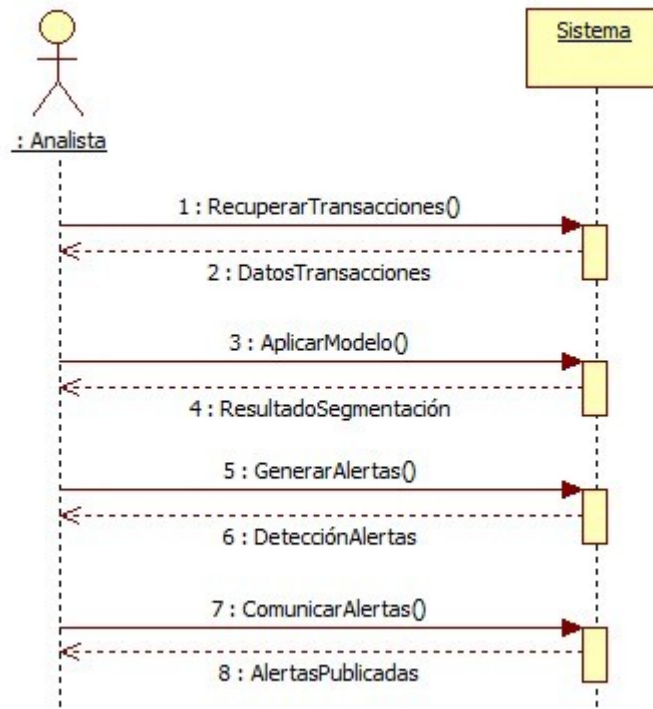
El diagrama de secuencia de sistemas siguiente corresponde a la interacción del analista con el sistema a través del tiempo para cada escenario de cada caso de uso.

El siguiente diagrama de secuencia muestra el caso de uso “Generar Modelo de Comportamiento de Operadores” para el escenario principal o de éxito.



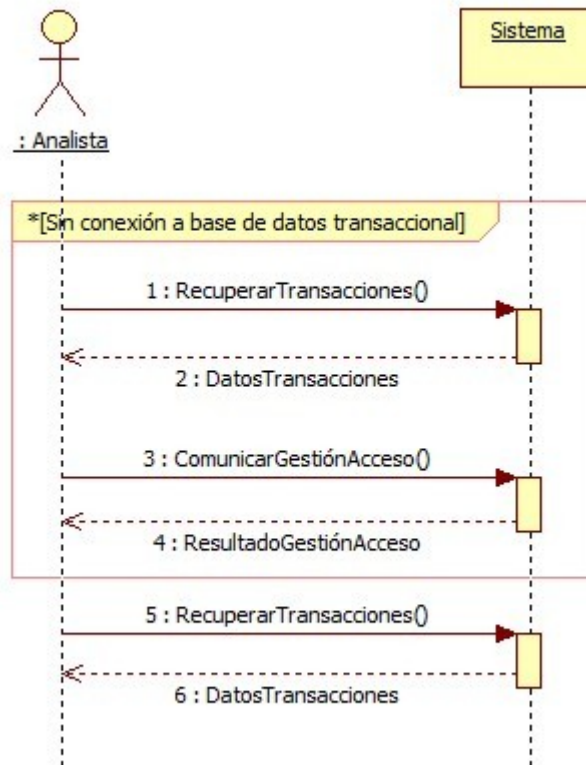
**Figura 19. Diagrama de Secuencia de Sistema: Generación de Modelo de Comportamiento**

El siguiente diagrama de secuencia muestra el caso de uso “Generar Alertas Inteligentes de Fraude” para el escenario principal o de éxito.



**Figura 20. Diagrama de Secuencia de Sistemas: Generar Alertas**

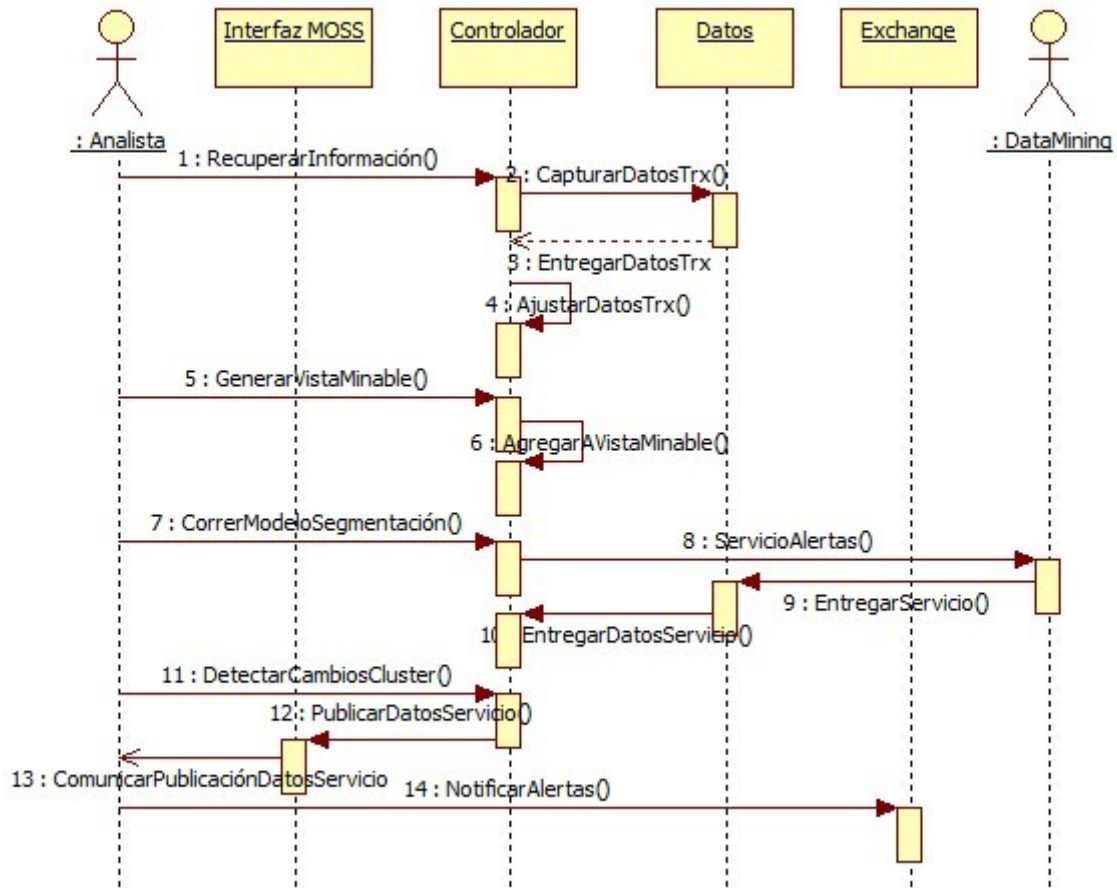
El diagrama de secuencia para el escenario de fallo o alternativo de este caso de uso es el siguiente:



**Figura 21. Diagrama de Secuencia Escenario de Fallo: Generar Alertas**

### 5.3 Diagrama de secuencia

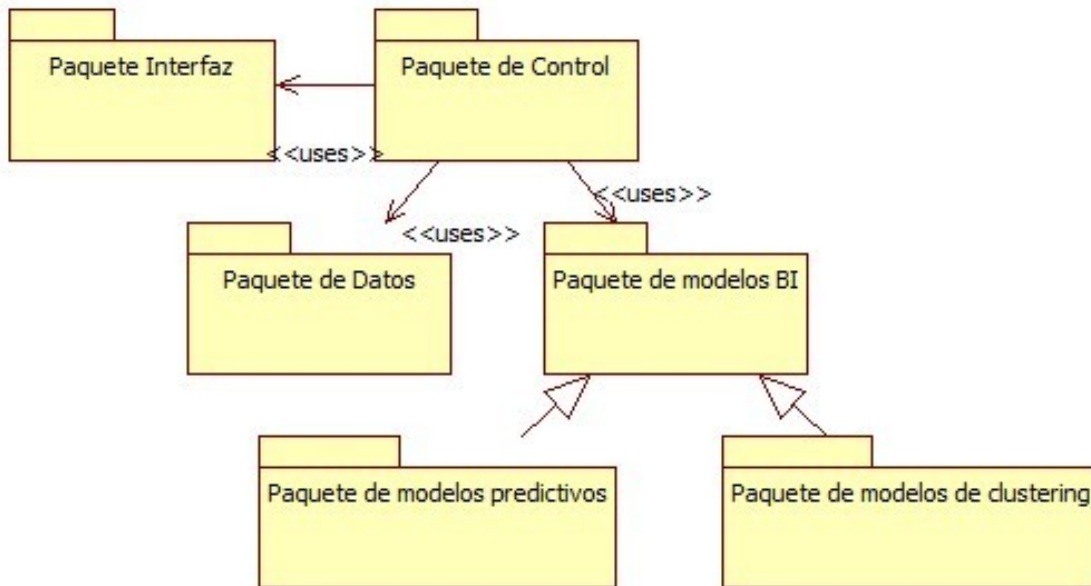
El diagrama de secuencia permite visualizar, además de los métodos, los objetos y clases que intervienen en el sistema. Al igual que el diagrama de secuencia de sistemas, este diagrama da cuenta de todo el proceso de generación de alertas inteligentes de fraude electrónico.



**Figura 22. Diagrama de Secuencia: Generación de Alertas**

#### 5.4 Diagrama de Paquetes

El siguiente diagrama de paquetes representa el sistema dividido en grupos de objetos con sus relaciones entre sí.



**Figura 23. Diagrama de Paquetes del Sistema.**

Los modelos de Business Intelligence son los supervisados y los no supervisados. Los modelos predictivos y de clustering formarán parte del sistema.

### 5.5 Diagrama de Clases

Las clases que forman parte del sistema y sus relaciones se representan en el siguiente diagrama.



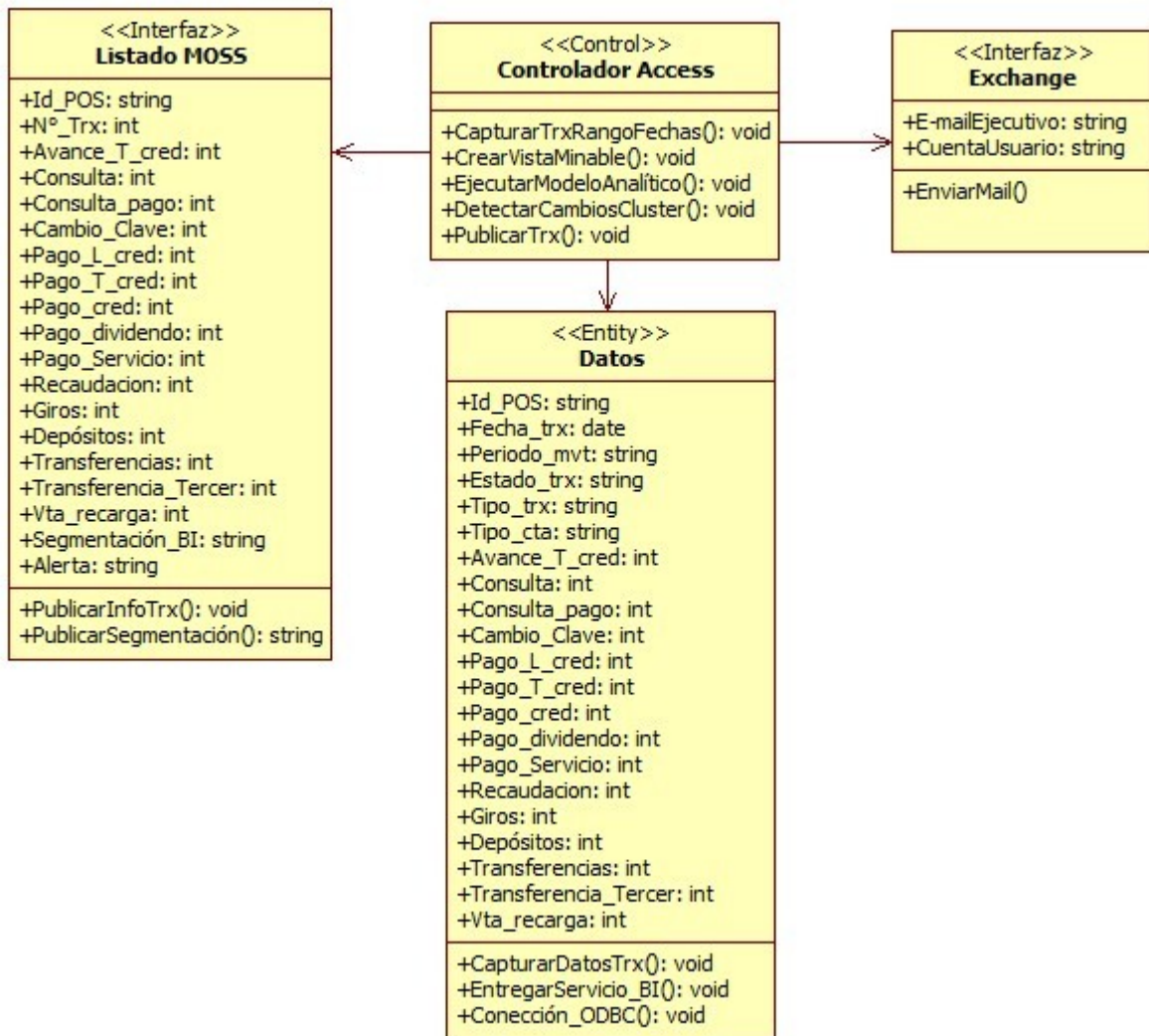
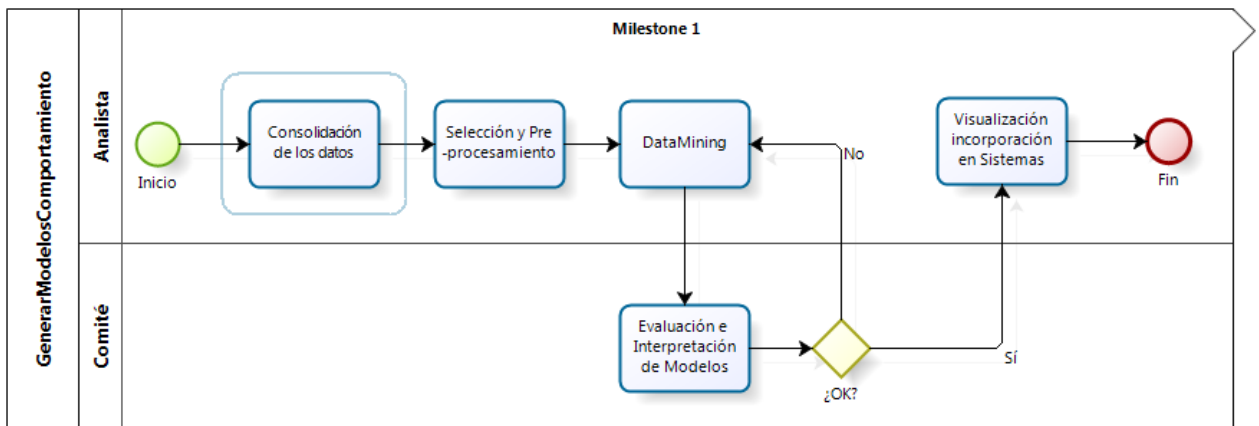


Figura 24. Diagrama de Clases del Sistema

## 6. Construcción de las aplicaciones

Para la implementación del sistema es necesario crear la aplicación de control en MS Access, los listados de la página web en el MS Sharepoint Server, las consultas SQL al servidor y los procesos de datamining en la aplicación Rapidminer. El modelo de segmentación se construye siguiendo el proceso de Generar Modelos Analíticos de Comportamiento de Clientes.



**Figura 25. Generar Modelo de Comportamiento**

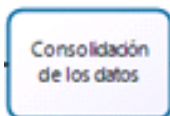
### 6.1 Creación del modelo de segmentación

Se ejecuta el proceso de Generación de Modelo de Comportamiento descrito en la Figura 25.

A continuación se describirá en detalle la ejecución de este proceso puesto que se deberá repetir cada vez que se requiera actualizar el modelo, y por consiguiente, se deberá establecer claramente el procedimiento empleado para construirlo. ¿Cada cuanto tiempo se deberá actualizar el modelo de segmentación? o también, ¿Cuándo quedará obsoleto el modelo de segmentación? La respuesta dependerá de dos factores:

- a) De los resultados obtenidos en la utilización del modelo y,
- b) De los planes estratégicos impulsados por el directorio de CajaVecina que determinarán la dinámica de comportamiento de la red.

#### 6.1.1 Consolidación de los datos.



Se obtienen los datos mediante consultas SQL que relacionan las tablas transaccionales.

```

/* Total transacciones por POS */
Select gml_pos, TGCV_MVT_LOG_ETÁ.gml_num_trn, tipoTX, count(gml_pos)
from TGCV_MVT_LOG_ETÁ, [banco\cpenaili].TblTipoTX
where TGCV_MVT_LOG_ETÁ.gml_num_trn = [banco\cpenaili].TblTipoTX.gml_num_trn
and gml_ped_mvt in ('14-10', '14-09', '14-08')
and gml_est_trn = ' '
and gml_tip_cta <> 'Deposito'
and gml_det_err = ' '
and tipoTX = 'NOR'
group by gml_pos, TGCV_MVT_LOG_ETÁ.gml_num_trn, tipoTX

```

**Figura 26. Consulta SQL: Recuperación de transacciones**

Se consolida la información de transacciones de los últimos tres meses. La ejecución de esta consulta demora 23 minutos con equipo de PC estándar en BancoEstado. El total de transacciones realizadas en los meses de agosto, septiembre y octubre de 2014 es de 53.578.089 con 17,9 millones de transacciones promedio mensual. RapidMiner puede procesar dicha cantidad de registros puesto que se encuentran agrupados por POS que es el identificador de la vista minable.

Las variables corresponden a los tipos de transacciones efectuadas en CajaVecina.

Tipo trx.	Descripción
Avance T.cred.	Avance tarjeta de Credito
Cambio Clave	Cambio de Clave
Consulta	Consulta de Saldos
Consulta Pago	Consulta Pago de Servicios
Deposito	Deposito
Giro	Giro
Pago L.credito	Pago Línea de Crédito
Pago T.credito	Pago Tarjeta de Crédito
Pgo. Credito	Pago cuota crédito de consumo
Pgo. Dividendo	Pago cuota crédito hipotecario
Pgo. Servicio	Pago de servicios/recaudación
Recaudacion	Recaudacion sin Cartera
Transf. Tercer	Transferencia a tercero en el Banco
Transferencia	Tranferencia entre productos Propios
Vta.Recarga	Recarga Automatica

**Tabla 3. Tipo de transacciones en CajaVecina**

De este modo, las transacciones comprendidas entre agosto y octubre de 2014 son seleccionadas como datos de **entrenamiento** para el modelo.

Tipo Transacción	N° transacciones
Avance T.cred.	21.781
Cambio Clave	41.422
Consulta	6.469.420
Consulta Pago	10.084.377
Deposito	9.360.377
Giro	10.181.495
Pago L.credito	783
Pago T.credito	100.680
Pgo. Credito	78.280
Pgo. Dividendo	274.758
Pgo. Servicio	8.345.939
Recaudacion	17.927
Transf. Tercer	356.809
Transferencia	2.051
Vta.Recarga	8.241.990
<b>Total</b>	<b>53.578.089</b>

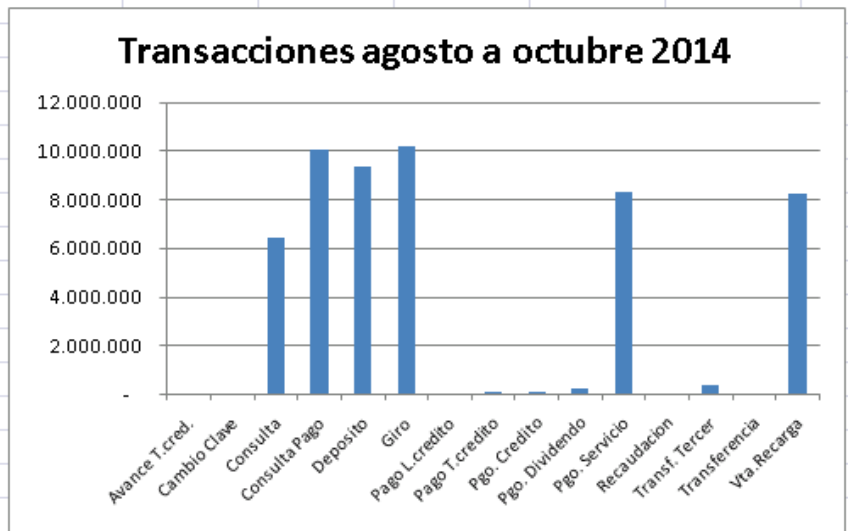
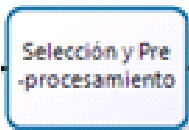


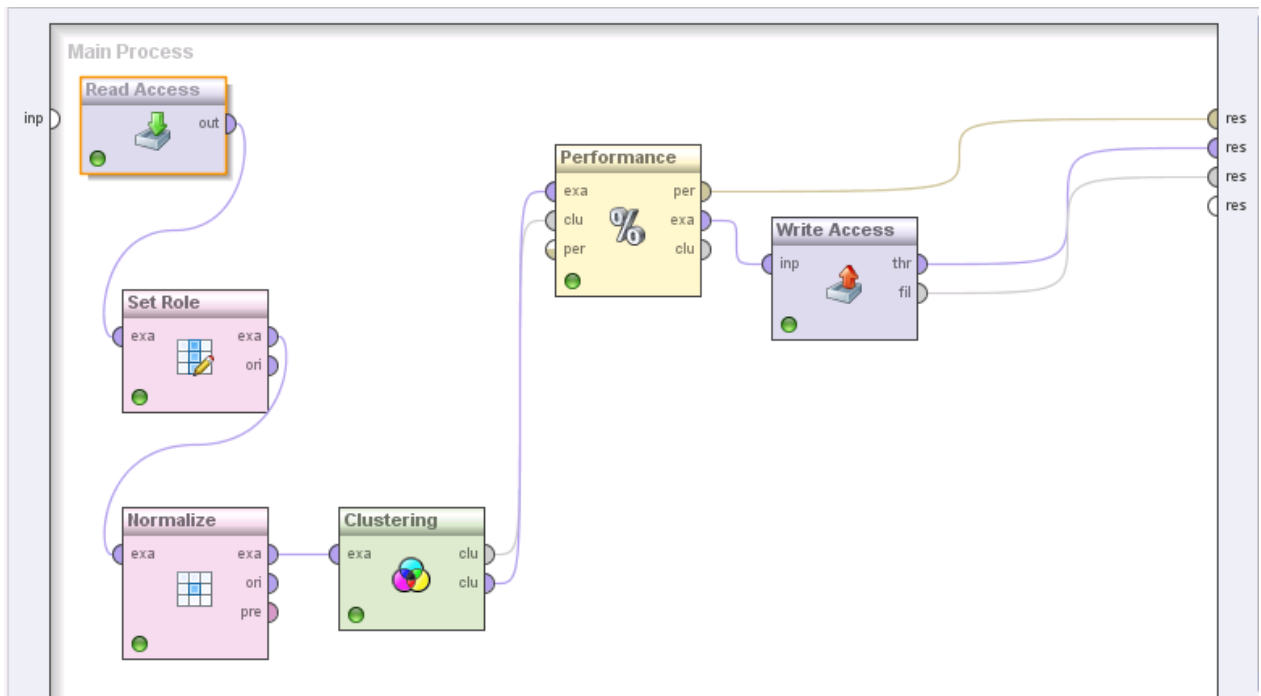
Figura 27. Transacciones CajaVecina: Agosto 2014

### 6.1.2 Selección y Pre-procesamiento.



Se realiza selección de las transacciones de “cara al cliente”, es decir, se deja fuera las transacciones administrativas como abrir y cerrar CajaVecina y otras similares. A fin de contar con valores homologables, se normalizan (aplicando operador Normalize con Z-transformation de la aplicación RapidMiner).

Adicionalmente, se configuran los datos. En este caso, el Id corresponde al número del POS. El proceso en Rapidminer queda como sigue:



**Figura 28. Segmentación con Rapidminer**

El proceso en Rapidminer lee la tabla de MS Access “VistaMinable00”, asigna el rol Id al POS con el operador Set Role y luego normaliza las 15 variables. De esta forma termina la etapa de pre-procesamiento.

### 6.1.3 Minería de Datos



#### 6.1.3.1 Segmentación aplicando algoritmo de K-means

Mediante iteración y observando el desempeño del modelo (menor distancia), se obtiene segmentación. A cada POS se le asigna un cluster. ¿Cuál es el valor de k?, es decir, ¿Cómo se determina el número de segmentos?

El operador Clustering recibe el parámetro k que asigna el usuario, y el operador Performance mide las distancias promedio a los centroides. Mientras menor sea la distancia de los puntos a su centroide para un segmento, mejor será la segmentación obtenida puesto que miembros de un segmento serán cercanos entre sí y lejanos a miembros de otros segmentos. En general, si aumenta el número de centroides, es decir, k aumenta, esta distancia promedio será cada vez menor. ¿Hasta qué punto podremos aumentar k? Para responder a esta pregunta veremos dos métodos de selección de k.

### 6.1.3.1.1 Método gráfico de selección de k

Una manera de resolver este problema de elección del número de segmentos es elegir el valor de k cuando la distancia promedio a los centroides se reduce más que proporcionalmente respecto otros k.

Se pueden graficar las distancias promedio a los centroides para distintos k y aquella que reduce más que proporcionalmente la distancia a los centroides, es el k indicado<sup>9</sup>.

En Rapidminer existe operador que facilita este procedimiento gráfico. Este operador se llama Parameter Iteration que, a nuestra elección, iterará con  $k = 2, \dots, 13$  desplegando en una tabla los valores W de desempeño para cada k. El proceso en Rapidminer queda como se muestra a continuación:

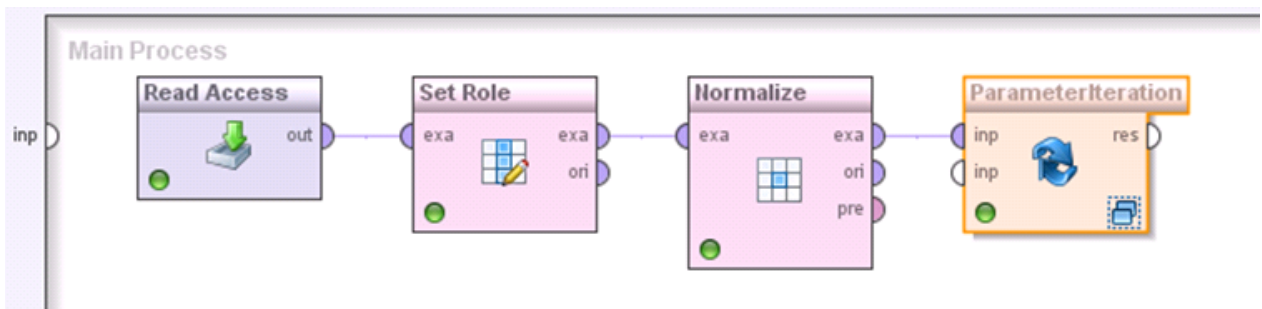


Figura 29. Proceso iterativo en Rapidminer

El operador Parameter Iteration contiene a su vez un subproceso con los operadores de KMeans y Evaluation junto al operador ProcessLog, como se demuestra a continuación en la siguiente figura:

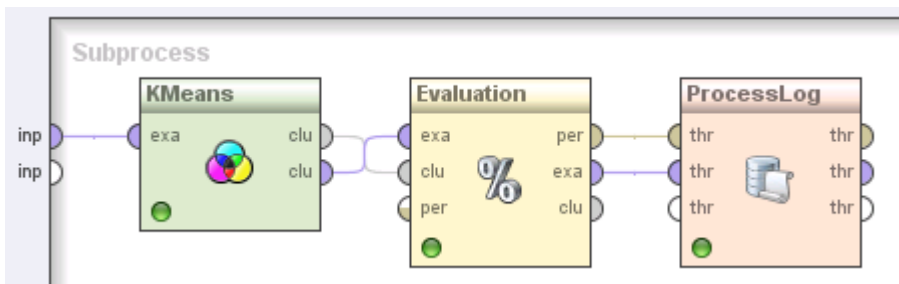


Figura 30. Subproceso Parameter Iteration en Rapidminer

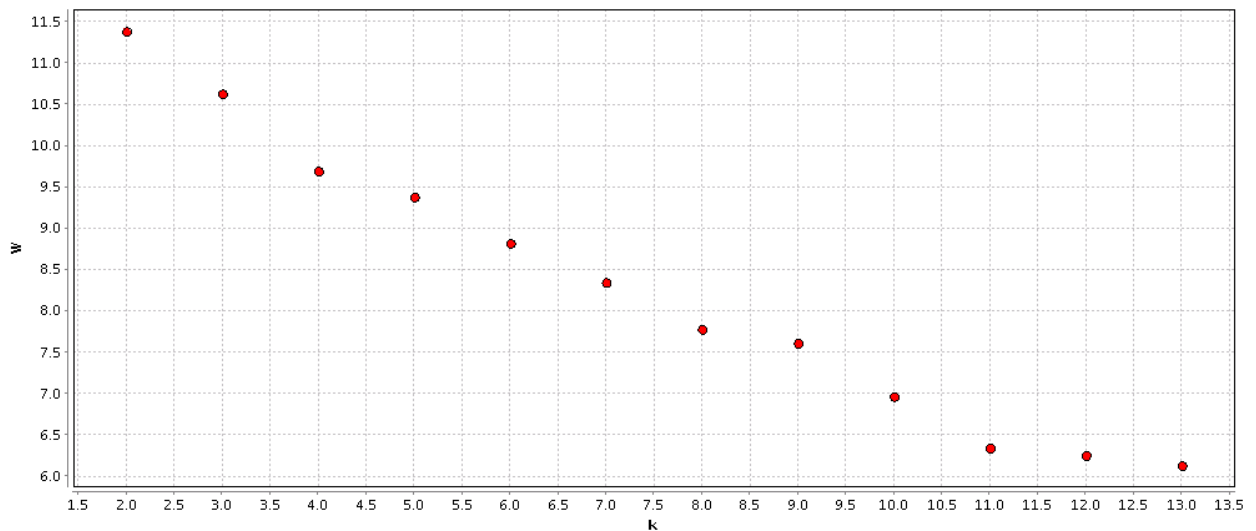
El resultado de la ejecución de este proceso en Rapidminer se muestra a continuación en la siguiente tabla:

<sup>9</sup> Este método se deriva de tutorial "09\_KmeansWithPlot" contenido en la misma herramienta RapidMiner.

k	W
2	11,384
3	10,631
4	9,697
5	9,383
6	8,822
7	8,349
8	7,782
9	7,613
10	6,969
11	6,344
12	6,255
13	6,133

**Tabla 4. Resultados de desempeño con distintos k**

Se observa que la distancia promedio W a los centroides se reduce con el aumento del valor de k tal como se debe esperar. Sin embargo, entre  $k = 3$  y  $k = 4$  se reduce más que proporcionalmente respecto de los otros valores de k tal como se aprecia en el siguiente gráfico:



**Figura 31. Gráfico de valores de desempeño para distintos k**

Por lo tanto, el valor de k apropiado para el modelo de segmentación y que resulta de este análisis gráfico es  $k = 4$ . Es decir, para los otros valores de k, no se aprecia una reducción mayor de la distancia promedio a los centroides. El segundo valor de k que reduce esta distancia es  $k = 3$  y lo hace en 0,753, mientras que para  $k = 4$ , la reducción de la distancia es 0,934.

### 6.1.3.1.2 Método Davies-Bouldin de selección de k

Complementariamente, se puede usar el índice de Davies-Bouldin (DB) que se define como función de la relación entre la dispersión dentro del cluster y la separación entre clusters. Un valor inferior de este estadígrafo significa que el agrupamiento es mejor.

Utilizando el mismo proceso en Rapidminer con el operador Parameter Iteration, obtenemos los siguientes valores de DB y W.

k	DB	W
2	1,235	11,384
3	1,179	10,631
4	1,274	9,697
5	1,863	9,383
6	1,620	8,822
7	1,653	8,349
8	1,612	7,782
9	1,672	7,613
10	1,611	6,969
11	1,293	6,344
12	1,524	6,255
13	1,523	6,133

**Tabla 5. Indicadores DB y W para K-means**

Finalmente, utilizando el criterio de elección del k que reduce la distancia promedio en mayor medida respecto del k anterior y el índice de Davies Bouldin (DB), el mejor k para esta segmentación es k = 3.

El modelo de segmentación obtenido con k = 3 es como se muestra en la siguiente figura:

cluster	N° operadores	Promedio Transaccional trim.
cluster_0	5	21.123
cluster_1	11.793	2.828
cluster_2	1.627	12.364
	13.425	

**Tabla 6. Número de Operadores por Segmento**

Los centroides de estos 3 cluster se muestran en el siguiente recuadro.

cluster	Avance T_cred	Cambio Clave	Consulta	Consulta Pago	Deposito	Giro	Pago L_cred	Pago T_cred	Pgo_Cred	Pgo_Div	Pgo_Serv	Recaudacion	Transf Tercer	Transf	Vta_Re carga
cluster_0	5	406	1.315	6.795	2.730	2.346	43	46	52	102	5.944	1	93	-	1.246
cluster_1	1	2	357	491	458	535	0	4	3	11	402	1	18	0	545
cluster_2	7	9	1.383	2.618	2.424	2.374	0	33	24	92	2.196	3	89	1	1.113

**Tabla 7. Centroides de la Segmentación K-Means**



Graficando los centroides normalizados, se obtiene los tipos de transacciones en el eje X.

En el eje Y los valores normalizados.

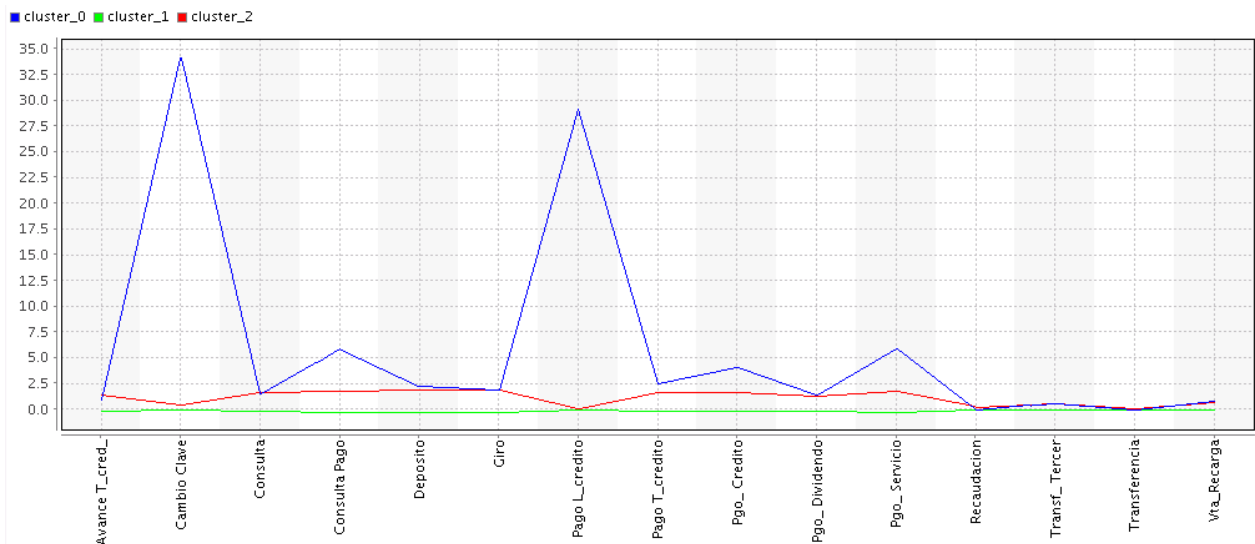


Figura 32. Gráfico de los centroides normalizados

El cluster 0, de color azul, representa a sólo 5 locales y éstos se caracterizan principalmente porque efectúan transacciones de **Cambio de Clave** y **Pago de Líneas de Créditos** que otros almaceneros no realizan. Graficando los valores absolutos de los centroides, se obtiene otra vista.

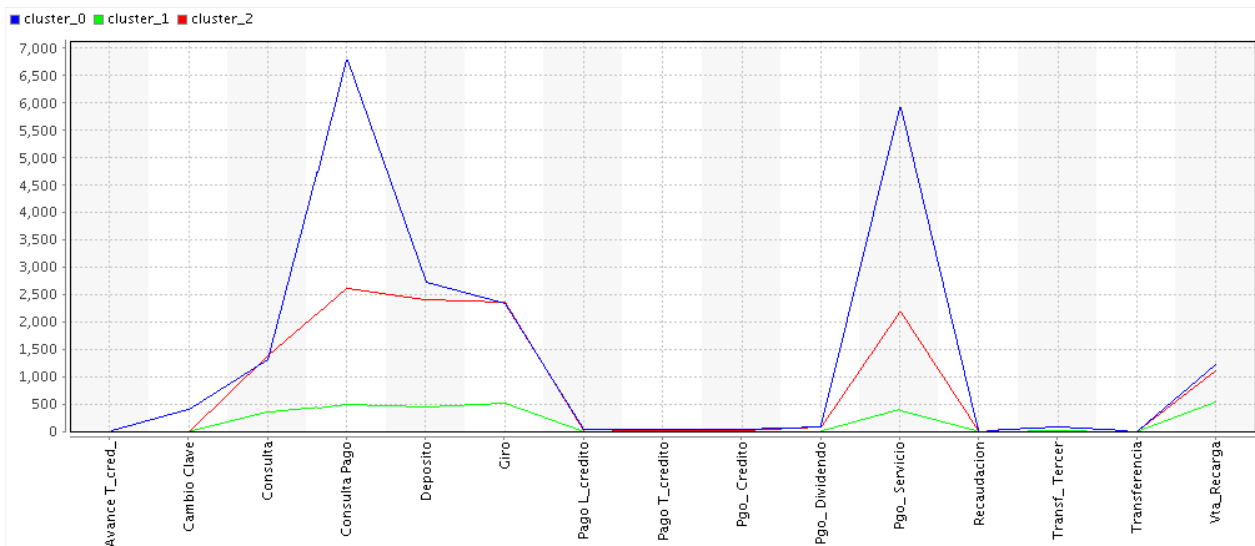


Figura 33. Gráfico de los centroides con valores des-normalizados

Se observa que el cluster 1 (la gran mayoría) es el de más baja transaccionalidad y el cluster 0 (azul) el más alto, aunque un grupo muy particular de tan sólo 5 miembros. En términos de valores absolutos, los puntos altos son **Consultas de Pago** y **Pago de Servicios** para el cluster 0. En síntesis, el cluster 0 hace transacciones que otros

clusters no hacen como el Pago de Líneas de Créditos, pero en términos absolutos éstas son muy pocas respecto del total de transacciones del canal.

Los miembros del cluster 0 son los siguientes:

gml_pos	Avance T_cred_	Cambio Clave	Consulta Consulta	Consulta Pago	Deposito	Giro	Pago L_credito	Pago T_credito	Pgo_ Credito	Pgo_ Div	Pgo_ Servicio	Recaud acion	Transf_ Tercer	Transfe rencia	Vta_Rec arga
02075	-	2	528	369	507	424	92	6	9	5	302	-	19	-	94
03134	17	222	2.781	9.798	4.686	3.845	125	160	126	171	8.365	-	156	-	4.591
04799	3	501	1.004	10.520	4.066	3.802	-	36	62	120	9.411	-	244	-	1.363
11585	-	388	736	12.930	2.035	1.906	-	-	25	100	11.511	1	45	-	120
15914	4	915	1.526	359	2.356	1.752	-	30	36	113	131	5	-	-	60

**Tabla 8. Miembros del Cluster 0**

El promedio mensual de transacciones de este cluster es de 7.041.

### 6.1.3.2 Segmentación aplicando algoritmo de K-Medoids

Como se dijo en el capítulo 2, este algoritmo es una variante del algoritmo k-means. Los centroides, en este caso, pertenecen a las observaciones de un POS en particular, a diferencia del algoritmo k-means.

Haciendo un cálculo de los indicadores Davies Bouldin (DB) y del promedio de las distancias entre los centroides (W) para K-Medoids, se obtiene la siguiente tabla:

k	DB	W
1	$-\infty$	19,283
2	2,403	15,539
3	1,821	14,037
4	2,241	13,920
5	2,216	12,632
6	2,342	12,279
7	2,177	11,833
8	2,469	11,953
9	2,186	11,565
10	2,386	10,965
11	2,561	10,882
12	2,012	10,720
13	1,856	9,650

**Tabla 9. Indicadores DB y W para K-Medoids**

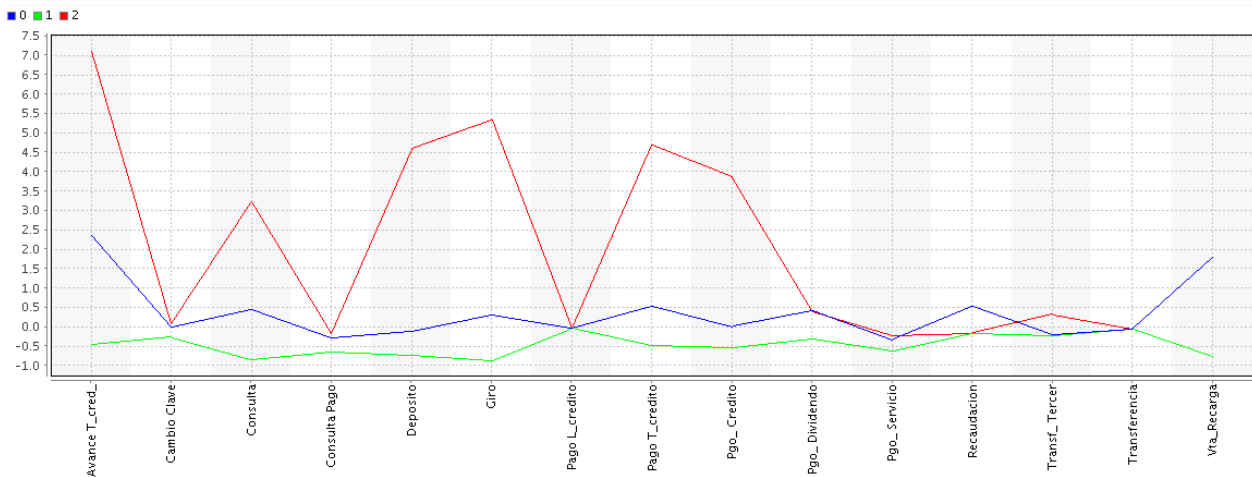
Se observa que para  $k = 3$  el indicador DB es el menor.

La agrupación realizada mediante este operador para  $k = 3$  es como sigue:

cluster	N° operadores	Promedio Transaccional trim.
cluster_0	2.821	8.711
cluster_1	10.368	2.374
cluster_2	236	18.623
	13.425	

**Tabla 10. Segmentación con método K-Medoids**

Se ha ingresado  $k = 3$  considerando los antecedentes del punto anterior, Los centroides normalizados de estos segmentos se visualizan en el siguiente gráfico:



**Figura 34. Centroides de segmentos generados con K-Medoids**

Esta agrupación destaca los Almaceneros del cluster 2, que ofrecen un mejor servicio financiero, giros y depósitos, respecto de los otros dos clusters en cuanto al número de transacciones. Al igual que k-means, el grupo de mayor transaccionalidad es pequeño, de tan sólo 236 miembros.

La diferencia fundamental con k-means es que los centroides son reales, es decir, pertenecen a los datos de entrenamiento del modelo. En este caso, los 3 Almaceneros representantes poseen los POS 18276, 18988, 17722 y, son los siguientes:

cluster	POS	Avance T_cred	Cambio Clave	Consulta	Consulta Pago	Deposito	Giro	Pago L_credito	Pago T_credito	Pago_Credito	Pago_Dividendo	Pago_Servicio	Recaudacion	Transf_Tercer	Transfencia	Vta_Recarga
cluster_0	18.276	10	3	737	453	604	1.012	-	16	6	45	331	6	3	-	2.043
cluster_1	18.988	-	-	17	86	27	29	-	-	-	2	68	-	-	-	24
cluster_2	17.722	27	4	2.278	573	4.916	5.279	-	82	49	44	423	-	65	-	18

**Tabla 11: Centroides representantes de segmentación K-Medoids**

Los Almaceneros representantes de los 3 segmentos se encuentran en concreto, en la octava y quinta región:

POS	cluster	Región	Comuna
18276	cluster_0	08	MULCHEN
18988	cluster_1	05	QUILPUE
17722	cluster_2	08	LOTA

**Tabla 12. Locales representantes de la segmentación K-Medoids**

En términos generales, este algoritmo es complementario a k-means y se pueden usar los dos modelos para la generación de alertas.

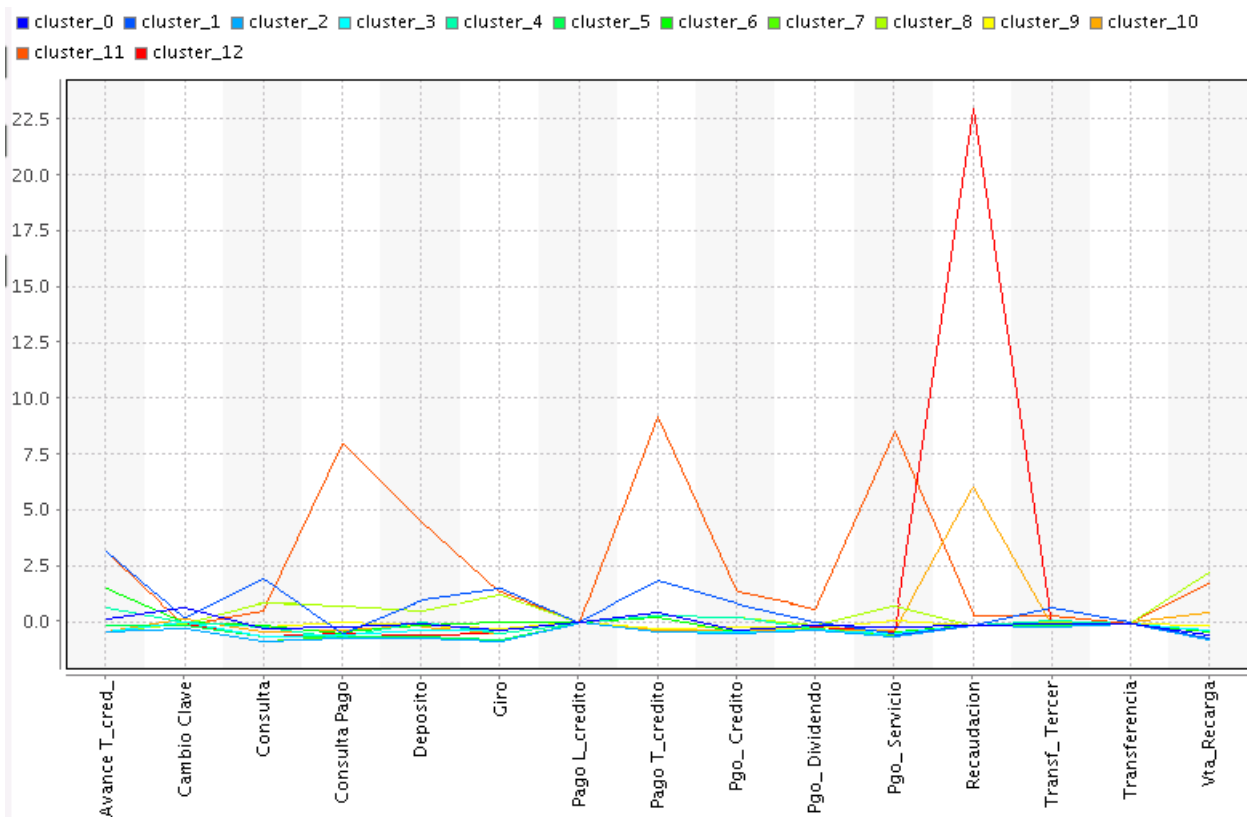
Se observa en la Tabla 5. Indicadores DB y W para K-means y Tabla 9. Indicadores DB y W para K-Medoids que el parámetro  $k = 13$  es el segundo elegible después de  $k = 3$ .

La agrupación realizada mediante operador K-Medoids para  $k = 13$  es como sigue:

cluster	N° operadores	Promedio Transaccional trim.
cluster_0	549	4.769
cluster_1	615	11.306
cluster_2	581	73
cluster_3	3.131	1.711
cluster_4	335	3.293
cluster_5	590	849
cluster_6	536	4.425
cluster_7	1.494	548
cluster_8	1.553	9.793
cluster_9	3.854	4.045
cluster_10	79	5.688
cluster_11	100	25.255
cluster_12	8	5.318
	13.425	

**Tabla 13. Segmentación con método K-Medoids para  $k=13$**

Los centroides normalizados de estos segmentos se visualizan en el siguiente gráfico:



**Figura 35. Centroides de segmentos generados con K-Medoids con k=13**

Esta agrupación destaca los Almaceneros del cluster 11, que ofrecen un mejor servicio financiero con consultas, giros, depósitos, pago de tarjetas de crédito, pago de créditos y de dividendos hipotecarios respecto de los otros segmentos. Al mismo tiempo, el cluster 11 tiene el mejor servicio no financiero con consultas de pago y pago de servicios, respecto de los otros 12 clusters en cuanto al número de transacciones, excepto respecto de recaudaciones. Al igual que k-means, el grupo de mayor transaccionalidad es pequeño, de tan sólo 100 miembros.

Los centroides son reales, es decir, pertenecen a los datos de entrenamiento del modelo. En este caso, los 13 Almaceneros representantes poseen los siguientes POS:

cluster	POS	Avance T_cred_	Cambio Clave	Consulta	Consulta Pago	Deposito	Giro	Pago L_credito	Pago T_credito	Pgo_ Credito	Pgo_ Dividendo	Pgo_ Servicio	Recaud acion	Transf_ Tercer	Transfere ncia	Vta_Re carga
cluster_0	18684	2	11	328	543	642	420	0	14	2	13	447	0	21	0	169
cluster_1	18158	13	5	1569	200	1584	2036	0	37	15	19	126	0	100	0	34
cluster_2	18978	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
cluster_3	18831	0	3	136	169	330	418	0	1	1	0	146	0	0	0	300
cluster_4	18594	4	3	348	30	680	323	0	12	8	4	8	0	38	0	0
cluster_5	18852	1	1	112	78	95	81	0	0	0	0	30	0	6	0	6
cluster_6	18626	7	3	386	253	531	774	0	11	1	1	194	0	5	0	281
cluster_7	18988	0	0	17	86	27	29	0	0	0	2	68	0	0	0	24
cluster_8	18205	0	2	971	1500	1122	1765	0	12	8	11	1266	0	26	0	2402
cluster_9	18580	0	3	347	763	534	515	0	3	3	3	674	0	6	0	467
cluster_10	18459	0	5	240	333	525	309	0	2	2	1	277	54	11	0	935
cluster_11	17598	13	1	755	9034	4840	1890	0	153	21	55	8250	4	57	0	1970
cluster_12	18062	0	2	118	247	188	332	0	1	1	7	204	203	0	0	145

**Tabla 14: Centroides representantes de segmentación K-Medoids con k=13**

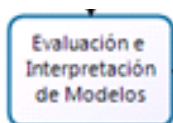
Los Almaceneros representantes de los 13 segmentos se encuentran en las siguientes regiones del país:

POS	cluster	Region	Comuna
18684	cluster_0	4	OVALLE
18459	cluster_10	4	MONTE PATRIA
18988	cluster_7	5	QUILPUE
18580	cluster_9	5	VINA DEL MAR
18062	cluster_12	7	CAUQUENES
18978	cluster_2	8	LOS ANGELES
18626	cluster_6	9	TEODORO SCHMIDT
18852	cluster_5	10	CASTRO
18594	cluster_4	10	CALBUCO
17598	cluster_11	10	ANCUD
18831	cluster_3	13	LA GRANJA
18205	cluster_8	13	SAN RAMON
18158	cluster_1	14	FUTRONO

**Tabla 15: Locales representantes de la segmentación K-Medoids con k=13**

En términos generales, este algoritmo es complementario a k-means y se pueden usar los dos modelos para la generación de alertas.

#### 6.1.4 Evaluación e Interpretación del modelo.



Para la interpretación y evaluación del modelo se utilizarán gráficos, promedios de transacciones por cluster y modelo de árbol de decisión para una mejor descripción de los cluster y observación de los cortes transaccionales por variable.

Finalmente, el Comité de CajaVecina decidirá si el modelo se debe ajustar o bien se procede a utilizar para describir el comportamiento transaccional de los Almaceneros.

Adicionalmente, se debe considerar el criterio de cambio significativo de comportamiento transaccional para la generación de alertas. Este criterio se ha definido como el cambio de un miembro de un cluster a otro cluster cuya diferencia de los promedios transaccionales entre los cluster sea superior al 90% (ver título Proceso Generar Alertas Inteligentes de Fraude Electrónico).

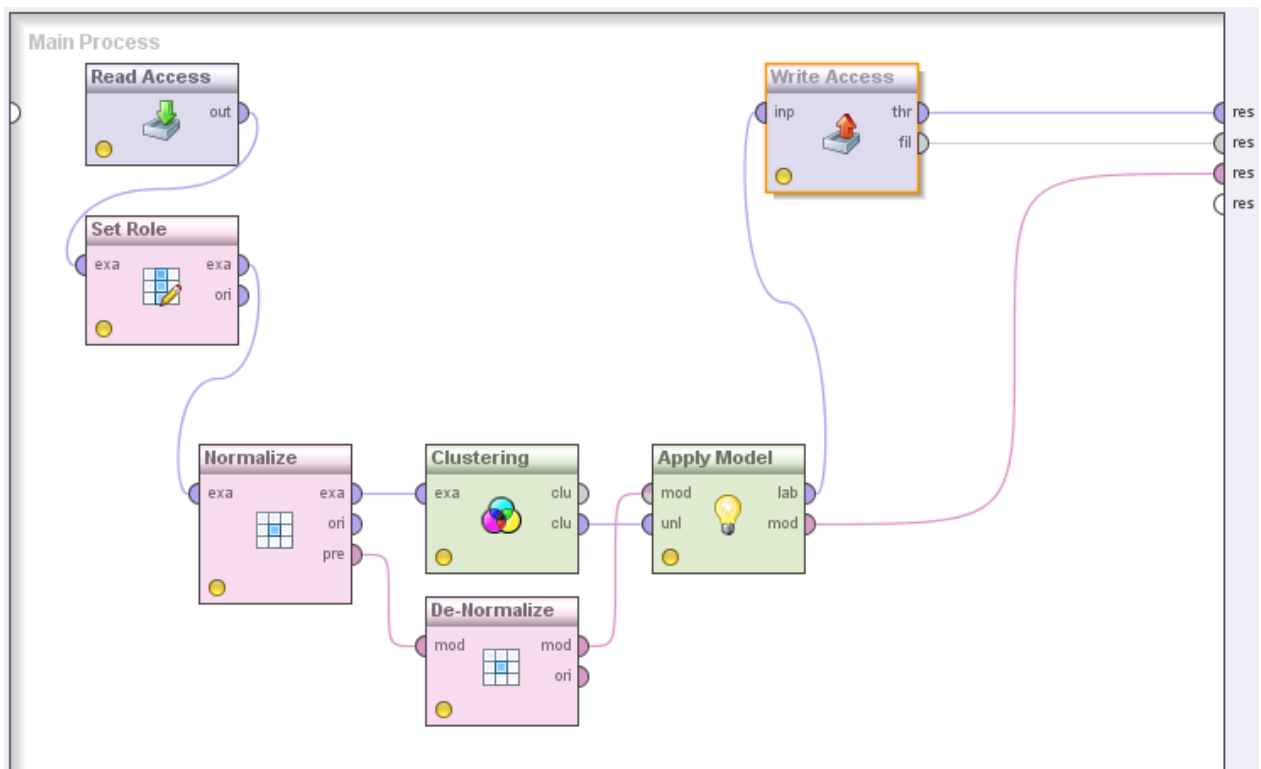
De las tres segmentaciones realizadas, la segmentación aplicando algoritmo de K-means y K-medoids con  $k = 3$  cumplen con mayor precisión este criterio.

A continuación, se ha optado por describir la segmentación efectuada con algoritmo K-means con  $k = 3$ . La descripción de la segmentación con algoritmo K-medoids con  $k = 3$  es muy similar y conlleva los mismos pasos.

#### 6.1.4.1 Descripción gráfica de los segmentos

Los árboles de clasificación describen el modelo de segmentación de minería de datos con los valores de corte. La descripción gráfica es más intuitiva y complementaria a la clasificación utilizando árboles.

Para obtener los valores absolutos de las transacciones se efectúa proceso inverso de normalización de los datos utilizando el siguiente proceso en rapidminer:

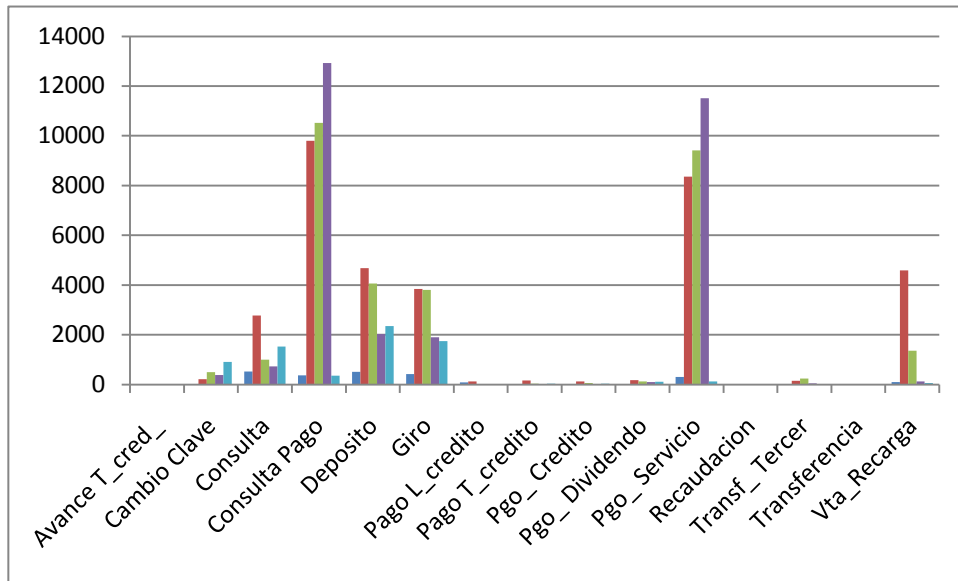


**Figura 36. Proceso para des-normalizar algoritmo de segmentación**

Los valores absolutos son capturados directamente en la base de datos con el operador Write Access. Con este proceso, se evita manipular los datos en forma manual.

- Cluster\_0

Como se observa en el siguiente gráfico que describe el comportamiento transaccional de los 5 Almaceneros, su fortaleza radica, en primer término, en las Consultas de Pagos y los Pagos de Servicios y luego, en segundo término, en las transacciones de tipo bancaria o financiera:



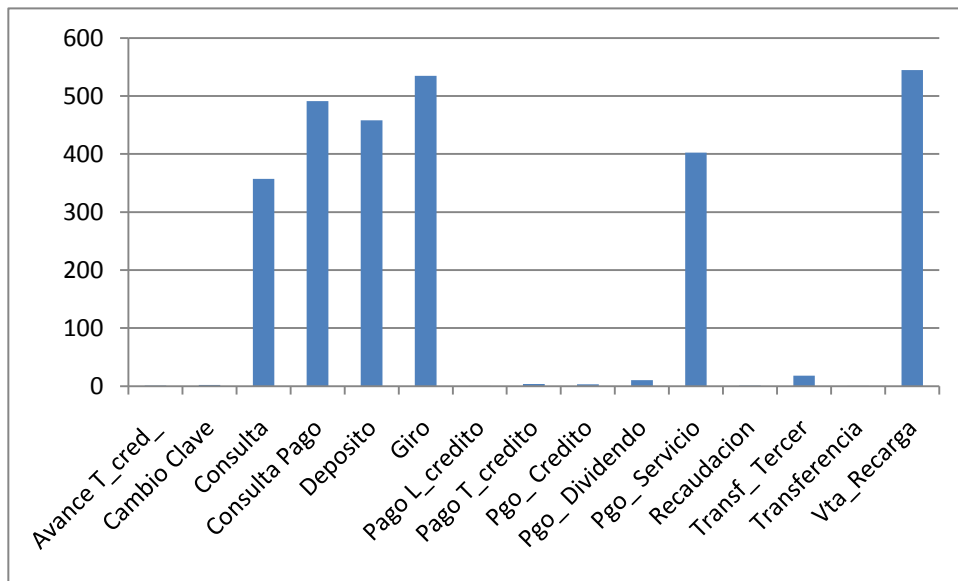
**Figura 37. Gráfico de comportamiento cluster 0**

El promedio trimestral de transacciones por Almacenero en este cluster es de 21.123 transacciones.

- Cluster\_1

Este segmento de 11.793 Almaceneros, correspondiente al 88% del total de puntos de red CajaVecina, tiene un promedio trimestral de 2.828 transacciones, muy por debajo del promedio del Cluster\_0. ¿Qué factores operacionales o comerciales hacen tan gran diferencia? El siguiente gráfico ilustra su comportamiento transaccional:



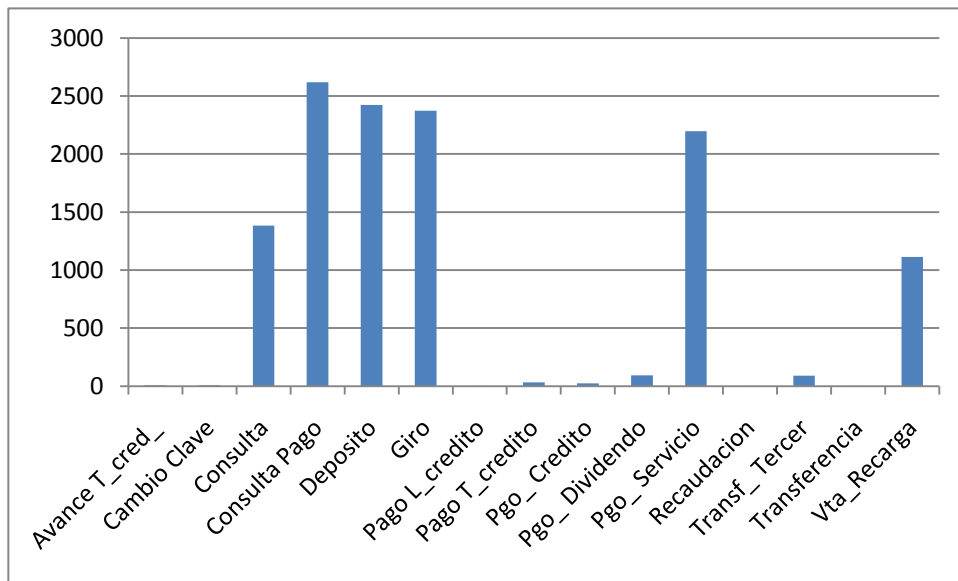


**Figura 38. Gráfico comportamiento transaccional del cluster 1**

Se ha graficado la serie de los promedios trimestrales de los miembros de este cluster. Predominan los Giros y Depósitos bancarios y, unido a estos servicios financieros, la Consulta. Luego, las Consultas de Pago, los Pagos de Servicios y la Venta de Recarga. CajaVecina ha gestionado fuertemente el equilibrio entre Giros y Depósitos bancarios a fin de disminuir el riesgo de robo y asaltos manteniendo poco efectivo en los almacenes; con los Giros, disminuye el efectivo que ingresa a la caja del Almacenero por Depósitos y Pagos de Servicios.

- Cluster\_2

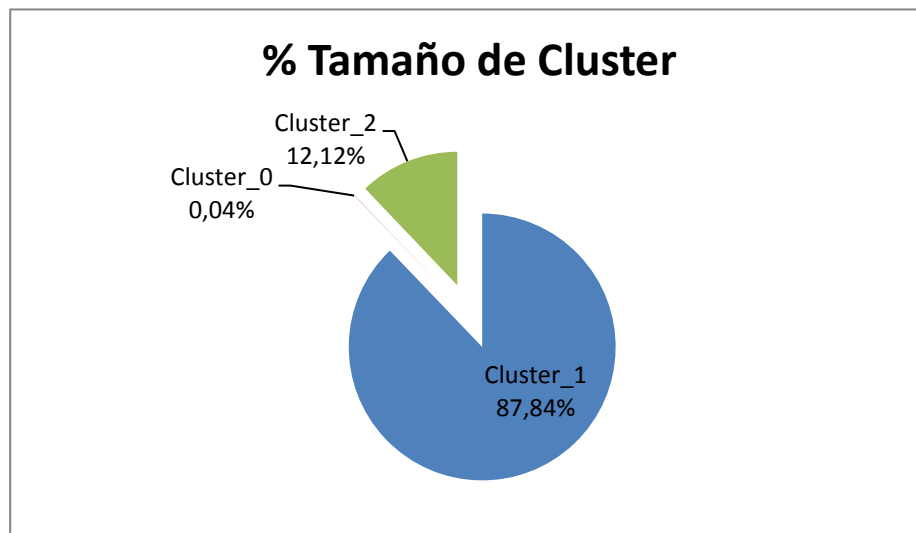
Este segmento se compone de 1.627 miembros correspondiente al 12% de las Cajas Vecinas. Su promedio trimestral transaccional es de 12.364 transacciones, 4 veces mayor al promedio trimestral del Cluster\_1 y 2 veces menor al Cluster\_0. Gráficamente, su comportamiento es el siguiente:



**Figura 39. Gráfico comportamiento transaccional del cluster 2**

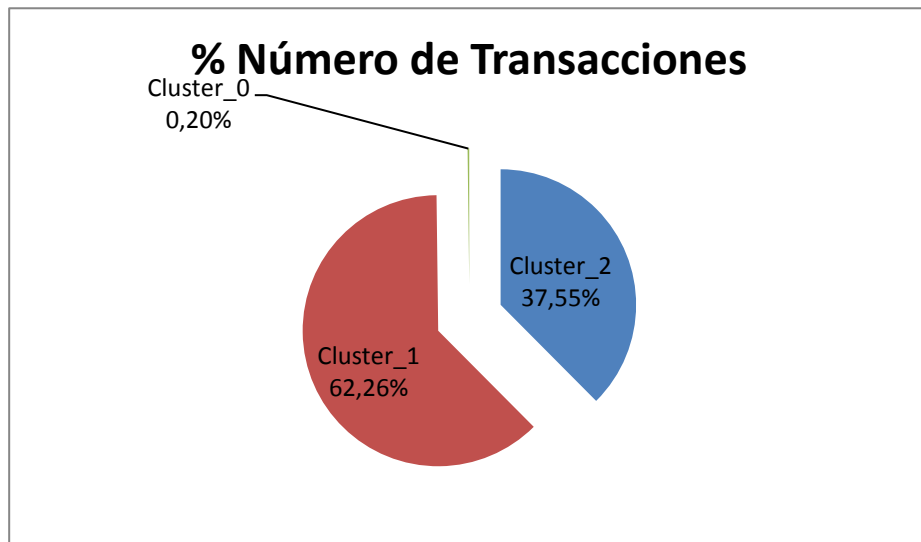
La gran diferencia de ese cluster con el Cluster\_1 es la Venta de Recarga, que disminuye proporcionalmente respecto de las transacciones financieras y los Pagos de Servicios.

Comparando los tres segmentos entre sí, en cuanto a su tamaño, se tiene:



**Figura 40. Comparación del tamaño de los cluster entre sí**

En cuanto al número de transacciones que efectúan los tres segmentos:



**Figura 41. Comparación del número de transacciones de los cluster entre sí**

Es decir, el 0,04% de los POS que pertenecen al Cluster\_0 hace el 0,2% del total de las transacciones efectuadas en el trimestre agosto-octubre de 2014, mientras que el 87,84% del total de los POS de Caja Vecina y que pertenecen al Cluster\_1, hace tan solo el 62,26% de las transacciones.

El siguiente cuadro resumen complementa lo expuesto anteriormente:

Cluster	Descripción	Número transacciones v/s Tipo transacción	Promedio Trimestre
Cluster_0 <b>5 POS</b>	Concentra a los Almaceneros que hacen 6.795 Consultas de Pago y cerca de 6.000 Pagos de Servicios trimestrales. En cuanto a los servicios bancarios, más de 2.700 Depósitos y 2.300 Giros trimestrales. Predominan ampliamente las Consultas de Pago y los Pagos de Servicios respecto de las transacciones financieras.		<b>21.123</b>
Cluster_1 <b>11.793 POS</b>	El 88% de las Cajas Vecinas se concentra en este cluster con más de 500 Giros y alrededor de 450 Depósitos trimestrales. Hay un equilibrio entre las transacciones bancarias y los Pagos de Servicios. Sin embargo, su transaccionalidad es baja.		<b>2.828</b>
Cluster_2 <b>1.627 POS</b>	Su comportamiento es muy similar al Cluster_1, sin embargo, la Venta de Recarga de Celulares notoriamente menor. Hay un buen equilibrio entre transacciones bancarias (52%) y transacciones de Servicios (48%) muy deseable para BancoEstado.		<b>12.364</b>

#### 6.1.4.2 Descripción del modelo de segmentación utilizando árbol de clasificación

Del punto de vista del marco teórico de la minería de datos, el árbol de decisión o regresión pertenece a los modelos subordinados, es decir, se utiliza básicamente para **predecir**. Sin embargo, también se puede utilizar el árbol de clasificación para **describir** el comportamiento de un conjunto de datos, que, en este caso, son los tipos de transacciones (15 variables) más la variable objetivo (label) correspondiente a los cluster.

Combinar modelos subordinados con no-subordinados permite extraer mayor conocimiento a partir de los datos y son complementarios. Luego, para explicar la segmentación realizada se aplicó **algoritmo de árbol de clasificación**.

- Para generar el árbol de clasificación, la variable objetivo (**label**) es el cluster (lo que se clasifica con este algoritmo).
- La variable **Id** es el *POS*.
- El algoritmo de árbol selecciona la variable *Consulta Pago* (tipo de transacción) como nodo principal (con mayor entropía o variabilidad).
- El árbol de clasificación es un algoritmo de descripción, como se dijo, permite conocer los valores de corte transaccional.

El desempeño del árbol se obtiene de la matriz de confusión o matriz de desempeño.

accuracy: 96.86% +/- 0.53% (mikro: 96.86%)				
	true cluster_2	true cluster_1	true cluster_0	class precision
pred. cluster_2	1328	119	3	91.59%
pred. cluster_1	299	11674	1	97.49%
pred. cluster_0	0	0	1	100.00%
class recall	81.62%	98.99%	20.00%	

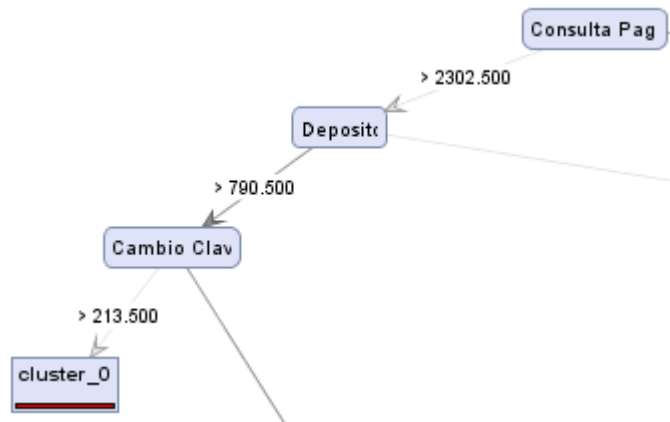
**Tabla 16. Matriz de desempeño del algoritmo de árbol de decisión**

La precisión es de 96,86%. La diagonal de la matriz refleja los aciertos del modelo. Los desaciertos se encuentran fuera de la diagonal.

En la primera fila de la matriz de confusión, el árbol clasificó en cluster\_2, 1.328 miembros que coinciden con la realidad, pero el mismo modelo clasificó 3 miembros en cluster\_2 que en verdad pertenecían al cluster\_0. Asimismo, el modelo clasificó 1 miembro en el cluster\_1, pero en verdad ese miembro pertenecía al cluster\_0, y por último, el modelo clasificó 1 miembro en el cluster\_0 y efectivamente pertenecía al cluster\_0 (20% de acierto).

- cluster\_0

El corte transaccional es de 2.303 para las Consultas de Pago, 791 para Depósitos y 214 para Cambios de Clave. La siguiente figura ilustra esta secuencia.



**Figura 42. Comportamiento del cluster 0**

Esta rama del árbol describe el comportamiento de este cluster con sólo tres variables, las Consultas de Pago, los Depósitos y el Cambio de Clave. El cluster 0 se caracteriza por hacer más de 2.303 Consultas de Pago, más de 791 Depósitos y más de 214 Cambios de Clave.

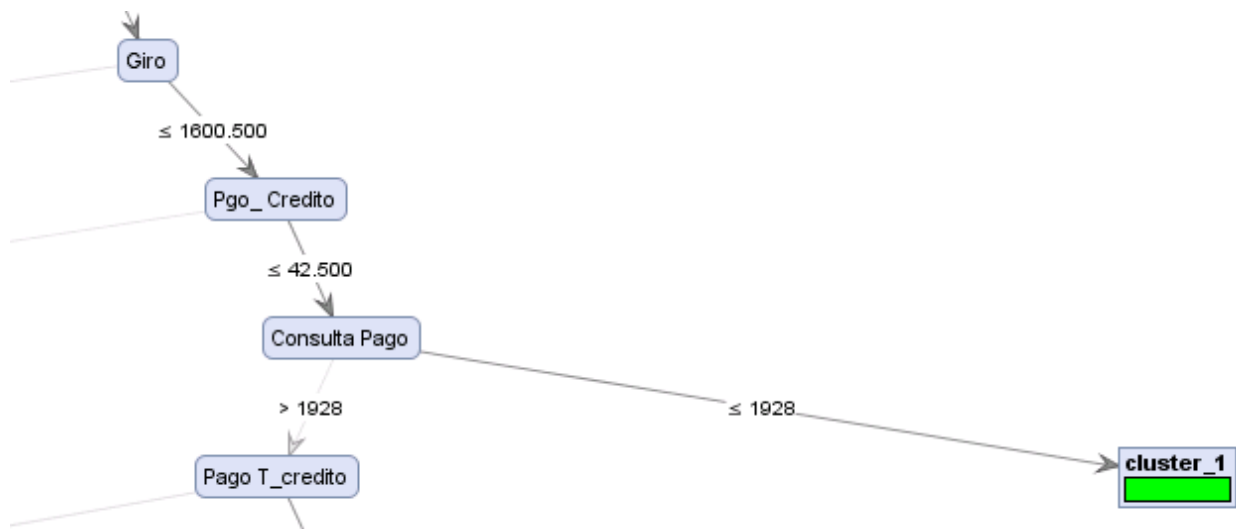
- Cluster\_1

Corresponde al segmento de menor transaccionalidad y más numeroso a la vez (11.793 miembros). Se podría señalar como el menos deseable o aquel segmento que debería mejorar su comportamiento transaccional.

Según el árbol de decisión, este segmento se podría caracterizar como el que:

- En tres meses sus Giros están por debajo de los 1.600,
- Pagos de Créditos por debajo de los 43 y con
- Consultas de Pago menores a 1.928.

La siguiente figura ilustra este comportamiento (una rama del árbol).



**Figura 43. Comportamiento del cluster 1**

Bajo esta caracterización se encuentran 11.793 miembros del cluster\_1.

Otra forma de visualizar el mismo comportamiento es a través de la siguiente descripción que provee Rapidminer:

```

| | | Giro ≤ 1600.500
| | | | Pgo_Credito > 42.500: cluster_2 {cluster_2=29, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | Pgo_Credito ≤ 42.500
| | | | | Consulta Pago > 1928
| | | | | | Pago T_credito > 39: cluster_2 {cluster_2=9, cluster_1=0, cluster_0=0}
| | | | | | Pago T_credito ≤ 39
| | | | | | | Pgo_Dividendo > 220.500: cluster_2 {cluster_2=9, cluster_1=0, cluster_0=0}
| | | | | | | Pgo_Dividendo ≤ 220.500
| | | | | | | | Deposito > 1508.500
| | | | | | | | | Pago T_credito > 6.500
| | | | | | | | | | Pago T_credito > 0.500: cluster_2 {cluster_2=1, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | Pago T_credito ≤ 0.500
| | | | | | | | | | | Deposito > 1541.500: cluster_2 {cluster_2=15, cluster_1=0, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | | Deposito ≤ 1541.500: cluster_1 {cluster_2=1, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | | Pago T_credito ≤ 6.500: cluster_1 {cluster_2=0, cluster_1=2, cluster_0=0}
| | | | | | | | Deposito ≤ 1508.500
| | | | | | | | | Pago T_credito > 19.500
| | | | | | | | | | Avance T_cred_ > 1.500: cluster_2 {cluster_2=8, cluster_1=2, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | Avance T_cred_ ≤ 1.500: cluster_1 {cluster_2=0, cluster_1=6, cluster_0=0}
| | | | | | | | | Pago T_credito ≤ 19.500
| | | | | | | | | | Consulta > 1177: cluster_2 {cluster_2=2, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | Consulta ≤ 1177
| | | | | | | | | | | Pgo_Dividendo > 165.500: cluster_2 {cluster_2=2, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | | Pgo_Dividendo ≤ 165.500
| | | | | | | | | | | | Consulta Pago > 1933
| | | | | | | | | | | | | Avance T_cred_ > 6.500: cluster_2 {cluster_2=2, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | | | | Avance T_cred_ ≤ 6.500: cluster_1 {cluster_2=1, cluster_1=56, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | | | | Consulta Pago ≤ 1933: cluster_1 {cluster_2=1, cluster_1=1, cluster_0=0}
| | | | | | | | | | | | | | Consulta Pago ≤ 1928: cluster_1 {cluster_2=132, cluster_1=11256, cluster_0=1}

```

**Figura 44. Comportamiento de cluster 1**

La mayoría de los Almaceneros de este cluster queda clasificado mediante las variables financieras de Giro y Pago de Crédito y luego, una variable no bancaria, la Consulta de Pago. Tanto en las transacciones financieras como en las de servicio, estos Almaceneros son deficientes en comparación con los Almaceneros del cluster\_0.

- Cluster\_2

Este segmento de 1.627 miembros es mejor que el anterior en cuanto a su transaccionalidad y se puede caracterizar utilizando un operador de árbol de clasificación de Weka, el W-J48 que permite asignar un número mínimo de miembros en cada hoja (en este caso mayor que 50). Este procedimiento permite obtener un árbol de clasificación más fácil de interpretar aunque su precisión disminuye respecto del árbol que se utilizó para describir el cluster\_1.

La matriz de confusión muestra una precisión de 96,81% para este modelo.

accuracy: 96.81% +/- 0.42% (mikro: 96.81%)				
	true cluster_2	true cluster_1	true cluster_0	class precision
pred. cluster_2	1371	167	4	88.91%
pred. cluster_1	256	11626	1	97.84%
pred. cluster_0	0	0	0	0.00%
class recall	84.27%	98.58%	0.00%	

**Tabla 17. Matriz de confusión utilizando algoritmo W-J48**



```

Giro <= 1554.0
| Consulta Pago <= 1750.0
| | Pago T_credito <= 16.0: cluster_1 (10735.0/28.0)
| | Pago T_credito > 16.0
| | | Deposito <= 2246.0
| | | | Pgo_Credito <= 13.0: cluster_1 (361.0/18.0)
| | | | Pgo_Credito > 13.0
| | | | Consulta <= 730.0: cluster_1 (72.0/12.0)
| | | | Consulta > 730.0: cluster_2 (51.0/23.0)
| | | Deposito > 2246.0: cluster_2 (55.0/12.0)
| Consulta Pago > 1750.0
| | Deposito <= 1613.0
| | | Consulta Pago <= 2634.0
| | | | Avance T_cred_ <= 3.0: cluster_1 (162.0/25.0)
| | | | Avance T_cred_ > 3.0: cluster_2 (51.0/21.0)
| | | Consulta Pago > 2634.0: cluster_2 (62.0/15.0)
| | Deposito > 1613.0: cluster_2 (122.0/5.0)
Giro > 1554.0
| Pago T_credito <= 14.0
| | Pgo_Servicio <= 1386.0
| | | Giro <= 2352.0: cluster_1 (357.0/49.0)
| | | Giro > 2352.0: cluster_2 (70.0/25.0)
| | Pgo_Servicio > 1386.0
| | | Deposito <= 1220.0: cluster_1 (78.0/37.0)
| | | Deposito > 1220.0: cluster_2 (220.0/25.0)
| Pago T_credito > 14.0
| | Deposito <= 1446.0
| | | Consulta Pago <= 1432.0: cluster_1 (57.0/20.0)
| | | Consulta Pago > 1432.0: cluster_2 (132.0/18.0)
| | Deposito > 1446.0: cluster_2 (840.0/20.0)

```

- La mayor parte de los miembros de este segmento (840) tienen giros mayores a los 1.554 en 3 meses.
- Efectúan Pagos de Tarjetas de Crédito mayores a 14 y,
- Depósitos mayores a 1.446 en este período de tiempo (trimestre).

Este grupo de Almaceneros es caracterizado en su mayoría, mediante variables financieras, Giros, Pagos de Tarjetas de Crédito y Depósitos.

En resumen, se ha descrito el modelo de minería de datos utilizando árboles de clasificación que permiten examinar las variables que explican el comportamiento transaccional de los Almaceneros y que se basa en:

- La cantidad de Giros en el trimestre mayores o menores a 1.600 (punto de corte).
- Los Pagos de Crédito (43) o Pagos de Tarjetas de Crédito trimestrales (14),

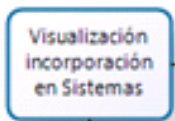
- Los Depósitos trimestrales mayores o menores a 1.446 y las Consultas de Pago con punto de corte en 1.928.
- De las 15 variables que considera el modelo, 5 variables explican y describen el comportamiento transaccional de los 13.425 locales a lo largo de todo Chile.

El Comité de CajaVecina aceptó este modelo de segmentación porque refleja la percepción de los ejecutivos en cuanto al comportamiento transaccional de la red y, porque estima conveniente desde un punto de vista operativo y comercial trabajar con este modelo a fin de gestionar las variaciones de comportamiento y hacer un seguimiento de los Almaceneros en cuanto a sus prácticas transaccionales.

Respecto de los 5 Almaceneros, se considera dejarlos en el modelo porque permitirá hacer un seguimiento especial tanto desde el punto de vista operativo como comercial. La otra posición es dejarlos fuera del modelo porque se considerarían como Outliers, es decir, Cajas Vecinas atípicas que distorsionarían el modelo.

Este modelo permitirá entregar las alertas tanto a la gerencia operativa, en materia de fraudes y comportamientos irregulares, como a la gerencia comercial para observar las buenas prácticas e indagar nuevas ofertas de valor. Las alertas se generarán en base al criterio de cambio significativo definido en el punto Proceso Generar Alertas Inteligentes de Fraude Electrónico, página 38.

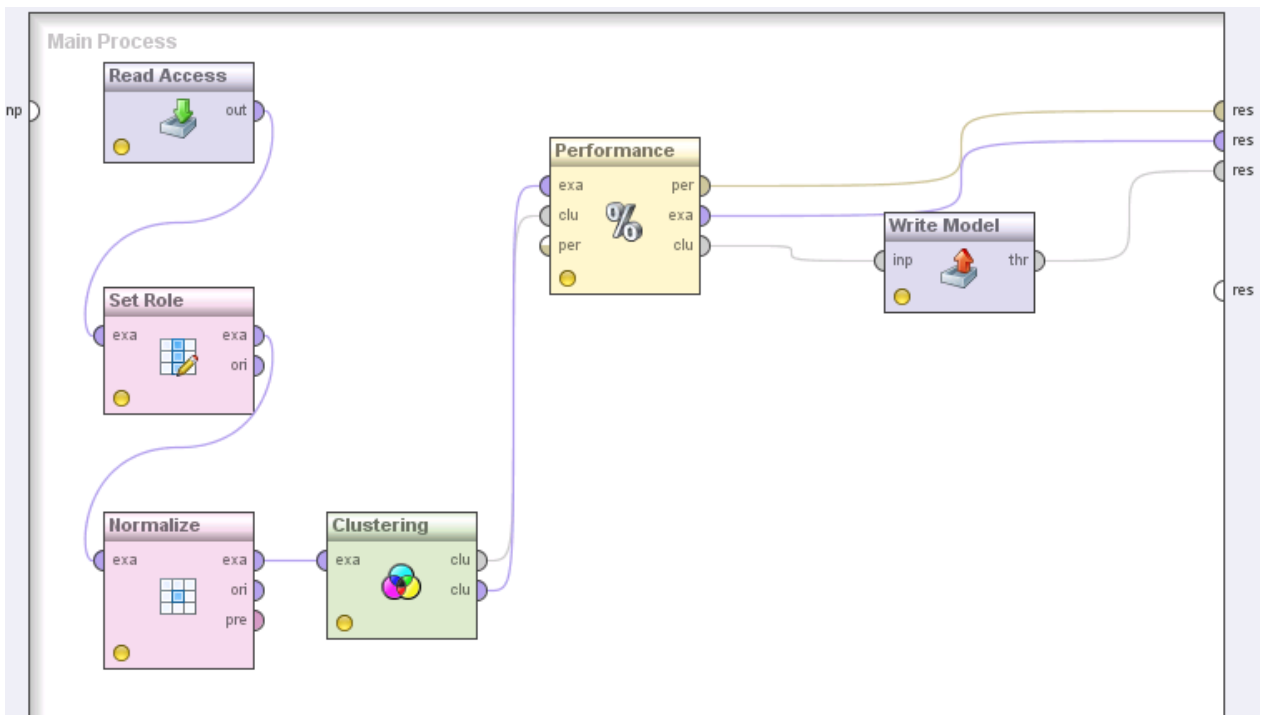
#### 6.1.5 Visualización e incorporación en los sistemas



El modelo de segmentación obtenido y aprobado por el Comité de CajaVecina es almacenado en el PC del controlador y ejecutado por la aplicación MS Access.

El modelo de segmentación generado que constituirá la capa inteligente del proceso es almacenado en un archivo ejecutable .bat en el PC del controlador.

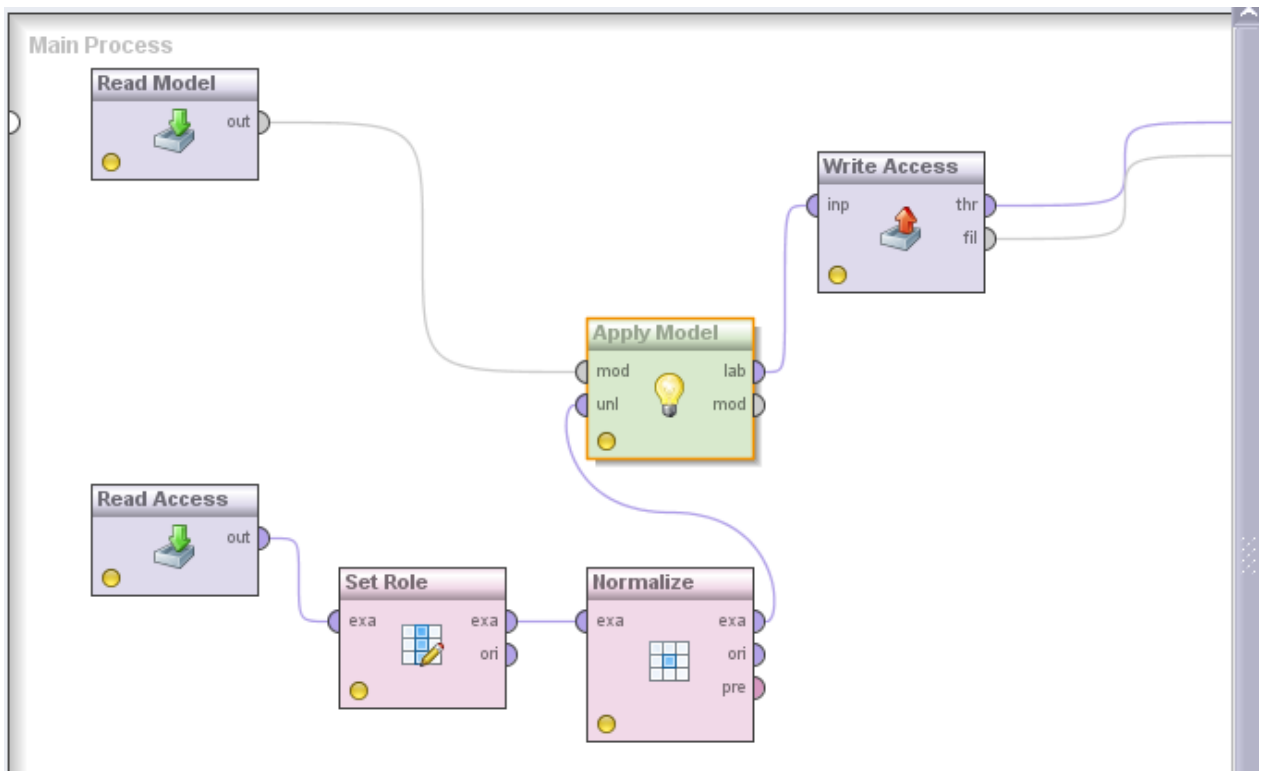
El proceso que genera y almacena este modelo en Rapidminer es el siguiente:



**Figura 45. Proceso de almacenamiento del modelo**

El operador “Write Model” genera el modelo en archivo .mod. En otro proceso de Rapidminer, este modelo será aplicado a nuevos datos que serán objeto de análisis en la generación de alertas.

Este proceso de aplicación del modelo de clustering a nuevos datos se presenta a continuación:



**Figura 46. Proceso de aplicación del modelo**

Los nuevos datos (que no conoce el modelo) ingresan mediante el operador de Rapidminer “Read Access” que lee los datos de transacciones a través de la aplicación en MS Access que a su vez los lee de la base de datos de gestión transaccional de CajaVecina (todo esto es en línea a través de conexión ODBC).

El modelo almacenado en el paso anterior y en formato .mod es leído por este proceso con el operador “Read Model” de Rapidminer.

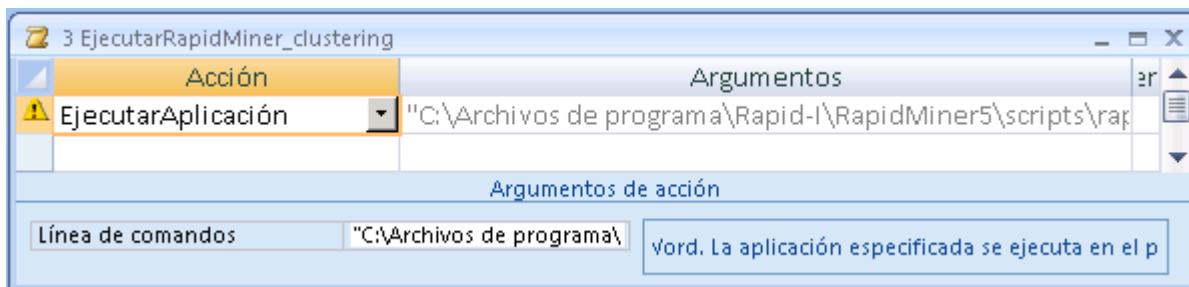
Esta operación descrita es gestionada por la aplicación de control en MS Access con la ayuda de macros que se describen a continuación:

- 1 Capturar transacciones por rango de fechas
- 2 CrearVistaMinable
- 3 EjecutarRapidMiner\_clustering
- 4 Detectar cambios de cluster
- 5 Publicar Transacciones CajaVecina en MOSS
- 6 Consultar Alertas para notificación

**Figura 47. Macros que controlan el proceso de alertas**

Describir el detalle de cada una de las macros de la aplicación no es el objetivo de este trabajo. Los nombres de estas macros y su ordenamiento describen cabalmente el procedimiento de ejecución de sistemas de apoyo al proceso “Generar Alertas

Inteligentes de Fraude Electrónico”. Sin embargo, la macro “3 EjecutarRapidMiner\_clustering” contiene código que puede ser reutilizado en muchas aplicaciones a manera de servicio entre la aplicación Rapidminer y Microsoft Access y por ende SharePoint.:



**Figura 48. Acción de la macro que ejecuta proceso de RapidMiner**

El código en cuestión es el siguiente:

```
"C:\Archivos de programa\Rapid-I\RapidMiner5\scripts\rapidminer.bat" -f  
D:\CajaVecina\RepositorioCV\Procesos\03_Aplicar_Modelo_Clustering.rmp
```

Con la ayuda de estas macros se podrá ejecutar el proceso mencionado sin necesidad de abrir la aplicación Rapidminer y la aplicación de SharePoint. Asimismo, no será necesario abrir la aplicación SQL Server para extraer los datos porque la macro 1 “Capturar transacciones por rango de fechas” lo hará automáticamente mediante conexión ODBC. El usuario, sólo deberá ingresar las fechas de inicio y término del rango de tiempo a considerar.

Hemos descrito y ejecutado paso a paso el proceso de Generación de Modelo de Comportamiento correspondiente a la Figura 25. Ahora corresponde describir las componentes tecnológicas sobre las cuales opera este proceso y el proceso de Generación de Alertas.

## 6.2 Componentes Tecnológicas

Las componentes tecnológicas a emplear se describen en la siguiente figura. El **servidor MS SharePoint** contiene páginas web (clases boundary) que presentan la vista de los cluster con alertas y que se encuentra disponible para los ejecutivos de relación de CajaVecina en la Intranet del banco. Con esto se logra visibilidad de los cluster y se utilizará adicionalmente para notificar las alertas mediante la **aplicación cliente** en MS Access y con Outlook enviar las alertas a los ejecutivos de relación. Para ello estará disponible el **servidor exchange**.

Un importante componente será las librerías de Rapidminer y el modelo de k-means que estarán en el PC de la **aplicación controlador** (aplicación cliente).

Mediante ejecución de la macro “3. EjecutarRapidMiner\_clustering” desde esta aplicación, el modelo “correrá” para un nuevo set de datos transaccionales sin tener que abrir la aplicación Rapidminer.

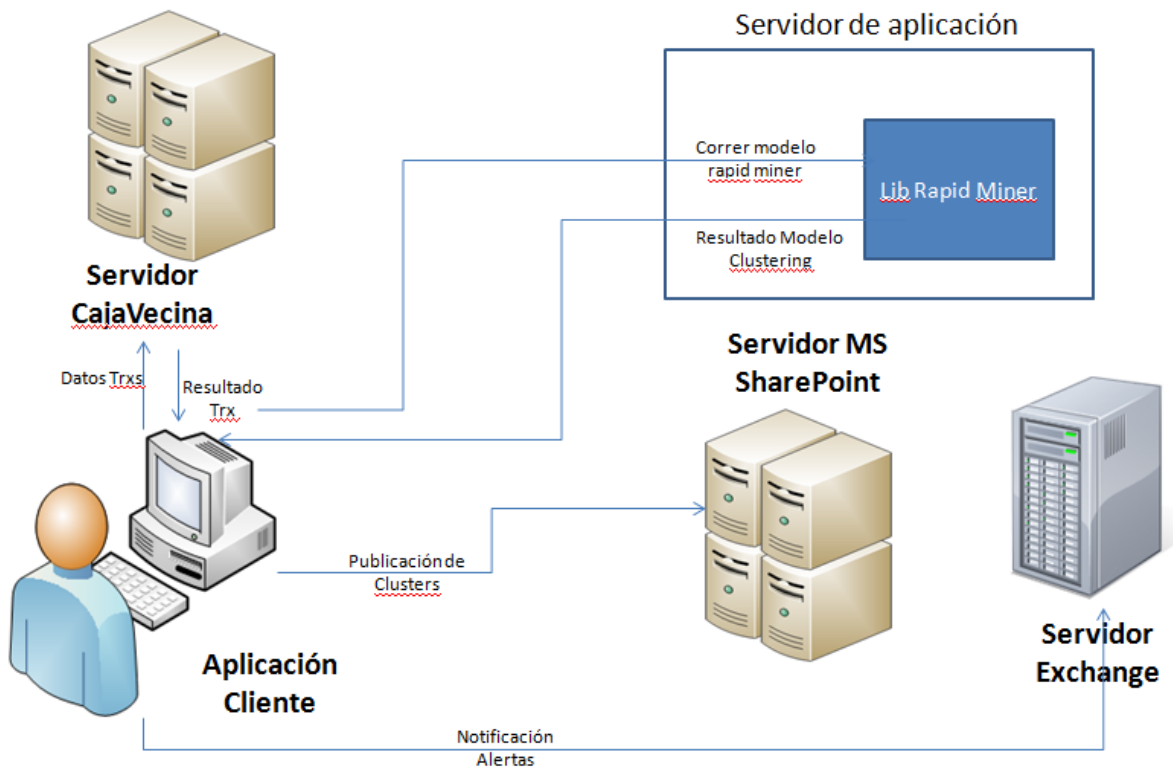


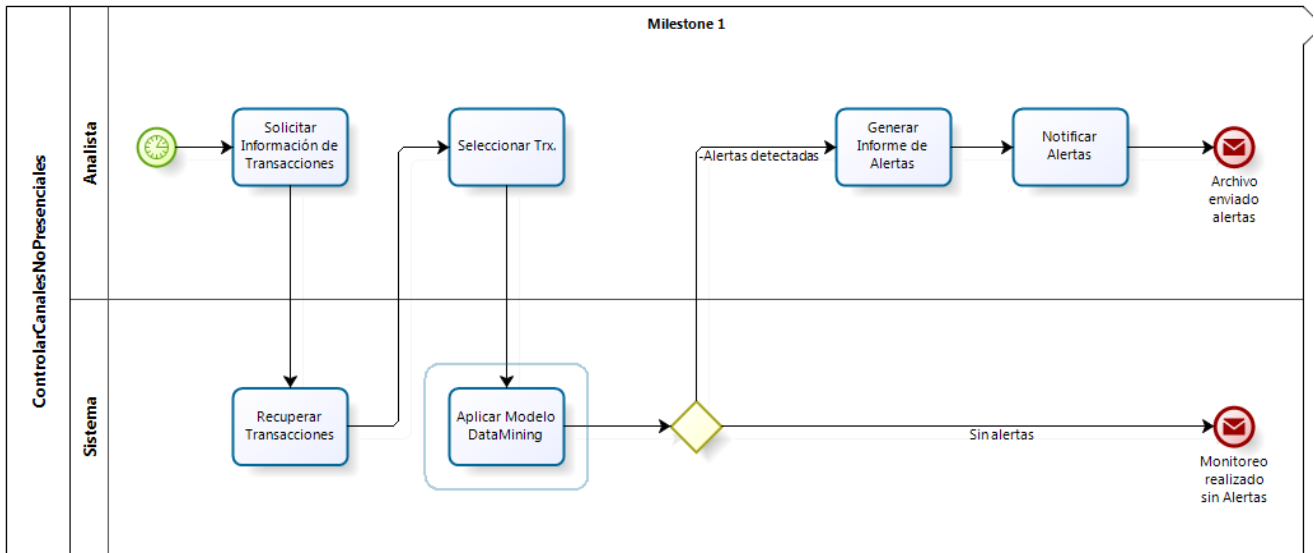
Figura 49. Arquitectura de Componentes Tecnológicas

## 7. Implementación organizacional de los procesos diseñados y las aplicaciones TI de apoyo

### 7.1 Ejecución operativa del proceso

Para la generación inteligente de alertas, se ejecutará el siguiente diagrama de pistas con el apoyo de la aplicación y componentes tecnológicos descritos en el punto anterior.

El detalle o descripción de las actividades se muestra en los siguientes párrafos.



**Figura 50. Generación de alertas**

**Frecuencia:** Semanal

**Rol:** Analista de Operaciones

**Tiempo de ejecución:** 57 minutos

- Solicitar Información de Transacciones

Descripción	Tiempo (min.)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analista ingresa a sitio web de CajaVecina y comprueba rango de tiempo cuando se realizó la última alerta.</li> <li>• Con esta información determina semana a analizar para la generación de alertas.</li> <li>• Registra rango de tiempo a analizar en “Calendario de Informes” del mismo sitio web.</li> <li>• En aplicación de control (MS Access), clic sobre la macro “1 Capturar transacciones por rango de fechas”. La macro solicita Ingresar Fecha Inicio y Fecha Término.</li> </ul>	5

La siguiente imagen ilustra esta actividad y corresponde a la vista de “Transacciones CajaVecina” en la Intranet de BancoEstado.



Principal > Documentos

CajaVecina

Documentos | Circulares | Informativos | Tarjeta de Crédito | Crédito Hipotecario | Comercio Exterior | Leasing Financiero | SeguimientoVCH | Crédito Empresas | **Atención y Dotación** | Comunidad Virtual | Cuge | Procesos RRHH | Líneas de A

Documentos > Atención y Dotación > CajaVecina > Transacciones CajaVecina

### Transacciones CajaVecina

03 al 07 de Noviembre de 2014

Nuevo | Acciones | Configuración

gml_pos	Total de N	Avance T_cred	Cambio Clave	Consulta	Consulta Pago	Deposito	Giro	Pago L_credito	Pago T_credito	Pgo_Credito
00001	482	2	0	109	31	110	194	0	3	3
00005	769	0	0	93	153	111	219	0	4	2
00007	89	0	0	21	17	6	13	0	0	0
00008	537	0	0	42	174	37	55	0	1	1
00016	412	0	1	66	72	79	56	0	1	3
00024	452	0	0	68	105	78	106	0	0	0
00025	47	0	0	15	3	10	14	0	0	0
00028	264	0	0	59	8	93	95	0	2	3
00030	11	0	0	11	0	0	0	0	0	0
00033	522	0	2	62	84	137	129	0	2	2
00034	128	0	0	22	16	19	36	0	0	1
00036	478	0	0	21	161	54	83	0	0	0
00038	157	0	0	33	30	6	19	0	0	0
00041	909	0	0	119	208	120	139	0	5	1
00042	1,278	0	0	161	120	382	275	0	0	0
<b>Total</b>	<b>3.536.772</b>	<b>1.098</b>	<b>2.901</b>	<b>411.701</b>	<b>824.302</b>	<b>599.029</b>	<b>564.365</b>	<b>43</b>	<b>10.354</b>	<b>9.203</b>

**Figura 51. Vista de transacciones CajaVecina por la Intranet**

A continuación, el analista debe registrar el siguiente período a considerar en el Calendario de la aplicación de SharePoint en la Intranet.

Principal > Documentos

CajaVecina

Documentos | Circulares | Informativos | Tarjeta de Crédito | Crédito Hipotecario | Comercio Exterior | Leasing Financiero | SeguimientoVCH | Crédito Empresas | **Atención y Dotación** | Comunidad Virtual | Cuge | Procesos RRHH

Documentos > Atención y Dotación > CajaVecina > Calendario de informes

### Calendario de informes

Nuevo | Acciones | Configuración

2014

ene feb mar  
abr may jun  
jul ago sep  
oct nov dic

Hoy es viernes, 27 de marzo de 2015

Ver todo el contenido del sitio

Documentos

- Biblioteca de Paneles de Control e Informes

Listas

- Mantenición CajaVecina
- Robos
- Campaña BM
- Caja Vecina CCL

Calendario de informes

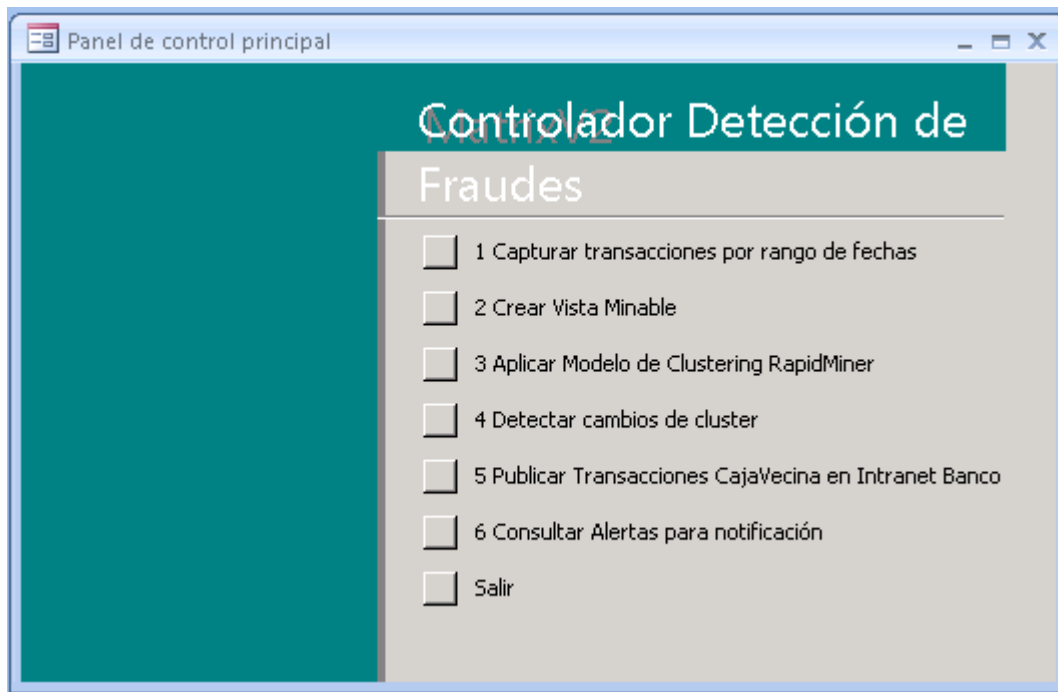
- Papelera de reciclaje

noviembre de 2014

lunes	martes	miércoles	jueves	viernes
27	28	29	30	31
3	4	5	6	7
Solicitar Información de Transacciones				
10	11	12	13	14

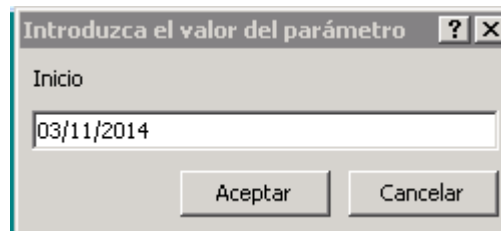
**Figura 52. Registro en calendario de la intranet**

En el sitio web, disponible en la Intranet de BancoEstado, donde analista registra rango de tiempo a considerar para detectar cambios de comportamiento de los Almaceneros. A continuación, el analista abre la aplicación Controlador:



**Figura 53. Formulario de control del sistema**

Al hacer clic sobre el primer botón, el sistema despliega:



**Figura 54. Cuadro de diálogo para ingresar fecha de inicio**

El analista ingresa la fecha de inicio del rango de tiempo a considerar y hace clic en Aceptar. En forma análoga efectúa el ingreso de la fecha de término del rango de tiempo.

- Recuperar Transacciones

Descripción	Tiempo (min.)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• La aplicación de control ejecuta consulta SQL a la base de datos (BGCV) para recuperar transacciones y las almacena en tabla "Transacciones CajaVecina".</li> <li>• Verificar en la Intranet de BancoEstado las transacciones recuperadas.</li> </ul>	25

Dichas transacciones son recuperadas en forma automática de la base de datos de gestión transaccional de CajaVecina (BGCV).

- Seleccionar Transacciones

Descripción	Tiempo (min.)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Con las transacciones capturadas en el paso anterior, crear “Vista Minable” haciendo clic sobre el botón “2 Crear Vista Minable” en la aplicación de control (MS Access). Ver Figura 53</li> </ul>	0,1

- Aplicar Modelo DataMining

Descripción	Tiempo (min.)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• La aplicación de control ejecuta proceso de datamining “03_Aplicar_Modelo_Clustering.rmp” haciendo clic sobre el botón “3 Aplicar Modelo de Clustering RapidMiner”. Comando DOS ejecuta aplicación <b>rapidminer.bat</b> (sin abrir rapidminer).</li> </ul>	0,1

- Generar Informe de Alerta

Descripción	Tiempo (min.)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Hacer clic sobre botón “4 Detectar cambios de cluster” en la aplicación de control MS Access. Dicha macro ejecuta consulta de agregar datos a tabla intermedia (temporal) con la información de alertas.</li> <li>• Previo a esta acción, otra consulta detecta los cambios de cluster comparando los cluster asociados a los nuevos datos con los cluster publicados en la página web MOSS 2007 llamada “Transacciones CajaVecina”.</li> <li>• Publicar estas nuevas alertas en la página web mencionada haciendo clic sobre botón “5 Publicar Transacciones CajaVecina en Intranet BancoEstado”. Esta macro agrega los datos desde la tabla temporal a la tabla que se encuentra en el sitio web.</li> <li>• Finalmente, verifica en página web la actualización de los datos y agrega rango de fecha en análisis.</li> </ul>	0,05
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Notificar Alertas</li> </ul>	22,0

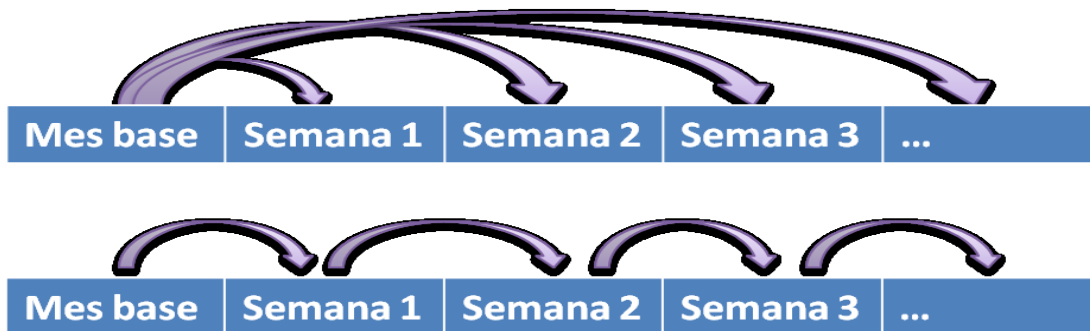
Descripción	Tiempo (min.)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Hacer clic sobre la macro “6 Consultar Alertas para notificación” para abrir informe de alertas y efectuar análisis. Se abre el informe de análisis de alertas semanal y el informe de análisis con mes base al mismo tiempo.</li> <li>• Se notifican los cambios de cluster más relevantes: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Cambios entre cluster 4, 6 y 7 a cluster 5 y viceversa.</li> </ul> </li> </ul>	5,0

## 7.2 Resultados piloto de la ejecución del proceso

Al ejecutar el proceso descrito en el punto anterior, se obtienen resultados de acuerdo a la secuencia de intervalos a comparar:

- Mes de base v/s semanas siguientes (meses de agosto a octubre de 2014 v/s semanas siguientes)
- Semanas secuenciales

Se optará por comparar de ambas maneras, es decir, detectar cambios entre el mes base (octubre 2014) y las semanas siguientes y, además, detectar cambios entre una semana y la siguiente.



Los resultados piloto son:

- Mes de base (octubre 2014) vs Semana 03 al 07 de noviembre de 2014

Alerta	Cantidad de POS
¡¡Alerta!! de cambio de cluster_0 a cluster_1	1
¡¡Alerta!! de cambio de cluster_0 a cluster_2	2
¡¡Alerta!! de cambio de cluster_1 a cluster_2	205
¡¡Alerta!! de cambio de cluster_2 a cluster_0	2
¡¡Alerta!! de cambio de cluster_2 a cluster_1	312
No hay cambios	12377
Sin Trx en período anterior	53

**Figura 55. Resultado cambios de comportamiento**

Los POS que cambian entre los cluster extremos son los que habría que notificar para su investigación, análisis y para su seguimiento de acuerdo a la regla establecida en el proceso. En este caso, habría que notificar el POS que cambió entre el cluster\_0 y cluster\_1.

- Semanas secuenciales

En este caso, el informe no arroja alerta como se observa en la siguiente figura:

ALERTAS	N°POS
No hay cambios	12952

**Figura 56. Resultado cambio de comportamiento**

### 7.3 Instalación de prácticas de generación de alertas mediante segmentación

Para introducir los métodos de inteligencia de negocios, es necesario instalar prácticas que aseguren la permanencia en el tiempo de los cambios de segundo orden, es decir, cambios que deben producirse en las personas.

Por tal motivo, se ha diseñado una práctica que incluye las personas claves del proyecto y que se despliegan en la siguiente tabla.

<b>Nombre de la Práctica</b> Revisar y Evaluar Modelo de Segmentación de almaceneros CajaVecina	
<b>Propósito de la Práctica</b> Caracterizar a los almaceneros y la evolución de su comportamiento. Determinar beneficios del modelo y su posible calibración.	
<b>Equipo que realiza la práctica</b> Parte Operativa: JF Parte Comercial: CV Inteligencia de Negocios: IC Gestión de Procesos: Óscar Zúñiga	
<b>Persona o equipo que evaluará la realización de la práctica</b> Gerente Comercial: JI Gerente de Operaciones: CP	
<b>Tiempo de realización (día y hora o evento que la gatilla)</b> Miércoles 12:00 a 13:00 hrs	
<b>Descripción de la Práctica</b> <ol style="list-style-type: none"><li>1. Ejecutar las macros de la base de datos Matrix y los modelos de datamining</li><li>2. Analizar el modelo y las alertas resultantes</li><li>3. Establecer posibles acciones para los corresponsales y, para el modelo, calibración y modificaciones.</li><li>4. Generar Reporte a MJ, JI y CP</li></ol>	
<b>Redes de ayuda</b> MJ supervisará la práctica, CS vigilará que la práctica se lleve a cabo.	<b>Artefactos, tecnología o herramientas de apoyo</b> Computador de JF y su oficina.

### 7.4 Análisis de alternativas

Cabe preguntarse si el modelo solución expuesto más arriba es el más adecuado para la situación actual y si no hay alternativas que sean más efectivas y eficientes desde el punto de vista de ahorro de costos y tiempo.

El modelo solución propuesto en este proyecto incluye la segmentación para detectar cambios de comportamiento. Más eficiente y directo es aplicar modelos predictivos para detectar fraudes. Estos modelos requieren de información histórica de los almaceneros

tanto transaccionales como demográficos, e identificación y seguimiento de casos de fraudes, anomalías y faltas a los contratos.

Otra línea de solución es utilizar datos históricos transaccionales y compararlos en distintos instantes de tiempo equivalentes. Se pueden establecer diferencias aceptables en el tiempo para un mismo almacenero y fuera de estos límites generar alertas. En este caso no se utiliza métodos de datamining y la plataforma tecnológica es más simple, pero este modelo genera muchas alertas no significativas que se traducen en un mayor costo operacional.

A continuación, se presenta una matriz de alternativas. La alternativa 1 es la que se propone en este proyecto.

Atributos Evaluables	Alternativa 1	Alternativa 1	Alternativa 3
<b>Efectividad</b>	Indirecta: Observación de cambios de cluster de los POS.	Directa: Utilización de modelo predictivo.	Indirecta: Observando cambios en las transacciones en el tiempo.
<b>Plataforma Tecnológica</b>	Utilización base de datos de gestión de CajaVecina SQL Server, SharePoint y Rapidminer mediante MS Access	Utilización de base de datos de gestión CajaVecina SQL Server, SharePoint y Rapidminer. Requiere de consultas a base de datos históricas microempresarios.	Utilización base de datos de gestión de CajaVecina SQL Server, SharePoint y MS Access.
<b>Calidad Técnica</b>	Buena respuesta en calidad técnica al incluir modelos de datamining con algoritmos de segmentación.	Buena respuesta en calidad técnica al incluir modelos de datamining con algoritmos de predicción.	Respuesta técnica mediana. Sólo incluye comparación transaccional entre fechas equivalentes.
<b>Ahorro de costos operacionales</b>	Genera alertas “inteligentes” que detecta los casos significativos.	Genera predicciones “inteligentes” que detecta los casos significativos. Requiere de datos históricos y calibración frecuente del modelo predictivo.	Genera muchas alertas que deben ser confirmadas. Produce mayor trabajo operativo de investigación y confirmación de alertas.

Es posible generar la alternativa 1 y la 3 simultáneamente ya que no son excluyentes. La alternativa 3 es de fácil implementación técnica, pero consume muchas horas hombres de análisis y seguimiento de un gran número de casos. Tiene baja efectividad. La alternativa 2 es posible si se cuenta con un número de casos históricos de fraudes y anomalías significativos que permitan construir el modelo predictivo. Además, incluye consultas a bases de datos de microempresarios que no están disponibles en la actualidad. Por tal motivo, esta alternativa se descarta para este proyecto.

## 8. Generalización de la experiencia

Los patrones de diseño, la arquitectura de procesos y de sistemas expuestos en este trabajo pueden ser reutilizados en otros proyectos.

### 8.1 Diseño de procesos y “capa inteligente”

En los procesos críticos de la organización es posible incorporar una “capa inteligente” que agregue valor con modelos de predicción y descripción, subordinados y no subordinados de datamining.

Es posible utilizar modelos predictivos con modelos descriptivos para complementar el conocimiento que se extrae a partir de los datos.

Para la incorporación de esta capa inteligente se ha construido una arquitectura fácil de implementar y no requiere de mayor programación puesto que se utilizan aplicaciones como el MS SharePoint, el MS Access y MS Outlook y Rapidminer que no requieren de mayores desarrollos de sistemas. Estas aplicaciones se encuentran disponibles en toda la Corporación BancoEstado.

Este autor ha utilizado esta arquitectura en dos proyectos en un período de seis meses.

### 8.2 Segmentación

A menudo en las organizaciones se utiliza el concepto de “rankings” o bien “rankear” al personal por su desempeño y ordenan a los empleados y clientes por una variable específica. A veces, se efectúa este ranking u ordenamiento gráficamente con dos variables en un plano x-y, determinando 4 cuadrantes para situar a los “mejores” clientes o personal de acuerdo a esta variables. Muchas veces, este “ranqueo” tiene una alta dosis de subjetividad.

Pero, ¿qué sucede si hay más de dos variables asociadas a los clientes o empleados?

En este caso es legítimo y aconsejable segmentar o dividir a los clientes o empleados en grupos más pequeños con características similares entre los miembros de un mismo grupo y características distintas entre miembros de diferentes grupos. De esta forma se puede implementar un plan de mejoras que se haga cargo de estas diferencias y no “rankear” por una o dos variables, cuando habitualmente la realidad es mucho más compleja.

Con la arquitectura de sistemas y de procesos desarrollada en este trabajo, esta segmentación es posible y fácil de conseguir.



- En este trabajo la segmentación permitió dividir el parque de POS en 3 grupos más pequeños con características transaccionales similares.
- Se distinguen dos campos de acción para la utilización de este modelo:
  - Gestión Comercial
  - Gestión de Operaciones

En la **Gestión Comercial** se puede mejorar la utilidad de un segmento de clientes trasladando sus miembros mediante la instalación de buenas prácticas, a cluster de mayor utilidad. En este caso, se pueden impulsar medidas para aumentar las transacciones movilizándolo a los POS asociados a cluster de bajo nivel transaccional a otros cluster de mayor nivel.

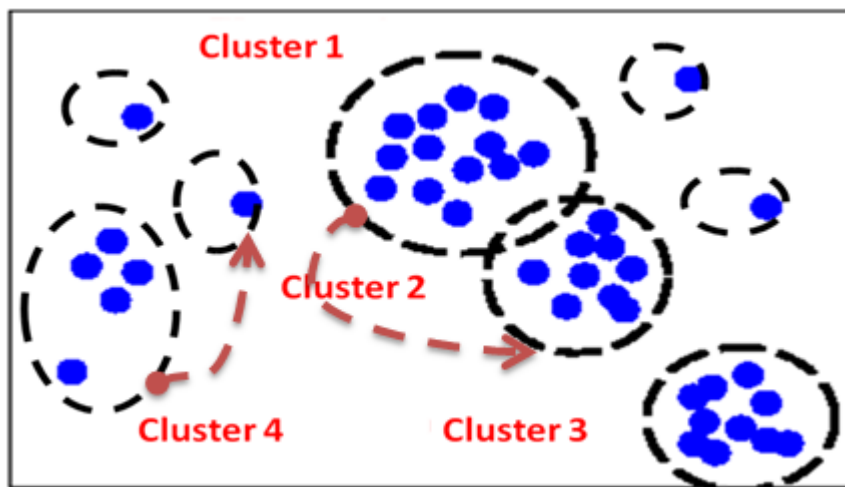


Figura 57. Trasladar miembros de un cluster a otro

- Se buscará, por ejemplo, detectar y transmitir las buenas prácticas de los mejores cluster en cuanto a su comportamiento transaccional.
- Implementar nuevos puntos instalando estas buenas prácticas desde el inicio, etc.

En la **Gestión de Operaciones**, se observarán los CAMBIOS de COMPORTAMIENTO transaccional para detectar tempranamente anomalías, incidentes, robos, fraudes, mal uso de los POS, reclamos y faltas por parte de los Almaceneros a cláusulas del contrato.

Para tal efecto, se implementarán mecanismos de generación de alertas antes los cambios o saltos bruscos de un punto de red (POS) desde un cluster a otro de características muy distintas (cambio de comportamiento importante). Al mismo tiempo,

se espera disminuir y evitar reclamos de los corresponsales y clientes con la generación de alerta temprana.

El riesgo de pérdida se puede asociar a la variabilidad de los comportamientos. Por lo tanto, se puede afirmar que:

---

**SEGMENTACIÓN + VARIABILIDAD de Cluster = Detección de RIESGO**

---

Para el ámbito **operacional**, el cambio de comportamiento detectado por los cambios de cluster puede indicar riesgo, y para el ámbito **comercial**, el cambio de comportamiento puede indicar oportunidad de nuevos negocios.

## 9. Aprendizaje en la Innovación

Las lecciones aprendidas en cuanto a hacer innovaciones importantes en ambientes de distinto grado de receptividad, se pueden agrupar en tres dimensiones.

### 9.1 Mirando a la organización desde su estrategia

En todo momento se debe tener presente la causa más alta para poder innovar en la organización, esto es de cara a la estrategia y esencia de la cultura organizacional. Así, por ejemplo, en el caso de BancoEstado tomando en cuenta su rol constitutivo y constituyente:

***“BancoEstado seguirá siendo el banco con todos, de todos y para todos, sin distinciones, empeñado en promover la integración económica y social, a través de una gestión inclusiva y eficiente. Ese es nuestro compromiso”<sup>10</sup>***

Por lo tanto, la innovación debe ir de la mano con el rol de BancoEstado en la banca chilena, y para innovar se debe considerar lo que cambia y lo que se debe conservar de la cultura organizacional.

### 9.2 Mirando a la organización desde su arquitectura de procesos

En este trabajo se ha tenido presente el mapa de procesos de BancoEstado, desde el primer nivel hasta los niveles inferiores donde se inserta en forma orgánica el proceso a diseñar e implementar.

La lección es:

- incorporar valor compartido mediante el diseño y rediseño de procesos que están interrelacionados entre sí y que finalmente constituyen la cadena de valor de la organización.
- Esta cadena de valor puede integrar otras actividades “aguas arriba y aguas abajo”, haciéndola de esta manera una cadena de valor “más social” que

---

<sup>10</sup> Rodrigo Valdés. 2014. BancoEstado entrega Cuenta Pública 2014 y fija metas para 2015. Recuperado de <http://www.corporativo.bancoestado.cl/sala-de-prensa/noticias-bancoestado/noticias-2015/2015/02/02/bancoestado-entrega-cuenta-p%C3%BAblica-2014-y-fija-metas-para-2015>

organiza sus indicadores y metas tomando en cuenta los beneficios, por un lado, de los clientes y, por el otro, de los proveedores.



**Figura 58. Cadena de valor extensiva a los clientes y proveedores**

### 9.3 Instalando prácticas para la innovación

Las prácticas como acciones recursivas y observables son la llave del éxito de un proyecto. Se podría afirmar que sin nuevas prácticas no hay innovación.

Las prácticas deben estar bien definidas:

- Nombre de la práctica
- Propósito
- Quien la realiza
- Cuándo se realiza o que la gatilla
- Equipo que evalúa la práctica
- Descripción detallada de la práctica
- Redes de apoyo
- Artefactos, herramientas, entregables.

Hay que tener en cuenta la dinámica de la práctica, es decir, cuando hay motivación para su ejecución y cuando está pasando por el llamado “valle de la muerte”. Es necesario, además, declarar cuando la práctica debe terminar o cuando expirará.

Una lección importante de aprendizaje con las prácticas es que se sabe cuando inician y su propósito o meta pero no se sabe cuándo terminan y si en el camino nacen otros propósitos, es decir, no se sabe cómo termina y, bajo qué circunstancias. Una práctica puede dar origen a otras prácticas que no se vislumbraban en un comienzo.

## 10. Conclusiones

En el presente trabajo de tesis se ha implementado un innovador mecanismo de detección de cambios de comportamiento transaccional en CajaVecina de BancoEstado para mejorar la oferta de valor a los almaceneros y usuarios de la red y, al mismo tiempo reducir el riesgo de fraude. El sistema implementado permite monitorear y detectar tempranamente las buenas y malas prácticas de los almaceneros y usuarios para aumentar el nivel de transaccionalidad por una parte, y corregir irregularidades y conductas fraudulentas por otra.

Esta herramienta innovadora se inserta en el contexto de los objetivos estratégicos de la Corporación BancoEstado y de CajaVecina, de su modelo de negocios y de la arquitectura de procesos de la organización siguiendo los Patrones de Procesos de Negocios de Dr. O. Barros.

El potencial de aplicación de esta tecnología como herramienta de productividad y eficiencia es inmenso porque permite detectar a partir de los datos dónde están las mejoras prácticas que aportan valor compartido y como se ha llegado de segmentos de menor valor a otros que generan mayor riqueza con los mismos recursos disponibles.

El mecanismo de detección de alertas presentado en este trabajo debe ser complementado con el desarrollo de otro proceso que se haga cargo del análisis posterior a las alertas. Se puede desarrollar otro modelo de data mining que incorpore las variables demográficas locales para detectar si las buenas o malas prácticas de los almaceneros o usuarios son globales o más bien propias de una localidad o almacenero en particular. Este desarrollo posterior debe incluir una metodología de instalación de las buenas prácticas para elevar el nivel transaccional de la red y reducir el riesgo operacional.

## 11. BIBLIOGRAFÍA

1. Barros, O. Ingeniería de Negocios, Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile, [blog.obarros.cl](http://blog.obarros.cl), 2012.
2. Fayyad, U.M.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.; “From Data Mining to Knowledge Discovery: An Overview” *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, pp: 1-34, AAAI/MIT Press, 1996.
3. Hernández José; Ramírez María José; *Introducción a la Minería de Datos*, Pearson Educación, S.A., Madrid, 2004
4. Kaufman, L.; Rousseeuw, P.; *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. John Wiley and Sons, 1990
5. Kaufman, L. and Rousseeuw, P.J., Clustering by means of Medoids, in *Statistical Data Analysis Based on the L<sub>1</sub>-Norm and Related Methods*, edited by Y. Dodge, North-Holland, 405–416, 1987
6. MacQueen, J. B.; “Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations”. *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. 1. University of California Press. pp. 281–297, 1967
7. Asociación de Bancos e Instituciones Financieras de Chile A.G. (ABIF); [http://www.abif.cl/](http://www.abif.cl)
8. BancoEstado; *Memoria Anual*, Santiago, Chile, 2011
9. BancoEstado; *Plan Estratégico 2014-2016*, Santiago, Chile, 2014
10. BancoEstado; *Página Web Institucional*, [www.bancoestado.cl](http://www.bancoestado.cl).
11. Bank for International Settlement; <http://www.bis.org/>

12. Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF); Página Web Institucional, [www.sbif.cl](http://www.sbif.cl).
13. Superintendencia de Valores y Seguros (SVS); Página Web Institucional, [www.svs.cl](http://www.svs.cl).