ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

ARQUITECTURA CRM EN LA BANCA: CASO PRÁCTICO DEL SEGMENTO DE TARJETA HABIENTES DE UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA.

PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN CIENCIAS ECONÓMICAS Y FINANCIERAS

RAÚL PATRICIO FERNÁNDEZ NARANJO
raulfernandezn@hotmail.com

DIRECTOR: Ing. DIEGO ROLANDO MALDONADO GUERRERO, Msc.
diego.maldonado6@gmail.com

CODIRECTOR: Dra. SANDRA ELIZABETH GUTIÉRREZ POMBOSA
sandra.gutierrez@epn.edu.ec

2013

Declaración

Yo RAÚL PATRICIO FERNÁNDEZ NARANJO, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional, puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

RAÚL PATRICIO FERNÁNDEZ NARANJO

Certificación

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por RAÚL PATRICIO FERNÁNDEZ NARANJO bajo mi supervisión.

Ing. Diego Maldonado, Msc.
Director del Proyecto

Ing. Sandra Gutiérrez, Ph.D.
Codirector del Proyecto

Agradecimientos

La vida es un camino lleno de alegrías y emociones, en el cual debemos atravesar una serie de obstáculos a fin de cumplir nuestras metas. En primera instancia debo agradecer a Dios, el máximo creador, por haberme concedido el don de la vida y brindarme sabiduría y conocimiento para superar todas las barreras y alcanzar este éxito profesional.

A mi madre Paty y mis abuelitos Carlos y Graciela por todo el amor y cariño con el me educaron, además de sus sabios consejos que me permitieron convertirme en un hombre de bien y cumplir mi sueño de ser Ingeniero.

Un particular agradecimiento para el Ing. Diego Maldonado, una maravillosa persona y excelente profesional, con sus conocimientos y experiencia más que un director se convirtió en un gran amigo y ejemplo a seguir para mi. Eres un gran maestro y espero llegar a ser tan buena persona y profesional como él. Gracias a tu constancia y apoyo este proyecto pudo ser culminado.

A mis amigos del Banco que me posibilitó desarrollar este proyecto Mónica, David y Paulina, que siempre me dieron ánimos y el impulso necesario para no rendirme y culminar con el proyecto. Gracias por su amistad.

Un agradecimiento especial merece la Ing. Soraya López, me brindaste tu apoyo y amistad desinteresadamente y fuiste la persona que me ayudaste a desarrollar correc-

tamente la base del proyecto, lo cual fue esencial para realizar un buen trabajo. Gracias por todo Sori.

A la Escuela Politécnica Nacional y a sus profesores por abrirme sus puertas y otorgarme todo el conocimiento necesario para convertirme en profesional.

A mis lectores de proyecto la Ing. Mariela Pazmiño y el Eco. Carlos Bambino, que se mostraron positivos ante el contenido de mi proyecto y dieron su visto bueno para su desarrollo. De igual manera a mi codirectora la Dra. Sandra Gutiérrez que encontró muy interesante los tópicos de mi investigación.

A todos aquellos que contribuyeron con su granito de arena para concluir este proyecto.

Dedicatoria

A mi madre y a mis abuelitos.

Resumen

La competitividad del entorno económico actual ha obligado a las empresas y bancos a buscar nuevas formas y alternativas que les permitan alcanzar sus objetivos y conquistar la compleja dinámica del mercado global. Dentro del abanico de opciones a su disposición se encuentran las estrategias de administración de las relaciones con el cliente (CRM). El CRM es una temática de gestión moderna cuya finalidad es facilitar a las empresas el cumplimiento de sus metas y expectativas mediante el enfoque de su filosofía de negocio hacia el cliente. La empresa o banco que utilice técnicas CRM podrá mantener a sus clientes actuales, atraer nuevos clientes y fidelizar a aquellos clientes propensos a abandonar la organización, así podrán conseguir elevados beneficios y una mejor posición frente a sus competidores. El presente proyecto se caracteriza por establecer los lineamientos y pautas necesarias para que un banco sea capaz de acoplarse a una estrategia CRM y además muestra el uso de metodologías analíticas como soporte en la generación de conocimiento y formulación de políticas referentes a la administración de sus clientes. La investigación está compuesta de cinco capítulos. En el Capítulo 1 se exponen los fundamentos, conceptos y definiciones elementales en torno a las estrategias CRM dentro del ámbito empresarial así como el proceso general de su implementación. En el Capítulo 2 se exhiben todos los tópicos relacionados a la adopción de una estrategia CRM en banca y se describen las herramientas y modelos de arquitectura CRM que pueden ser empleados por una entidad bancaria. En el Capítulo 3 se explica la teoría y metodología de los modelos a implementarse en el trabajo actual:

Máquinas de soporte vectorial y Árboles de decisión. En el capítulo 4 se lleva a cabo la aplicación de modelos de segmentación, máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión con el objeto de formular políticas en torno a la administración de los clientes tarjetahabientes de una Institución Financiera y conocer cual es su situación con el banco. Finalmente en el Capítulo 5 se realizan las conclusiones y recomendaciones derivadas del estudio.

Palabras Clave: Administración de relaciones con el cliente, Máquinas de Soporte Vectorial, Árboles de Decisión.

Abstract

The competitiveness of the current economic environment has forced companies and banks to seek new ways and alternatives that allow them to achieve their goals and win the complex dynamics of the global market. Within the range of options available are customer relationship management strategies (CRM). The CRM is a modern management topic aimed at facilitating companies fulfilling their goals and expectations by focusing their business philosophy to the customer. The company or bank that uses techniques CRM may maintain existing customers, attract new customers and retain those customers likely to leave the organization, so they can get high profits and a better position related to its competitors. This project is characterized by establishing guidelines and standards necessary for a bank to be able to engage a strategy CRM and also shows the use of analytical methodologies to support the generation of knowledge and policy development concerning the customer management.

Keywords: Customer relationship management, Support Vector Machines, Decision Trees.

Contenido

Figuras **xv**

Cuadros **xviii**

1. Generalidades del CRM **1**

1.1. Marketing, CRM y Tecnología 1

1.2. Definición y Contexto del CRM 8

1.3. Tipos de CRM 14

1.4. El Cliente, la Cultura CRM y su Implementación 19

1.5. Implementando una estrategia CRM 22

2. CRM en la Banca **34**

2.1. Naturaleza de los servicios financieros y bancarios 35

2.2. Marketing Bancario 43

2.3. Composición del CRM en la Banca 48

2.3.1. Definición y Contexto del CRM en la Banca 48
2.3.2. Tendencias y Dinámica del CRM en la Banca 53
2.4. El ciclo del CRM en la Banca 68
2.4.1. Recolección de datos del cliente 69
2.4.2. Análisis de los datos del cliente 72
2.4.3. Estrategias de Marketing y planes de ejecución 75
2.5. Herramientas y modelos de arquitectura del CRM 76
2.5.1. Herramientas de análisis de clientes 77
2.5.2. Modelos de Arquitectura CRM para un banco 82
2.6. Mejores prácticas de CRM en la Banca 87

3. Estado del Arte de las Técnicas de Minería de Datos 94

3.1. Técnicas de minería de datos tradicionales 95
3.1.1. Modelos de Regresión 95
3.1.2. Análisis de Asociación 100
3.1.3. Análisis Discriminante 102
3.1.4. Árboles de Decisión 104
3.2. Técnicas de minería de datos modernas 108
3.2.1. Árboles de decisión interactivos 108

3.2.2. Regresión adaptativa multivariante seccionada 109
3.2.3. Métodos híbridos y métodos de ensamblaje 111
3.2.4. Modelos de aprendizaje automático 112
3.3. Máquinas de Soporte Vectorial y Árboles de decisión 114
3.3.1. Introducción a Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) 114
3.3.2. Máquinas de Soporte Vectorial: Caso linealmente separable . . . 116
3.3.3. Máquinas de Soporte Vectorial: Caso no separable 121
3.3.4. Máquinas de Soporte Vectorial para Multiclasificación 128
3.3.5. Metodología para la aplicación de Máquinas de soporte vectorial 130
3.3.6. Algoritmo CART 138

4. Aplicación **144**

4.1. Análisis de las características de los clientes tarjetahabientes del banco 161
4.2. Aplicación de la metodología de Máquinas de soporte vectorial 176
4.2.1. Caso de la política de gestión de clientes tarjetahabientes 179
4.2.2. Caso de la lealtad de los clientes tarjetahabientes del banco . . . 184
4.2.3. Comparación de Máquinas de Soporte Vectorial y CART 187
4.3. Evaluación de los resultados 189
4.4. Formulación de la política de gestión de clientes y criterios de lealtad . 190

5. Conclusiones y Recomendaciones **192**

5.1. Conclusiones 193

5.2. Recomendaciones 201

Anexos **205**

A. Análisis de Componentes Principales **206**

B. Modelos de Mixtura para Clustering **211**

B.1. Introducción 211

B.2. Estimación de Parámetros 213

B.3. El paquete Flexmix y el funcionamiento del modelo de mixtura 214

B.4. Ejemplo de un modelo de mixtura para clustering 217

C. Segmentación de Clientes: Código en R **225**

C.1. Librerías necesarias 225

C.2. Depuración y carga de Bases de datos 226

C.3. Construcción de Indicadores KPI 227

C.4. Análisis de Componentes Principales 228

C.5. Modelo de mixtura para clustering 229

C.6. Máquinas de soporte vectorial 230

C.7. Árboles de decisión 230

Referencias Bibliográficas **242**

Figuras

1.1. Lineamientos del Marketing Relacional. 5

1.2. Diagrama de Implementación CRM. 25

3.1. Ilustración del hiperplano óptimo de una SVM. 116

3.2. Ilustración de una SVM en el caso no separable. 122

3.3. Ejemplo de una Función Núcleo. 125

3.4. Ejemplo de Árbol de Decisión Binario. 139

4.1. Funciones de rentabilidad para las variables de segmentación. 158

4.2. Prueba gráfica de proyecciones para las variables de segmentación. . . . 160

4.3. Árbol de decisión para la extracción de reglas de gestión. 183

4.4. Estudio de lealtad de los clientes antes y después de aplicar M1. 185

4.5. Árbol de decisión como clasificador individual. 188

Cuadros

1.1. Pilares estratégicos del Marketing. 4

2.1. Clasificación Clásica y Moderna de los Productos Bancarios. 39

2.2. Clasificación según la producción de servicios en un Banco. 39

3.1. Principales funciones núcleo. 127

4.1. Categorías de Establecimientos y Descripción. 145

4.2. Distribución de operaciones con tarjeta de crédito por Categoría. 146

4.3. Indicadores KPI para el estudio de tarjetahabientes. 147

4.4. Varianza explicada y acumulada por cada Componente Principal. . . . 148

4.5. Correlación entre Componentes Principales e Indicadores. 149

4.6. Nombre y Descripción de Componentes Principales. 151

4.7. Descripción variable Tipo de Cliente. 152

4.8. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con cuatro grupos. 153

4.9. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con cinco grupos. . 154

4.10. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con seis grupos. . . 155

4.11. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con siete grupos. . 156

4.12. Estadísticas generales de los segmentos de clientes. 162

4.13. Montos promedios gastados en cada categoría mercantil. 163

4.14. Frecuencia de uso promedio en cada categoría mercantil. 164

4.15. Porcentaje promedio gastado en cada categoría mercantil. 165

4.16. Distribución de los segmentos de clientes para la variable edad. 166

4.17. Distribución de los segmentos de clientes para la variable género. 167

4.18. Distribución de los segmentos de clientes para la variable educación. . . 167

4.19. Distribución de los segmentos de clientes para la variable estado civil. . 168

4.20. Distribución de los segmentos de clientes para la variable ciudad. 169

4.21. Distribución de los segmentos de clientes para la variable rango. 169

4.22. AUROC de las configuraciones SVM método uno contra uno. 178

4.23. AUROC de las configuraciones SVM método uno contra todos. 178

4.24. Comparativa monto manejado antes y después de implementar M1. . . 180

4.25. Comparativa frecuencia de uso antes y después de implementar M1. . . 180

4.26. Monto manejado por categoría mercantil después de implementar M1. . 181

4.27. Frecuencia de uso por categoría mercantil después de implementar M1. 181

4.28. Porcentaje gastado por categoría mercantil después de implementar M1. 182

B.1. Individuos segmentados con un Modelo de Mixtura. 220

CAPÍTULO 1

Generalidades del CRM

§ 1.1 Marketing, CRM y Tecnología

La globalización, la convergencia tecnológica y la rápida evolución del Internet han transformado las relaciones que tienen las empresas dentro de los negocios. Las alianzas, redes y colaboraciones que hasta hace pocos años les garantizaban rentabilidad han cambiado totalmente para centrarse en un solo elemento: *Los Clientes*.

La amplitud de los mercados tanto para empresas como para clientes ha llevado a las Tecnologías de la Información a ocupar un nivel importante dentro de los negocios brindando soluciones que pueden ayudar a cualquier negocio a funcionar con eficacia. Las transacciones que se realizan en las empresas aportan con gran cantidad de información que a través de procesos y técnicas avanzadas es de utilidad para conocer cuales son las necesidades y deseos de un cliente al momento de adquirir un producto.

El estudio de los clientes ha crecido paralelamente al desarrollo de la tecnología. Ciencias como la Psicología, la Administración entre otras han contribuido en la investigación de este peculiar agente. Sin embargo, únicamente el Marketing es la ciencia encargada del análisis del comportamiento de los clientes para impulsar estrategias que los incentiven a adquirir bienes y servicios y buscar su máxima satisfacción. Específicamente el *Marketing Relacional* se encarga de este aspecto. De acuerdo a Vilaginés [2004]:

> "Es el proceso social y directivo de establecer y cultivar relaciones con los clientes, creando vínculos con beneficios para cada una de las partes, incluyendo a vendedores, prescriptores, distribuidores y cada uno de los interlocutores fundamentales para el mantenimiento y explotación de la relación."

El Marketing Relacional es de vital importancia para una empresa puesto que le permite identificar, informar y atraer, vender, servir, satisfacer, fidelizar, desarrollar relaciones y crear comunidades de clientes [Renart and Cabré, 2007].

A través de la implementación de novedosas técnicas el Marketing busca elevar los niveles de satisfacción del cliente y mitigar la falta de visión global que tienen las empresas. Las empresas de éxito son aquellas que innovan sus procesos tecnológicos y comerciales para mantener a sus clientes y atraer potenciales nuevos clientes en el futuro, que comprenden la perspectiva de los clientes y que no solo se centran en el punto de contacto del consumidor con la empresa, son aquellas empresas que tienen una estrategia CRM[1] eficiente.

La cambiante dinámica de los negocios ha sido el eje de discusión empresarial en los últimos años. Las relaciones comerciales han evolucionado del intercambio de bienes y servicios a mecanismos para la obtención de valor de los clientes. El conocimiento y las habilidades que poseen los clientes así como su voluntad de aprender y experimentar cosas nuevas son de vital importancia para el desarrollo y crecimiento de una empresa.

Kotler [1972] señaló que el concepto de Marketing tiene implícito que las empresas deben centrarse en la satisfacción de las necesidades de sus clientes y por lo tanto dirigir su atención al cliente. Esta misión le compete a toda la empresa y no solo a un departamento en particular. El cliente debe ser prioridad de las organizaciones, es la parte fundamental y condición necesaria para que el negocio funcione y los vínculos establecidos con ellos garantizan una vía para asegurar la rentabilidad de la organización

[1] Gestión de Relación con el Cliente (*Customer Relationship Management*).

e incrementarla en el largo plazo.

Sangil [2005] argumenta que el fundamento básico del CRM es ser amable con el cliente y conocerlo a profundidad para saber que necesita y fortalecer su relación con la empresa. El CRM es un concepto que proyecta al cliente como centro de atención de la empresa y por ello antepone preceptos como el mantenimiento de relaciones con los clientes a elementos comerciales como la venta de bienes y servicios entre otros. Sin embargo el cambio de paradigma del Marketing impulso al CRM como un concepto tecnológico en donde no solo se debe cuidar al cliente sino clasificarlo y analizarlo. Las empresas a veces invierten demasiado en este aspecto. En muchos casos esta inversión no es correctamente fundamentada y estriba su origen en las acciones de la competencia y no en las necesidades internas de la organización. Actualmente dentro del mundo empresarial se encuentra una concepción errada de CRM, se lo percibe como "Tecnología" cuando lo correcto es "Filosofía Empresarial". Esta inadecuada perspectiva conlleva a las organizaciones a realizar malas inversiones en aplicaciones y software CRM cuya implementación fracasa y las empresas piensan que el CRM dentro de su organización también ha fallado cuando no ha existido señal alguna de una correcta ejecución de un proyecto CRM. En general el fracaso dentro de las organizaciones al momento de implementar una estrategia CRM radica en la falta de alineación entre Tecnología y Estrategia Global Corporativa, ya que no existe concordancia entre los procesos, políticas, sistemas y tecnologías de la información dentro de las empresas.

En este aspecto el Marketing juega un papel importante en el ámbito del negocio. La definición de Marketing no es global sino que depende del enfoque que considere una empresa, que cambió drásticamente a partir de los años *80* con las nuevas tendencias comerciales, la preocupación por la competencia y la venta de productos. Dos principios interesantes generados bajo la filosofía de negocios son los propuestos por Cerveró et al. [2002]:

> "Marketing es un proceso de gestión para la identificación, anticipación y satisfacción de las necesidades del cliente de manera rentable para la organización o empresa."

Y Colbert et al. [2003]:

> "El objetivo esencial del Marketing no es otro que la optimización de la relación entre empresas y clientes y la maximización de su satisfacción mutua."

Dentro de los dos conceptos antes mencionados y para cualquier definición de Marketing en general, se puede evidenciar que la perspectiva y dirección de esta filosofía dentro de una organización no tienen grandes variantes y por el contrario no se puede definir una linea común para este sofisticado concepto, solo se puede resaltar que su núcleo radica en analizar las necesidades de los clientes para ofrecerles el producto que mejor se adapte a ellos y siempre considerando los pilares del Marketing que constan en el Cuadro 1.1.

Obtener	Adquirir Clientes Rentables.
Mantener	Retener Clientes Rentables. Atraer Clientes Rentables. Eliminar Clientes No Rentables.
Expandir	Brindar productos adicionales al Cliente. Promocionar productos de interés para el Cliente. Informar los beneficios existentes para el Cliente.

Cuadro 1.1. Pilares estratégicos del Marketing.
Fuente: Peppers and Rogers [2011].

El hecho de no poder establecer un eje global de Marketing para todas las empresas no significa que el enfoque adoptado dentro de cada una de ellas sea el mismo. Dentro de Marketing existen 2 enfoques: *Marketing Tradicional* y *Marketing Relacional*. Las empresas actualmente están sustituyendo el enfoque tradicional por un enfoque relacional cuya meta es construir una relación duradera con sus mejores clientes. Un enfoque innovador en el cuál la diferencia y éxito de una empresa tiene su origen en la

experiencia que se le puede brindar al cliente, tomando en cuenta los lineamientos de este enfoque expuestos en la Figura 1.1.

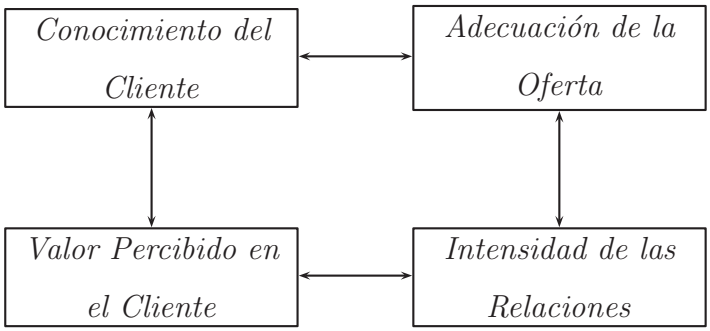


Figura 1.1. Lineamientos del Marketing Relacional.
Fuente: Wallard [2004].

Para Wallard [2004] las 10 principales diferencias que explican las razones de porque las empresas migran del Marketing de enfoque tradicional hacia en enfoque relacional son las siguientes:

- **Atraer vs. Fidelizar.-** El Marketing Tradicional pone énfasis en la captación de clientes susceptibles de comprar los nuevos productos lanzados al mercado mientras que el Marketing Relacional atiende la necesidad creciente de las organizaciones de mantener a sus mejores clientes y fidelizarlos a partir de la colaboración, confianza y conocimiento mutuo. Esto permite la retención de clientes y la adquisición de nuevos.

- **Monólogo vs. Diálogo.-** En el Marketing Tradicional la comunicación unidireccional relega al cliente a un ámbito pasivo, al contrario del Marketing Relacional que tiene por objetivo construir relaciones con los clientes mediante un diálogo continuo en el tiempo que genera beneficios tanto para la empresa como el cliente y permite reforzar el conocimiento de la organización.

- **Persuasión vs. Información.-** La finalidad del Marketing Tradicional es persuadir al cliente sobre las bondades de los productos de la empresa, influir sobre el cliente en el proceso previo de decisión de compra sin importar lo que suceda después de esta, a través de instrumentos como la publicidad. En contraparte el Marketing Relacional esta orientado a construir una relación con el cliente durable en el tiempo, bajo la premisa de beneficio mutuo, donde el intercambio de información contribuye a la creación de valor.

- **Intrusivo vs. Voluntario.-** Una característica del Marketing Tradicional es que utiliza la comunicación intrusiva, es decir accede a su público objetivo sin su consentimiento a través de los canales de comunicación tradicionales. En cambio bajo el enfoque del Marketing Relacional las organizaciones solicitan autorización a sus clientes para establecer un dialogo que beneficiará a ambas partes. La práctica del Marketing Tradicional genera un menor retorno en la inversión ya que se emplean recursos para saturar al cliente con anuncios publicitarios a los cuales es indiferente y no se tienen los resultados esperados, por otro lado el Marketing Relacional contribuye a la capacidad de las organizaciones para crear y mantener una atractiva propuesta de valor para sus clientes.

- **Datos vs. Conocimiento.-** La transformación de los datos que dispone una empresa en conocimiento, a través de la investigación de mercado y la incorporación de las tecnologías de la información, brinda una amplia ventaja al Marketing Relacional sobre el Tradicional. Esta estrategia supone una poderosa herramienta que permite comprender aspectos básicos de los clientes y es útil para la toma de decisiones orientada a incrementar el valor de la oferta de la empresa y conocer las preferencias de los clientes. El Marketing Tradicional ha dejado de lado este aspecto y se ha concentrado en el almacenamiento de datos reduciendo el potencial de este elemento a consultas ordinarias y de bajo impacto para la organización.

- **Corto vs. Medio – Largo plazo.-** El Marketing Tradicional prioriza los resul-

tados a corto plazo, por lo tanto las relaciones con los clientes, reales y potenciales, son ocasionales y se dan en función de los intereses y requerimientos de la empresa. Por el contrario el Marketing Relacional fundamenta sus acciones en la premisa de que el valor y la rentabilidad de un cliente satisfecho incrementan en el tiempo y por ello busca gestionar una relación con los mejores clientes para optimizar su valor a largo plazo.

- **Homogeneización vs. Diferenciación.-** Un enfoque de Marketing Relacional es una buena estrategia de diferenciación. Cada contacto con el cliente es una oportunidad para mejorar el conocimientos sobre sus gustos y preferencias. En Marketing Tradicional los productos son cada vez más similares y los conceptos como calidad e innovación han perdido su significado por su excesiva utilización y el trato al cliente y servicio han sido conducidos a un segundo plano sin considerar su vital importancia.

- **Marketing Masivo vs. Personalización.-** El Marketing Relacional personaliza cada interacción con el cliente de acuerdo a sus intereses y preferencias derivadas del conocimiento de la empresa sobre ellos. El Marketing Relacional reconoce a cada cliente como un individuo y no como un grupo, visión del Marketing Tradicional, permitiendo optimizar recursos y dejar de lado la excesiva publicidad que ahoga a los clientes. El enfoque relacional es necesario al momento de realizar segmentaciones ya que permite identificar grupos de clientes que presentan patrones de comportamiento homogéneos con los que se puede desarrollar acciones diseñadas específicamente para cada uno de ellos.

- **Competencia vs. Colaboración.-** En el Marketing Tradicional predomina el concepto de competencia. Los consumidores seleccionan los productos en base a la comparación de ofertas entre otros aspectos. Por el contrario para el Marketing Relacional la mejor forma de beneficiar al cliente es mediante cooperación continua, estrecha interacción, mutua dependencia y alianzas. La capacidad de

las empresas para ofrecer la mejor experiencia al cliente es un factor clave para ser competitivos.

- **Productos vs. Experiencias.-** El Marketing Tradicional se centra en los productos de tal manera que este pueda definirse en términos de características y ventajas funcionales. El Marketing Relacional gira en torno a las personas, en este enfoque los productos son más que objetos, son medios para facilitar experiencias valiosas y memorables al cliente.

§ 1.2 Definición y Contexto del CRM

No se puede encontrar una definición formal de CRM, ya que si consultamos a dos usuarios sobre la definición de CRM responderán con diferentes conceptos. CRM significa diferentes cosas para diferentes personas. Tomando en consideración lo propuesto por Buttle [2004] se tiene que:

> "CRM es el núcleo estratégico del negocio que integra procesos internos y funciones, y redes externas, para crear y entregar valor a los clientes de potencial rentabilidad. Todo enlazado por datos de alta calidad de los clientes y apoyado por Tecnologías de Información."

El CRM busca mejorar el rendimiento de una empresa asegurando la satisfacción de sus clientes y crear un estado de lealtad en los mismos que los vincule con el negocio. Ayuda a realzar el valor de un cliente, el cuál se mide a través del grado de satisfacción[2] que éste tenga al efectuar una compra. La satisfacción aumenta porque el CRM permite a las empresas entender mejor a sus clientes y brindar propuestas de valor atractivas en el instante necesario. Cuando el interés de un cliente surge, su comportamiento de compra será incentivado y rechazará cualquier otra propuesta comercial para quedarse con la empresa.

[2]Satisfacción de un cliente es la respuesta de un cliente ante la experiencia de consumo o parte de ella [Buttle, 2004].

Para Croxatto [2005] CRM es en la forma más simple:

> "La administración de la interacción de los clientes y las empresa, a través del soporte de las personas y los procesos involucrados, a lo largo de todo el ciclo de vida del cliente."

De acuerdo a Peppers and Rogers [2011], el valor de los clientes es la base del triunfo de un negocio. Las empresas determinadas a construir relaciones con los clientes que sean exitosas y rentables comprenden que el proceso de transición hacia una empresa enfocada en el desarrollo de su valor, a través de la construcción del valor de sus clientes, no solo consiste en la implementación de un sistema tecnológico adecuado sino que inicia con:

- Una estrategia o proceso que ayuda a transformar la empresa de un enfoque tradicional de comercialización a un enfoque sobre el cliente que posibilita incrementar el ingreso y la rentabilidad en el periodo actual y a largo plazo.
- El liderazgo y compromiso necesario para alinear a lo largo de la organización la ideología y capacidad para la toma de decisiones que ubique el valor del cliente y las relaciones con los mismos como un camino directo a un mayor valor para la empresa.

En relación a los objetivos del CRM la mayor parte de ellos hacen referencia a las formas de mantener un elevado número de clientes pero de acuerdo a Maroto [2007] un objetivo global del CRM se resume en *Maximizar la rentabilidad individual de la relación con cada cliente* a través del:

- Análisis de la información histórica de los clientes y captada por herramientas específicas para conocer al cliente, su valor y necesidades.
- Incremento de la eficiencia y el seguimiento de las acciones comerciales y de comunicación.

Buttle [2004] propone como objetivo general del CRM la administración adecuada del conjunto de clientes de una empresa para identificar, satisfacer y retener aquellos que son más rentables.

Se puede apreciar que los objetivos del CRM dirigen su atención hacia *el cliente* y las maneras de obtener el mayor provecho de los mismos para las empresas. Entre otros objetivos del CRM se pueden encontrar los propuestos por Maroto [2007] y Amaya [2005]:

- Adquirir nuevos clientes y recuperar clientes perdidos.
- Retener clientes e incrementar los vínculos de lealtad.
- Mejorar la efectividad y la eficiencia en las funciones de marketing, ventas y servicio postventa.
- Alinear los procesos, personas y tecnología para obtener el mayor partido de las relaciones establecidas con los clientes.
- Incrementar las ventas, tanto por el incremento de ventas a los clientes actuales como por ventas cruzadas.
- Identificar nuevas oportunidades de negocio.

El interés de las empresas es establecer vínculos con sus clientes puesto que el desarrollo de la Economía las obliga a obtener buenos resultados para ser competitivos y esta es una manera de conseguirlo pero *¿los clientes también desean establecer lazos similares?* Cuando un cliente va a adquirir un determinado producto considera aspectos que le proporcionan beneficios derivados de la adquisición, consumo o uso de los mismos [Buttle, 2004], tales como:

- **Reconocimiento.-** Un cliente puede sentirse más valorado cuando se lo reconoce y atiende por su nombre.
- **Personalización.-** Ante la falta de tiempo de un cliente, un colaborador de la empresa podría comprender su urgencia y ayudarlo.
- **Poder.-** Las diferencias en las relaciones de la empresa con el cliente se pueden reducir cuando ambas partes colaboran para realizarlo.
- **Reducción del Riesgo.-** Una relación cliente – empresa que es fuerte puede mitigar e incluso eliminar el riesgo percibido en la actividad comercial.
- **Status.-** Al tener una relación con la empresa, el cliente podría sentir que su posición social está asegurada.
- **Afiliación.-** Los clientes desean conocerse entre sí para establecer conexiones en comunidades que ellos forman para discutir y contribuir al desarrollo de las empresas.

Las empresas buscan llamar la atención de sus clientes y lo pueden conseguir brindando privilegios como los antes mencionados, a través de *Estrategias* CRM. Valcárcel [2001] la define como:

> "Toda estrategia empresarial que implica un cambio de modelo de negocio centrado en la gestión automatizada de todos los puntos de contacto con el cliente, cuyo objetivo es captar, fidelizar y rentabilizar al cliente ofreciéndole una misma cara mediante el análisis centralizado de sus datos."

Peppers and Rogers [2011] manifiestan que las estrategias dirigidas al cliente envuelven mucho más que Marketing y no pueden entregar resultados óptimos sobre inversiones de dinero, clientes que no tienen información dentro de la organización, servicio al cliente, logística y administración de canales sino existe un cambio formal en la estructura de

la organización, para ello es necesario convertirla en una empresa concentrada en los lineamientos CRM. Para Croxatto [2005], a través del CRM el cliente deja de ser un elemento anónimo y pasa tener una historia activa que lo acompaña con cada una de las personas que interactúan con él. El historial de sus experiencias de compra, su perfil de comportamiento y potencial de negocio es una fuente de conocimiento importante en el momento de agrupar clientes dentro de segmentos homogéneos y adecuar la oferta de productos y servicios de acuerdo a sus necesidades, al igual que para diseñar acciones de marketing para cada tipo de cliente.

La *Administración de Clientes* es un factor importante en las organizaciones. La idea de Blattberg et al. [2008] es que los esfuerzos de Marketing deberían estar conducidos a grupos de clientes homogéneos o *portafolios*. Cada portafolio de clientes se encuentra a cargo de un Administrador que es el encargado de generar Ventas e Ingresos para la empresa. En este punto se genera un conflicto entre Marketing Tradicional y CRM. El Marketing Tradicional se enfoca en un mercado agregado para los clientes en el cuál las preferencias son similares para todos ellos y ha centrado sus estrategias de acuerdo a las *4 P's* del mercado [Peppers and Rogers, 2011]:

- **Producto.-** Definido en términos del cliente promedio – Lo que la mayoría del mercado agregado quiere o necesita. Los productos son lanzados al mercado y entregados al cliente de la misma manera no existe personalización.
- **Plaza.-** Es un lugar o canal de distribución. Hace referencia a como y donde se debe vender los productos.
- **Precio.-** Valor que favorece tanto a la Oferta como a la Demanda al realizar la venta de un producto.
- **Promoción.-** La variedad de clientes en un mercado masivo los convierte en recipientes pasivos de mensajes promocionales. La forma tradicional de promo-

cionar un producto es diseñar estrategias diferentes en relación a otros productos competitivos.

Se puede apreciar en las líneas anteriores que los cuatro ejes de una estrategia de Marketing Tradicional se concentran en un mercado global donde todos los clientes son iguales y se los debe tratar de forma similar en todos los aspectos concernientes a la venta de un producto. Sin embargo una estrategia CRM difiere del Marketing Tradicional en que su enfoque es más relacional y se concentra en las *4 C's* del cliente dirigidas a la obtención del máximo valor del cliente [Pedroza, 2007]:

- **Cliente.-** Es mucho más que un consumidor es el activo financiero más importante de la empresa. Invierte dinero, tiempo y emociones en su relación con la empresa al adquirir sus productos.
- **Costo.-** El beneficio o utilidad que adquiere el cliente al comprar un producto en relación al precio del mismo.
- **Conveniencia.-** La forma en como el cliente llega al producto. No solo se mide en distancias donde se encuentran los productos sino en el tiempo empleado y esfuerzo realizado por el cliente.
- **Comunicación.-** Es la interacción de los clientes con las empresas. El Internet ha permitido establecer un dialogo entre las dos partes para conocer en que pueden mejorar las empresas para brindar productos adecuados a sus clientes.

El CRM considera todos estos aspectos y los relaciona con los procedimientos del Marketing y actividades operativas dentro de una empresa. La interacción con el cliente permite recopilar gran cantidad de información y ganar ventajas competitivas sustentables a partir de la misma, que además también posibilitan un proceso de continuo

aprendizaje y creación de conocimiento sobre los clientes para alcanzar objetivos establecidos por la empresa y conseguir alta rentabilidad en el futuro. El CRM crea valor en la relación con los clientes, para extender su ciclo de vida, su valor individual y potenciar las relaciones de mayor valor para la adquisición de nuevos clientes y retención del conjunto de clientes actual para hacer crecer el valor de los clientes en su totalidad y el valor del negocio.

§ 1.3 Tipos de CRM

Para Croxatto [2005] el CRM es un concepto integrador pero desde la perspectiva de las transacciones involucradas en la empresa se puede clasificar en:

1. CRM Operacional.
2. CRM Analítico.
3. CRM Estratégico.

CRM Operacional.

Es un CRM que se realiza dentro de la empresa. Incluye todos los componentes del software que permiten interactuar con los sistemas de la empresa así como las herramientas que automatizan o facilitan las tareas diarias de las áreas administrativas o de atención al cliente. Su objetivo es mejorar los procesos de la empresa a través de la integración de todas las áreas de la empresa en un único proceso horizontal que enlaza la empresa, la automatización de sus tareas, información de clientes y la tecnología.

De acuerdo a Buttle [2004] existen 3 formas de CRM Operacional:

- **Automatización de Marketing.-** Aplicación de tecnología a los procesos de Marketing. Facilita el estudio de la información de los clientes para desarrollar ofertas para los clientes, elaboración de presupuestos y ejecutar campañas de comunicación. Involucra a las personas encargadas de la administración de marketing, análisis de mercado entre otros. Ayuda a mejorar las estrategias de comunicación y evaluación de rendimiento ya que la obtención de gran cantidad de información se vuelve más sencilla. La Automatización de Marketing colabora en:
  - Segmentación de Mercado.
  - Administración de Campañas.
  - Marketing basado en Eventos.
- **Automatización de la Fuerza de Ventas.-** Aplicación de tecnología a la administración de las ventas de la empresa. La implementación de software para ventas ayuda a cubrir este complejo proceso en las empresas. Esta automatización permite conocer rápidamente el comportamiento de las ventas e incluso de acuerdo a información de clientes disponibles predecir que productos le interesaría adquirir al cliente. Ideal para aquellas empresas que tienen líneas de venta para productos de consumo masivo. La Automatización de la Fuerza de Ventas colabora en:
  - Administración de Oportunidades.
  - Administración de Contactos.
  - Generación de Propuestas.
  - Configuración de Productos.
- **Automatización del Servicio.-** Aplicación de tecnología a las operaciones de servicio tales como centro de atención al cliente, portal web entre otros. Este

procedimiento ayuda a las empresas a administrar y coordinar eficientemente todos sus canales. Incrementa la eficacia y eficiencia de la empresa al reducir costos de servicio, mejorar la calidad del servicio y elevar la satisfacción del cliente. Un ejemplo de Automatización del Servicio puede ser la implementación de un sistema interactivo de respuesta donde el cliente realiza sus transacciones sólo utilizando su voz. La Automatización del Servicio colabora en:

- Operaciones de servicio de Atención al Cliente.
- Servicios Web.
- Servicios de Campo.

CRM Analítico.

Croxatto [2005] manifiesta que el CRM Analítico mide las interacciones de los clientes y sus reacciones ante diversas situaciones mediante el análisis de la información relevante sobre los clientes, sus vínculos con la empresa, productos, mercado y competencia. Se encuentra relacionado con el concepto de Inteligencia de Negocios[3] como una fuente de rentabilidad. Para Buttle [2004], el CRM Analítico explota los datos de clientes para asegurar el valor de los mismos así como el de la empresa. Uno de los objetivos del CRM Analítico es ayudar a las empresas a comprender a sus clientes individualmente y emplear ese conocimiento para facilitar la relación del cliente con el negocio y no con la competencia.

El CRM Analítico permite a una empresa *Identificar* que está haciendo un cliente, *Recordar* las preferencias de los clientes sobre el tiempo, *Aprender* de experiencias e interacciones pasadas con los clientes y *Actuar* adecuadamente para tratar mejor a los clientes en el futuro mediante el estudio de la información proveniente de la interacción

[3]Business Intelligence BI en Inglés.

de las empresas con sus clientes [Linoff and Berry, 2011]. Los ejes fundamentales del CRM Analítico son: *Data Mining*[4] y *Data Warehouse*[5] que a través de su combinación posibilitan el análisis de datos históricos, provenientes de sistemas transaccionales o bases de datos, en el tiempo para reconocer patrones de comportamiento en los clientes o tendencias que ayudan a responder preguntas tales como: *¿Con qué frecuencia los clientes regresan?*, *¿Qué canales prefieren los clientes?*, *¿A qué promociones responden los clientes?*; y mejorar los procesos de marketing, ventas y soporte al cliente.

El Data Warehouse constituye la memoria de la empresa puesto que en su estructura se encuentra hospedada la información necesaria sobre la situación de los clientes con el negocio y que ha sido depurada y mejorada para fines predeterminados. Mientras que el Data Mining realiza la exploración de grandes cantidades de datos por medio de técnicas y herramientas estadísticas para *Clasificar* a los clientes, *Estimar* calificaciones de un cliente para la concesión de cierto producto, *Predecir* comportamientos futuros del cliente, *Definir* grupos de clientes, *Separar* clientes en grupos homogéneos y *Describir y Segmentar* a los clientes.

Desde el punto de vista de los clientes, el CRM Analítico puede entregar soluciones personalizadas a sus problemas al adquirir un producto asegurando su satisfacción y fidelidad al negocio. Desde la perspectiva de la empresa el CRM Analítico ofrece la posibilidad de programas efectivos de Venta Cruzada, Venta Sugestiva, Retención de clientes y Adquisición de clientes.

Para la implementación del CRM Analítico es imprescindible un gran volumen de in-

[4] Pérez [2007], define al Data Mining como: "el proceso de seleccionar, explorar, modificar, modelizar y valorar grandes cantidades de datos con el objetivo de descubrir patrones desconocidos que pueden ser utilizados como ventaja comparativa frente a los competidores."

[5] Data Warehouse es un repositorio de información obtenida de múltiples fuentes, construida por medio de procesos de limpieza, integración, transformación y actualización de datos; almacenada bajo un esquema unificado, y usualmente alojada en un solo sitio [Han et al., 2011].

formación sobre los clientes y considerar que para la implementación de un proceso analítico dentro de una empresa no es suficiente conocer el funcionamiento de las técnicas Data Mining sino comprender como estas serán utilizadas en un futuro por la organización.

CRM Estratégico.

El CRM Estratégico está enfocado en el desarrollo de una cultura empresarial centrada en el cliente. Su objetivo es ganar y obtener clientes, creando y entregando mejor valor que la competencia. El CRM Estratégico gestiona los recursos de la empresa para asegurar el valor de los clientes por medio del desarrollo de sistemas que incentiven el comportamiento de los miembros de la empresa para elevar la satisfacción del cliente y obtener información que sea útil dentro del negocio. Para Buttle [2004], el CRM Estratégico compite con 3 filosofías que impactan en el mundo de los negocios:

- **Orientación al Producto.-** Las empresas piensan que los clientes seleccionarán los productos con mejor calidad, rendimiento, diseño y características.
- **Orientación a la Producción.-** Las empresas piensan que los clientes seleccionarán los productos con más bajo costo.
- **Orientación a las Ventas.-** Las empresas piensan que los clientes seleccionarán los productos si estas invierten suficiente dinero en publicidad, promoción de ventas, relaciones públicas para persuadirlos a comprar.

Las empresas orientadas a los clientes concentran sus esfuerzos en recopilar y examinar la información que poseen para desarrollar propuestas de mejor valor a los clientes. El CRM Estratégico contempla esta idea y permite a las empresas adaptarse a los requerimientos de los clientes y las condiciones competitivas del mundo empresarial.

§ 1.4 El Cliente, la Cultura CRM y su Implementación

¿Qué es CRM y porqué es importante para una empresa? Es la interrogante que con mayor frecuencia se hacen los directivos de corporaciones una vez que el tiempo ha demostrado que las *Estrategias para Clientes* y las *Tecnologías* que las soportan, son importantes para la gestión del negocio.

De acuerdo a Hashimura [2011], una estrategia CRM implementada correctamente dentro de una empresa puede contribuir a generar más ingresos, reducir costos y mejorar el retorno sobre la inversión de la empresa siempre y cuando la estrategia a ejecutarse contemple un campo de acción enfocado desde el punto de vista del rendimiento de la empresa. El CRM no solamente abarca iniciativas de indole tecnológica o de análisis, la errada percepción de su concepto no permite explotar su potencial el cual debe englobar todas las iniciativas de la organización para facilitar la toma de decisiones y comprender los resultados esperados en relación a las prioridades actuales de la empresa así como las necesidades y requerimientos futuros de la misma. Esto además de beneficiar a la empresa permite dimensionar resultados que pueden ser asimilados y procesados por la alta dirección, reduciendo el desperdicio de recursos.

En los mercados maduros el cliente se ha vuelto cada vez más exigente. Los clientes ahora tienen a su disposición una amplia variedad de marcas y proveedores, modalidades de distribución, canales de promoción, etc. En la actualidad no es suficiente garantizar la calidad de servicio y satisfacción del cliente; alcanzar la excelencia es crucial así como la calidad óptima en todos los momentos de contacto con el cliente a fin de maximizar la lealtad del mismo con la organización. Para Abella [2005], la revolución CRM no consiste en tratar que las interrogantes de la empresa sobre los clientes encajen con la información disponible sino que consiste en investigar las necesidades y expectativas de los clientes para determinar que información necesita la empresa almacenar

en sus sistemas.

Explorar bases de datos a través de métodos analíticos no ha ayudado a mejorar la relación con el cliente. La división que se realiza entre la explotación de las bases de datos y los estudios de Marketing es incorrecta puesto que la mejor forma de obtener resultados concretos es mediante la combinación de estas dos técnicas que permiten observar el comportamiento de los clientes por medio del estudio de la información disponible y analizar nuevas tendencias provenientes de los estudios realizados. CRM es más que una tecnología avanzada, acumulación de datos y algoritmos estadísticos complejos. La utilización de herramientas de análisis de datos combinada con la investigación sobre los clientes permite responder económica y eficientemente a la realidad y situación de una empresa. La comprensión y el manejo de la satisfacción, el compromiso y la lealtad del cliente deberían basarse en un criterio experto, resultado de la mezcla de conocimiento y resultados del proceso de investigación llevado a cabo dentro de las organizaciones. No existe una teoría única que pueda ser aplicada para todas las empresas.

Entendiendo qué es CRM

En este apartado se brindará una definición más actual de CRM, en las secciones anteriores se puntualizó sobre definiciones más generales y que están relacionadas con tópicos de la Ciencias Administrativas. En esta sección se brindará un concepto de CRM más relacionado con la realidad actual de las corporaciones de alta elite considerando ciertos lineamientos del trabajo de Hashimura [2011] y tomando su definición de CRM:

> "CRM es la estrategia de negocio, soportada por una herramienta tecnológica el software, por la cual una empresa pretende apalancar en el conocimiento de sus clientes para crear relaciones más rentables basadas en aportar valor añadido a sus productos o servicios para que finalmente beneficien a sus clientes."

El CRM ha sido definido a lo largo del tiempo de varias formas, las cuáles tienen en común los mismos principios sobre el tratamiento del cliente pero difieren en los enfoques que se les da dentro de las organizaciones. Un claro ejemplo de lo expuesto en el anterior párrafo es el siguiente: Para un directivo de Marketing CRM es una estrategia que permite retener, mantener y atraer nuevos clientes; para un directivo de Tecnologías CRM es el soporte tecnológico que permite centralizar las acciones sobre el cliente e incluye tareas de Marketing, Actividad Comercial y Servicios de Atención al Cliente. En el caso del director de Marketing su definición obedece a la competencia dentro del mercado para que las empresas aporten valor añadido a las relaciones con sus clientes y aumenten su capacidad competitiva. Para el director de Tecnología su definición esta vinculada con la unificación de varios procesos en una sola herramienta tecnológica que optimiza tiempo dentro de la empresa. La definición de CRM en particular depende de las perspectivas y motivaciones predominantes en la empresa.

El CRM en sí no es una tecnología, una definición de marketing o una técnica de generación de rentabilidad; CRM es la integración de todos estos elementos en una herramienta que a través de la compilación de grandes cantidades de información de los clientes permite generar conocimiento para *inteligenciar al cliente* y de esta manera incrementar el valor de la linea de productos de la empresa para obtener rentabilidad. El CRM es una filosofía a largo plazo que garantiza la permanencia y sostenibilidad de un negocio. El conocimiento compuesto a través de las diferentes acciones que abarca el CRM es una fuente de inteligencia de negocio y constituye el punto de partida para poner en marcha futuros planes de acción y otras estrategias orientadas a obtener más ingresos y reducir costos. Las empresas que han comprendido el poder de la información tendrán a su disposición una herramienta integral que les brindará conocimiento para analizar, desarrollar y ejecutar estrategias de negocio exitosas.

En el cambiante entorno económico las pequeñas diferencias que presenta un producto de una empresa ya no representan una gran ventaja en relación a la competencia. Las

empresas tienen dos opciones, liberar una guerra de precios con su competencia o crear valor añadido a las relaciones que mantienen con cierto grupo de clientes. En el caso de la primera opción el éxito dependerá de una amplia inversión de recursos monetarios y de la tendencia del mercado, hecho que no es muy factible para la empresa y no le garantiza resultados en el corto y mediano plazo. Para la segunda opción el éxito se vuelve más alcanzable ya que el acercamiento al cliente le permitirá posicionar su marca respecto a otras y poder cobrar más por el mismo producto o servicio. A esta última alternativa se le conoce como estrategia CRM y ayuda a la empresa a establecer un plan de acción que permita conocer las necesidades de los clientes y responder a ellas con ofertas de alto valor dentro de un mercado más distribuido y no un mercado global. Lo tradicional para las empresas es concentrar sus acciones sobre cierto nicho de mercado pero aquellas empresas innovadoras rompen ese esquema y emplean el CRM como complemento para romper el mercado en segmentos específicos e incursionar sobre todas las etapas del *Ciclo de Vida del Cliente*, es decir el CRM ayuda a gestionar al cliente desde el momento en que considera los servicios de la empresa como una opción a sus necesidades hasta cuando desea un producto personalizado u otra opción. Aquellas empresas que no consideran una estrategia CRM dentro de sus planes de gestión actuales y futuros se encontrarán en desventaja dentro del mercado.

§ 1.5 Implementando una estrategia CRM

Previo a la incursión dentro de un proyecto CRM, toda empresa debe tener claro cuales son los objetivos empresariales que desea conseguir. Emprender una estrategia comercial cuya base es la gestión de las relaciones con el cliente constituye un camino por recorrer más que un simple objetivo. Continuar con éxito por este camino dependerá de un plan continuo de seguimiento y evaluación de los resultados preliminares que se persiguen y de la alineación de todos los directivos de la organización con dicha

estrategia. El camino CRM es un camino sin señalizar aunque la meta principal si es clara: *Llegar al cliente antes y mejor que la competencia.*

Muchas de las dificultades de la implementación de una estrategia CRM se pueden evitar eligiendo las características de la misma de acuerdo a la naturaleza de la empresa y de sus usuarios. De acuerdo a la Cámara de Comercio de Valencia una estrategia CRM que es fácil de implementar dentro de una organización es flexible, progresiva en el tiempo, presenta grandes prestaciones, se adapta a cualquier área del negocio y permite obtener resultados rápidamente. Algunas pautas importantes para la implementación de esta estrategia, propuestas por este organismo, se detallarán a continuación.

Antes de embarcarse en la aventura CRM la empresa deberá considerar en primera instancia los siguientes aspectos:

- Estudiar su situación actual y realizar un escenario de como será la adecuación del negocio a los futuros procesos a desarrollarse.
- Revisar la arquitectura tecnológica con que se cuenta y determinar que elementos serán necesarios para la correcta ejecución de la estrategia.
- Desarrollar un plan de comunicación sobre el proyecto que responda a todas las dudas que puedan surgir en las personas implicadas en el mismo.
- Diseñar un proceso de prueba que en primera instancia involucre a los elementos del negocio más vinculados con los clientes, esta acción ahorrará tiempo y recursos, además simplificará la puesta en marcha del proyecto.

Estos elementos son importantes debido a que en todo proyecto siempre existe la incertidumbre de que algo falle, al realizar las tareas antes mencionadas se puede decir que existirá un plan de contingencia en caso de algún problema. Los inconvenientes

tradicionales que se pueden encontrar al implementar una estrategia CRM son: falta de planificación dentro de la empresa, la información de la empresa no está disponible en su totalidad, falta de cooperación y participación de los miembros de la empresa, etc. Es importante empezar con pequeños pasos, pequeñas acciones con resultados inmediatos que ayuden a cimentar el concepto CRM dentro de la organización e ir alcanzado mayores metas con el transcurso del tiempo.

Para explicar la implementación de una estrategia CRM no existe un conjunto de pasos a seguir ni tampoco una metodología general puesto que este proceso depende de la empresa y de la perspectiva que esta planea alcanzar. En este trabajo se establecerá una procedimiento general que consta de *3* etapas y se emplearán algunas de las pautas propuestas en el trabajo de Hashimura [2011]. En la Figura 1.2 se muestra el diagrama de implementación CRM que se utilizará para formular dicho procedimiento.

Primera Etapa

La etapa inicial consiste en un proceso de investigación y definición de las metas y objetivos que la empresa desea obtener en un horizonte de tiempo determinado. Durante esta etapa se realizan todos los procedimientos necesarios para convertir al cliente en el centro del negocio. Un aspecto vital para iniciar esta etapa es disponer de toda la información de la empresa relacionada con sus productos, competencia y clientes para poder definir el cambio de enfoque empresarial que busca la organización. Mucha información de los clientes se puede encontrar en formas brutas dentro de los sistemas de la empresa por lo que es necesario adecuarla a los requerimientos deseados mediante soluciones de *Data Warehouse* y *Business Intelligence* que facilitan la recopilación de información proveniente de distintas fuentes que necesariamente no están integradas.

Una vez que la información se encuentra disponible es necesario definir un "Marco de Actuación" para establecer una orientación CRM, este elemento es esencial para el

desarrollo del proyecto CRM en la empresa puesto que contempla las estrategias empresariales y de clientes que se van a llevar a cabo para alcanzar los resultados esperados.

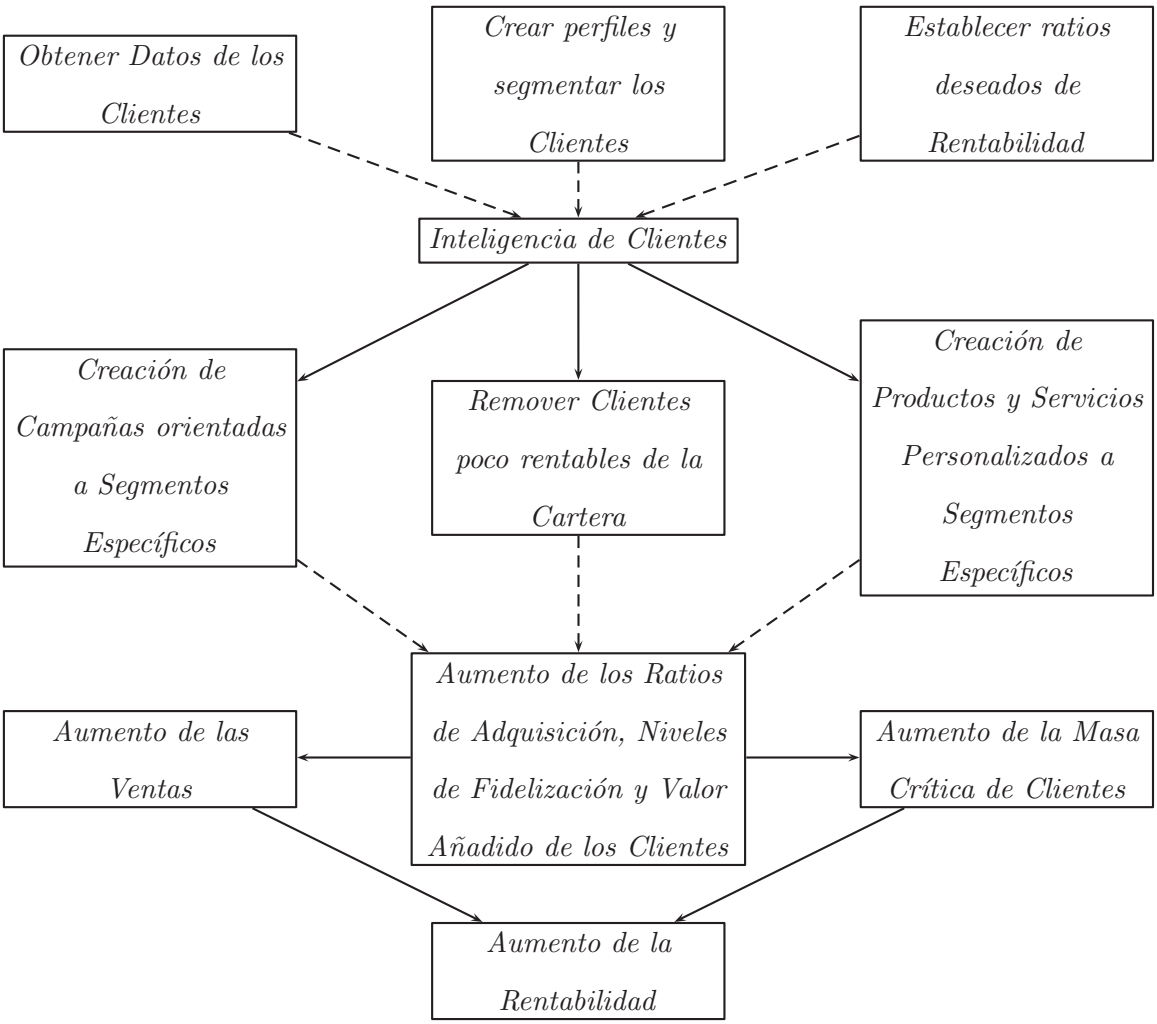


Figura 1.2. Diagrama de Implementación CRM.
Fuente: Hashimura [2011].

Es necesario mencionar que la implementación CRM se basa en una cadena de resulta-

dos[6] que permiten alcanzar los objetivos deseados.

Dentro de este marco de actuación los lideres del proyecto CRM deben responder las siguientes preguntas:

- En relación a sus estrategias empresariales:
  - *¿Cuanto puede aumentar el rendimiento de la empresa?*
  - *¿Cuanto pueden reducir los costos de la empresa?*
  - *¿Es posible tener apertura y acceso a nuevos mercados para la empresa?*
- En relación a sus estrategias sobre los clientes:
  - *¿Quiénes son realmente los clientes de la empresa?*
  - *¿Cuántas clases de clientes tiene la empresa?*
  - *¿Porqué los clientes prefieren la empresa?*
  - *¿Cómo puede la empresa detectar nuevas tendencias a partir de los hábitos de compra actuales de los clientes?*

En el aspecto de las estrategias empresariales se debe resaltar que aunque estas son áreas de gran prioridad para todas las empresas y están relacionadas con el curso del negocio, la mayor parte de los directivos y lideres de las organizaciones desconoce su relación con la estrategia CRM y por razones como estas no consiguen alcanzar los resultados esperados. Las preguntas vinculadas a las estrategias empresariales permiten definir las metas y objetivos vinculados a la rentabilidad y crecimiento empresarial que desea la organización. Las preguntas vinculadas con las estrategias sobre los clientes posibilitarán un aspecto que caracteriza a esta etapa que es la *Generación del Conocimiento del Cliente*. Esto permitirá identificar las capacidades del negocio necesarias o

[6]Para Hashimura [2011], la cadena de resultados es un enlace entre iniciativas y resultados cuyos efectos generados contribuyen a producir más y mejores acciones para la empresa.

a implementarse para convertir a la empresa en una organización cuyo éxito se centra en las relaciones con sus clientes.

Es importante no confundir dos conceptos fundamentales: Información del Cliente y Conocimiento del Cliente. La información del cliente es un dato resultado de la interacción del cliente con la empresa durante una operación comercial mientras que el conocimiento del cliente es el resultado del análisis de la información del cliente previamente normalizada y estandarizada. Este conocimiento permitirá poner en marcha iniciativas orientadas a grupos de clientes similares, grupos específicos de clientes, etc. Estas iniciativas harán posible estudiar el comportamiento de los clientes y complementar el análisis de la información inicial. Este análisis más completo proporcionará elementos útiles para la generación de perfiles de clientes y su segmentación.

La generación de perfiles de clientes y segmentación puede ser una tarea sencilla o compleja de acuerdo a la perspectiva de los analistas y lideres del proyecto CRM. Las técnicas para generar perfiles y segmentar clientes pueden ir desde simples indicadores de gestión y actividad comercial hasta avanzados métodos estadísticos y computacionales. Ornelas [2010] menciona que las técnicas más comunes para generación de perfiles y segmentación son:

- Análisis procesado en línea (Online Analytical Processing – OLAP).
- Búsquedas sofisticadas (Data Mining).
- Análisis estadístico de Bases de Datos.

Sin importar la técnica que se seleccione este procedimiento permitirá a la empresa implementar el método IDIC [7] [Peppers and Rogers, 2011]:

[7] IDIC acrónimo de Identify, Differentiate, Interact y Customize.

- **Identificar Clientes.-** Consiste en reconocer la mayor cantidad de detalles de un cliente o grupos de clientes tales como sus hábitos de compra, preferencias sobre ciertos productos, necesidades que tienen, etc. Aspectos que los vuelven únicos.

- **Diferenciar Clientes.-** Consiste en categorizar a los clientes de acuerdo al valor que estos representan para la empresa y las necesidades que la empresa puede atender para ellos. La diferenciación hace posible elevar la satisfacción del cliente o grupo de clientes y mejorar la experiencia que ellos tienen con la empresa.

- **Interactuar con los Clientes.-** Establecer comunicación con un cliente o grupo de clientes permitirá conocer cuales podrían ser mis potenciales clientes, clientes inactivos y clientes que deberían ser eliminados de la cartera de la empresa.

- **Personalizar el Tratamiento al Cliente**.- Adaptar el comportamiento de la empresa para que en base de los análisis efectuados de la información y conocimiento obtenido se pueda satisfacer las necesidades expresadas por el cliente o grupo de clientes.

La generación de perfiles, segmentación de clientes y el método IDIC le facilitarán a la empresa definir características demográficas, patrones de compra y comportamiento de sus clientes o grupos de clientes así como reducir la inversión o dejar de invertir en clientes que presentan atributos de no rentabilidad. Estos aspectos entre otros constituyen la denominada *Inteligencia de Clientes* que se abordará en la siguiente etapa del proceso.

Segunda Etapa

Esta segunda etapa se concentra en gestionar el conocimiento del cliente adquirido en la etapa inicial de tal manera que permita obtener beneficios para la empresa, y se

convierta en una instrumento que brinde a la empresa ventajas comparativas sobre su competencia y le ofrezca respuestas a sus principales problemas. En esta etapa se realiza Inteligencia de Clientes, un tópico que otorga perspectivas sobre cómo crecer y utilizar el conocimiento del cliente para tomar mejores decisiones.

Los principales beneficios de la Inteligencia de Clientes de acuerdo a Ornelas [2010] son que permiten:

- Medir el valor económico de los clientes[8] en su ciclo de vida.
- Identificar que clientes generan más valor, cuáles son los clientes con generación media de valor y que clientes generan bajo valor o pérdidas para la empresa.
- Respaldar y facilitar la toma de decisiones.
- Aprovechar los recursos de la empresa.
- Mejorar el desempeño de la empresa.

La Inteligencia de Clientes busca aporta valor a la relación del cliente con la empresa. El aumento del valor en la relación empresa – cliente significa la transición de la estructura de negocio de la empresa hacia la orientación CRM. La Inteligencia de Clientes examina todos los medios posibles para elevar el valor añadido para el cliente. La oferta de valor por parte de una empresa hace que la competencia tenga dificultades igualando o mejorando su oferta de productos y servicios debido al valor añadido que esta ofrece lo que implica que la empresa conservará sus clientes.

Existen diversos mecanismos para aportar valor añadido a la relación cliente – empresa y que constituyen un eje fundamental de la Inteligencia de Clientes, gran parte de ellos

[8] El valor económico de un cliente es igual al valor presente neto del flujo de efectivo de los márgenes de las ventas por producto menos el costo de adquisición, de mantenimiento y de servicio al cliente [Ornelas, 2010].

se encuentran relacionados con el marketing social y marketing web, pero también existen técnicas más completas que asocian estos aspectos y los relacionan con análisis cuantitativo para proveer resultados concisos y de mejor interpretación tales como los expuestos en el trabajo de Xpressiv Consultora:

- **Modelo de eventos.-** Visualiza métodos para reducir el número de promociones, administrar costos de ejecución de estrategias e incrementar el porcentaje de respuesta a determinadas acciones comerciales mediante el estudio de eventos en el ciclo de vida del cliente que pueden ser una oportunidad para que los productos y servicios de la empresa agreguen valor al cliente.

- **Modelo de respuesta positiva o negativa por segmentos.-** Establece las variables que caracterizan a los segmentos con alta probabilidad de responder positiva o negativamente ante promociones y campañas comerciales. Estas variables luego se emplean para proyectar el comportamiento de nuevos clientes.

- **Modelo de comportamiento de compra.-** Realiza un análisis histórico de las compras y del uso de diferentes productos y servicios que los clientes han adquirido para determinar el próximo producto o servicio que se debería ofertar a un cliente en base a su comportamiento de compra y la forma como se debería hacerlo.

- **Modelo de cartera compartida.-** Analiza la participación que mantiene la empresa dentro de todos los productos que el cliente compra en el mercado. Caracteriza a los clientes donde la empresa mantiene una alta, media o baja participación en relación a todos los productos que el cliente adquiere en el mercado para adoptar acciones que los vinculen con la organización.

- **Modelo de comportamiento transaccional.-** Estudia el comportamiento transaccional que tiene un cliente cada vez que interactúa con un determinado canal

para proyectar la posible demanda que podría tener un canal para cierto tipo de transacciones o para incentivar su uso.

- **Modelo de rentabilidad para clientes.-** Ayuda a direccionar los esfuerzos organizacionales bajo una visión de rentabilidad por cliente apoyando la fijación de los diferentes costos para vender y mercadear a cada cliente así como los ingresos que ellos generan para la empresa.

Técnicas de Inteligencia de Clientes como las antes mencionadas a través de acciones provenientes del conocimiento del cliente permitirán elevar la eficiencia y eficacia de las iniciativas comerciales y de marketing de la empresa y evitar el uso innecesario de recursos. Se obtendrá un panorama más claro para:

- Crear campañas comerciales orientadas a segmentos de clientes y no a clientes individuales.
- Crear productos y servicios personalizados para segmentos de clientes.
- Implementar canales de comunicación especializados para segmentos de clientes.
- Implantar servicios al cliente de alto valor añadido.
- Remover clientes poco rentables de la cartera de la empresa.

Todos estos elementos se encuentran asociados con la rentabilidad que desea la empresa y debido a que las iniciativas de la empresa se encuentran enfocadas de acuerdo a los resultados de la inteligencia de clientes, posibilitarán la reducción de costos, el aumento de la utilidad por cliente, la desinversión en clientes poco o no rentables y la optimización de recursos. Si se desarrolla de forma apropiada la gestión del conocimiento del cliente se podrán obtener estos resultados preliminares de la implementación de la estrategia CRM. El principal resultado de la ejecución correcta de la primera y segunda etapa del proceso CRM se explicará en la etapa final.

Tercera Etapa

Si las dos etapas anteriores se han realizado adecuadamente, el proceso de implementación CRM dotará de grandes beneficios a la empresa. La razón de ser de toda empresa es la generación de rentabilidad y en esta última etapa se detallará como la generación y gestión del conocimiento del cliente contribuyen al bienestar de la organización.

Los procedimientos llevados a cabo en la primera y segunda etapa del proceso permiten a la empresa añadir valor a su relación con los clientes para gestionarlos de manera proactiva, y al tener identificadas las posibles preferencias de los mismos la empresa sabe que productos, servicios o combinación de ambos serán los propicios al momento de una nueva operación comercial.

El cliente percibe la adición de valor en su relación con la empresa como algo positivo, que le agrada, lo cual vuelve a la empresa imperceptible ante posibles acciones de su competencia para capturar sus clientes porque ha logrado fidelizarlos y convertirlos en un elemento más de la organización. Este elemento es fundamental para la empresa al momento de conseguir nuevos clientes y posicionarla en el mercado.

La fidelización del cliente es el resultado de la generación y gestión del conocimiento del cliente y le permitirá a la empresa elevar el precio de sus productos y servicios. Este incremento de los precios se realiza en base al aporte de valor añadido a la relación cliente – empresa y no debido a motivos de indole económica o política, esto garantiza mayores ingresos para la empresa. De igual manera se hace posible el incremento de las ventas y la masa de clientes debido a que los clientes fidelizados serán la mejor carta de presentación de la empresa en el mercado de bienes y servicios.

El incremento de los ingresos de la empresa y la obtención de nuevos clientes aumentan los beneficios para la empresa. El principal beneficio que deriva de la implementación

CRM en la empresa es el aumento de la rentabilidad, factor que radica su origen en potenciar el valor de la cartera de clientes. El aumento de la rentabilidad es el objetivo primordial de la implementación de la estrategia CRM en una empresa.

CAPÍTULO 2

CRM en la Banca

El sector bancario se enfrenta a un gran número de retos impuestos por la dinámica del mercado actual. La alta competitividad de la economía global, la desregulación, la creciente oferta de productos financieros, los márgenes de utilidad decrecientes y el poder de los clientes han conducido a las instituciones financieras a implementar una variedad de nuevas estrategias, muchas de las cuales dependen de métodos y formas para entender y relacionarse con los clientes. En tiempos pasados para una persona era fácil seleccionar un banco; lo hacia de acuerdo a las sugerencias de sus amistades, el banco que era de preferencia de sus familiares o el banco que se ubicaba más próximo a su domicilio. En la actualidad el panorama ha cambiado, los bancos básicamente venden variaciones del mismo servicio [Business2000, 2005], por ejemplo prestan dinero, aceptan depósitos y realizan transacciones monetarias, esta diversidad de opciones que tienen a su disposición los clientes bancarios ha eliminado la escasa naturaleza personalizada de la banca tradicional y se ha convertido en un problema para las instituciones financieras, haciéndoles casi imposible mostrar diferenciación competitiva y mucho más complejo conseguir rentabilidad [SAS, 2001]. De igual manera un mercado de servicios bancarios sobresaturado así como la elevada competencia hacen cada vez más difícil alcanzar el estándar mundial de la industria bancaria: "Un crecimiento de 10% a 15% en ganancias por cliente" [Oracle, 2002]. Para superar esta clase de inconvenientes los bancos deben mirar más allá de las prácticas tradicionales y utilizar nuevas tácticas y herramientas que les permitan posicionarse en el mercado. El CRM es una oportu-

nidad a la que los bancos pueden recurrir para elevarse por encima de las desventajas de la competencia mediante el desarrollo de relaciones con sus clientes. El CRM le facilitará a un banco el desarrollo de productos de manera eficaz que puedan satisfacer rápidamente a una base de clientes cada vez más exigente y que permitan fidelizarlos de forma duradera; el enfoque de un banco hacia sus clientes es un determinante no solo importante sino crucial para su éxito, y le permitirá conseguir la excelencia en todos sus niveles así como la optimización de todas sus capacidades [SAP, 2005]. En este capítulo se detallará la utilidad de una estrategia CRM en la banca así como los beneficios, ventajas y desventajas de su implementación.

§ 2.1 Naturaleza de los servicios financieros y bancarios

De acuerdo a Asmundson [2011], un servicio financiero se puede definir como una transacción necesaria para adquirir un bien financiero[1]. Los servicios financieros presentan las siguientes características [Marcos et al., 2009]:

1. **Intangibilidad.-** Dificultad de ser apreciados por los sentidos, por ello no se puede conocer si es de nuestro agrado o no hasta probarlo y ver el grado de satisfacción que produce.

2. **Heterogeneidad.-** Es la dificultad para diferenciar y comparar un mismo servicio prestado por diferentes entidades.

3. **Imposibilidad de apropiación.-** Se adquiere un derecho a utilizar un servicio, por ejemplo un cajero automático, pero no se adquiere la propiedad de este último.

4. **Imposibilidad de acumulación.-** Los servicios que no se usan se pierden, no se pueden almacenar para un momento posterior. Si alguien saca dinero del cajero

[1] Un ejemplo de bien financiero es un préstamo hipotecario para comprar un inmueble o la póliza de seguros de un vehículo.

hoy, mañana su limite de disponibilidad no será el doble.

5. **Inseparabilidad.-** La distribución del servicio se efectúa de forma directa, por ejemplo a través de sucursales, pero ahora esta característica se esta perdiendo por el auge de la banca electrónica.

El sector financiero contempla muchos tipos de transacciones en ámbitos como el sector inmobiliario, de financiamiento al consumo, bancario y de seguros. Principalmente el sector financiero tiene el papel de intermediario. En el caso de una empresa de seguros una persona podría ahorrar para cubrir gastos imprevistos por enfermedad o un accidente. Para ello compra una póliza de seguros que page en caso de que se produzca dicho evento. El intermediario de seguros agrupa los pagos o primas de los compradores de pólizas y asume el riesgo de pagar a quienes enfermen o tengan un accidente con las primas más el dinero que pueda obtener invirtiéndolas. En el caso de un banco, según Maldonado and Pazmiño [2008], su actividad primordial es la intermediación financiera que permite transferir los recursos entre individuos que poseen un sobrante a individuos que necesitan dinero adicional para invertirlo o consumirlo.

Además de la intermediación, las entidades bancarias conceden otros servicios lo que les permite constituirse como unidades económicas de producción de servicios, esencialmente financieros. Los servicios financieros prestados por un banco de denominan servicios bancarios. Para Leiva [2001], un servicio bancario es una operación mediante la cual una entidad, aprovechando sus conocimientos y prestigio como prestamistas y prestatarios, brinda un servicio sin que exista transferencia de recursos a sus clientes; el servicio prestado se retribuirá con el cobro de una comisión por ejemplo cobranzas, cambio de moneda, etc. Para Rose and Hudgins [2012], los servicios tradicionales ofertados por un banco son:

- Cambio de Moneda.
- Papeles comerciales y Préstamos.

- Cuentas de ahorro y Servicios de Fideicomiso.

En el proceso productivo de servicios en un banco y en general en una entidad financiera se pueden distinguir *3* subprocesos básicos: *captación de fondos*, *colocación de fondos* y *prestación de servicios puros* [Dávila, 2002]. Los dos primeros corresponden al rol de la intermediación financiera y el último hace referencia a los servicios destinados para los clientes.

- **Subproceso de captación de fondos.-** Las entidades bancarias desarrollan actividades encaminadas a atraer clientes para obtener recursos financieros. Para disponer de estos recursos las entidades bancarias realizan campañas y ofrecen servicios como: medios de pago, gestión de activos, etc. Los recursos captados constituyen la base de fondos necesarios para la concesión de productos a aquellos clientes que requieren financiamiento.

- **Subproceso de colocación de fondos.-** Las entidades bancarias invierten los recursos obtenidos en el subproceso anterior suministrando a los clientes diversas alternativas para sus necesidades financieras. En este subproceso además de recursos financieros es necesario la participación de elementos tecnológicos y talento humano para completar los diferentes eventos que tienen lugar en este subproceso como la aprobación de un préstamo, la apertura de una cuenta de ahorros, etc.

- **Subproceso de prestación de servicios puros.-** Una vez que se ha efectuado la intermediación, todas las capacidades de la entidad bancaria se aplican para suministrar otros servicios a los clientes.

Las entidades bancarias se enfrentan a un amplio abanico de posibilidades dentro del concepto de banca universal y cada entidad se dedicará a aquellos negocios para los que este mejor preparada, presente una ventaja competitiva o tal vez abarcará varias actividades evitando la especialización. El crecimiento de una entidad bancaria dependerá de la comercialización de productos bancarios. Para Igual [2008] existen dos definiciones

de producto bancario, desde la perspectiva financiera: "Los productos bancarios son los instrumentos que las entidades financieras ponen a disposición de sus clientes para la prestación de sus servicios de intermediación financiera". Y desde una visión más próxima al marketing: "Los productos bancarios son los instrumentos que las entidades financieras ofrecen al mercado para satisfacer las necesidades de los consumidores de gestión de la tesorería, inversión, financiación y previsión".

Los productos que cada entidad bancaria ofrece dependen del tipo de entidad, el publico al que se quiere orientar y el segmento de mercado al que se quiere dirigir. Los productos ofertados por un banco universal y el publico al que se enfocan no serán los mismos que los ofertados por un banco que opera únicamente en Internet.

Clasificación de los productos bancarios.

La existencia de múltiples productos en la oferta bancaria así como la organización de las entidades bancarias en torno a los mismos, ha dado lugar a considerar de gran importancia el estudio de la clasificación de los productos bancarios. Los productos bancarios se pueden clasificar de acuerdo a distintos criterios. Una de las clasificaciones más tradicionales es la propuesta por Vilches [1989], quien los clasifica considerando criterios como: el área de actividad, la finalidad y la función de los instrumentos financieros empleados. Igual [2008] presenta dos tipos de clasificaciones: una clásica y una moderna. La clasificación clásica cataloga a los productos en función de su ubicación en el balance de las entidades financieras mientras que la clasificación moderna es más operativa y considera los productos en función del grupo de necesidades genéricas que satisface a los clientes. En el Cuadro 2.1 se puede apreciar con mayor detalle estas clasificaciones.

Clasificación de los Productos Bancarios	
Clasificación Clásica	**Clasificación Moderna**
Productos de Pasivo	Productos de Tesorería
Productos de Activo	Productos de Financiación
Productos de Inversión	Medios de Pago
Productos de Financiación	Banca Electrónica

Cuadro 2.1. Clasificación Clásica y Moderna de los Productos Bancarios.
Fuente: Igual [2008].

La gama de clasificaciones de los productos bancarios es amplia, en este trabajo se considerará la clasificación propuesta por Dávila [2002] que es más completa y permite diferenciar a los productos bancarios en categorías que proceden de los subprocesos de producción de servicios en un banco antes mencionados. Esta clasificación agrupa a los productos bancarios en *3* grupos: productos de pasivo, productos de activo y productos de servicio puro. En el Cuadro 2.2 se puede apreciar con mayor detalle esta clasificación.

Clasificación de los Productos Bancarios		
Pasivo	**Activo**	**Servicio Puro**
Depósitos	Préstamos	Transferencias
Cuentas de Ahorros	Arrendamientos Financieros	Cambio de Divisas
Emisión de Valores	Valores de Renta Fija	Asesoramiento Financiero
Cuentas Corrientes	Valores de Renta Variable	Tarjetas de Crédito

Cuadro 2.2. Clasificación según la producción de servicios en un Banco.
Fuente: Igual [2008].

Los productos de pasivo son el resultado de las operaciones del subproceso de captación de fondos y constituyen los distintos instrumentos mediante los cuales las entidades bancarias captan recursos financieros. Los productos de activo se derivan del subproceso de colocación de fondos e integran el eje de la inversión de fondos en el mercado para la generación de ingresos financieros. Finalmente los productos de servicio puro son

los demás servicios que las entidades bancarias suministran a sus clientes ya sea para complementar los productos de activo y pasivo o para otros fines.

Los productos de pasivo son el centro de atención de las entidades bancarias debido a que atraen recursos financieros a las mismas y permiten la colocación de fondos en productos de activo. Los productos de activo engloban diversas inversiones mediante las cuales se materializa la utilización de los recursos captados mediante productos de pasivo. Los productos de servicio puro son aquellos servicios que se realizan como práctica habitual para atraer clientes y lograr su fidelización. En la actualidad los productos de servicio puro tienen un rol importante en el beneficio de las entidades bancarias debido al considerable incremento de servicios que ofertan las entidades a los clientes. Los productos de servicio puro son el nexo más cercano al cliente, la oferta errónea de estos servicios por parte de muchas entidades confunde a los clientes y destruye la credibilidad de la institución. La excelencia en el servicio al cliente es la clave para el crecimiento del negocio bancario y es una oportunidad para aquellas entidades bancarias que consideran a sus clientes el eje de su éxito.

Los Clientes de las Entidades Bancarias.

Una de las tareas más difíciles es definir a un cliente bancario. Hoy en día el cliente bancario posee mayor cultura financiera, realiza un consumo más racional y planificado y es más exigente con la atención y calidad de los servicios bancarios [Marcos et al., 2009]. Los clientes bancarios ponen profundo énfasis en aspectos como: la actitud de los empleados, el profesionalismo y las respuestas de los empleados a sus inquietudes [Ahmed et al., 2012]. Marín [2005] define al cliente bancario como:

> "Un individuo o grupo de elevado patrimonio y/o renta con necesidad de asesoramiento para la correcta planificación, gestión y administración de todos aquellos asuntos que directa o indirectamente afecten a su patrimonio."

Las necesidades de los clientes son diferentes y están determinadas por sus condiciones personales, este aspecto convierte a la selección de un banco adecuado en un factor de gran relevancia. Entre los criterios para la selección de un banco se encuentran: la reputación del banco, la calidad del servicio y la diferenciación [Zineldin, 1996]. La diferenciación y el trato al cliente son elementos fundamentales para una política saludable dentro de un banco. Uppal [2010] manifiesta que los clientes insatisfechos pueden ser la ruina del nombre y la imagen de un banco. Además menciona que la política correcta de un banco debe considerar los siguientes aspectos:

- Los clientes deben ser tratados de manera justa en todo momento.
- Los clientes deben ser informados de todos los medios para elevar sus quejas cuando están inconformes con el servicio del banco.
- Los empleados del banco deben trabajar para velar por los intereses de los clientes.

Dentro de una entidad bancaria los clientes de un banco pueden presentar características similares pero no pueden existir dos clientes exactamente iguales. Marín [2005] detalla alguna de estas características:

- **Presentan escasez de tiempo.-** Gran parte de los clientes de un banco son profesionales o empresarios por lo que el tiempo es su activo más preciado.
- **Exigen un alto grado de confidencialidad.-** Los clientes de un banco quieren evitar que información sensible referente a ellos o sus familias caiga en círculos indeseados.
- **Valoran la calidad del servicio.-** Los clientes de un banco están dispuestos a pagar algo más por saber que sus finanzas están en manos profesionales.

Las características mencionadas buscan persuadir a las entidades bancarias para realizar de forma eficiente sus procesos y transmitir confianza a sus clientes. La transparencia con que actúe la entidad bancaria le permitirá satisfacer a sus clientes y convertir al cliente en el activo más rentable para el banco.

Tipo de Clientes de las Entidades Bancarias.

La visualización de los clientes de un banco es un concepto muy amplio e integral. El cliente de un banco constituye el eslabón principal del éxito de la entidad bancaria, puesto que al tener en sus manos la decisión de aceptar o no los productos bancarios para satisfacer sus necesidades, la sobrevivencia y prosperidad del negocio bancario dependerá de como la entidad bancaria actúe con ellos. De acuerdo a López [2007], dentro de un banco pueden existir los siguientes tipos de clientes:

- **Cliente Externo.-** Es el cliente que se encuentra fuera del banco y que adquiere los productos que la institución genera.
- **Cliente Interno.-** Es aquel que esta dentro del banco, por su ubicación en el puesto de trabajo, sea administrativo, operativo o ejecutivo. Recibe productos del banco para alguna de sus labores.
- **Cliente Final.-** Se refiere al cliente que utiliza el producto del banco y que se espera se sienta satisfecho y complacido en sus requerimientos.
- **Cliente Intermedio.-** Es el distribuidor que hace que los productos del banco estén disponibles para los usuarios finales.

De los tipos de clientes antes mencionados los más importantes son el cliente externo y el cliente final. Las capacidades de las entidades bancarias para transformar a los clientes externos en clientes finales mediante ofrecimientos de valor para el cliente, ya sea separado o incluido en un producto bancario y que pueden proporcionarse antes, durante y después de la venta del producto bancario así como el nivel de impacto del producto bancario dentro de los gustos y preferencias de los clientes finales garantizarán el posicionamiento de la entidad bancaria frente a su competencia y lograr beneficios significativos.

§ 2.2 Marketing Bancario

Un banco es una necesidad moderna de la sociedad, las personas necesitan ahorrar, retirar dinero de un cajero y realizar transacciones. La selección de un banco depende de la personalidad y deseos de los clientes. Unos clientes pueden realizar investigaciones en torno a los productos, niveles de servicio y costos entre los diferentes bancos. Otros clientes en cambio toman decisiones muy "emocionales" al momento de realizar esta elección y solo buscan un lugar donde almacenar sus recursos [CFFT, 2009]. El Marketing es un elemento vital ante esta situación que enfrentan los bancos puesto que permite a las entidades bancarias adaptarse a los cambios que se producen en el mercado que operan, debido a la amplia oferta de productos bancarios, para satisfacer todas las necesidades posibles de todos sus clientes. En particular el encargado de esta acción es el Marketing Bancario.

Evolución del Marketing Bancario

Antes de realizar una definición de Marketing Bancario es necesario mencionar como ha sido el desarrollo del Marketing dentro de las entidades bancarias. El trabajo de Turkes [2010] describe como ha sido el desarrollo del Marketing Bancario en los últimos años.

- **Durante los años 70.-** Los bancos no empleaban el Marketing en sus actividades. El negocio bancario estaba orientado al mercado y no al cliente. Debido a la competencia un reducido número de bancos empezaron a lanzar campañas publicitarias pero eran demasiado costosas. Los bancos poco a poco se fueron dando cuenta de sus errores y fallas en sus propios servicios bancarios. Esto les permitió descubrir que el principal problema no era atraer nuevos clientes sino mantener los clientes actuales. La escasa publicidad fue la principal tarea de

marketing durante esta época.

- **Durante los años 80.-** Para tratar de corregir sus errores, los bancos desarrollaron programas de soporte de negocios basados en planes de Marketing a gran escala para organizar y promover su oferta de productos en respuesta a las exigentes necesidades de sus clientes. Durante estos años los bancos no se acentuaron en la comercialización de productos bancarios puesto que su volumen de operaciones aumentó, por lo que empezaron a reconocer el valor del cliente y las formas en como ganar más clientes.

- **Durante los años 90.-** Los bancos concentraron sus esfuerzos para crear una banca superior de productos y servicios, por un lado para asegurar la satisfacción de las necesidades de los clientes y por otro para establecer relaciones perdurables con los mismos. En este periodo la industria financiera sobre todo la banca experimentaron un alto nivel de crecimiento a nivel mundial.

- **Durante el siglo 21.-** Los bancos actúan en un ambiente dinámico donde el mercado y otros factores significan problemas, forzándolos a crear planes que integren sus actuales acciones con los objetivos derivados de sus políticas. El Marketing Bancario ayuda a las entidades bancarias a superar los cambios estructurales que la economía registra o registrará en el futuro.

Definición de Marketing Bancario

El Marketing Bancario es un campo especializado del Marketing que ha surgido a causa del crecimiento de la actividad comercial y el alto desarrollo que ha experimentado la industria bancaria. Sanjeev [1980] lo define como:

> "La consistencia para identificar los mercados más rentables ahora y en el futuro, evaluar las necesidades presentes y futuras de los clientes mediante el establecimiento de planes de desarrollo empresarial en función de la relación con los clientes y la ejecución de los mismos para el logro de metas del negocio; todo bajo el contexto de la dinámica del mercado."

Dicha definición se encuentra enlazada con la creación y entrega de productos y servicios adecuados de una manera más eficiente que la competencia para la satisfacción de las necesidades del cliente en beneficio del banco. El Marketing Bancario es una orientación que influye sobre la actitud del banquero para anticipar las necesidades del cliente y le inspira a satisfacer las mismas [Rajeev, 1997]. El Marketing puede constituir un elemento fundamental para el triunfo de cualquier organización sin embargo ha sido mal utilizado en los últimos tiempos debido a que muchos bancos se han concentrado en el enfoque tradicional del Marketing que considera únicamente en la venta de productos y aspectos referentes a la comercialización. Los bancos que desean triunfar en el ámbito empresarial deben abandonar esta concepción e inclinarse por el Marketing Relacional. Este criterio se fundamenta en el hecho de que el Marketing Tradicional se basa en las *4 P's* del mercado y muchos banqueros piensan que la relación del cliente es un elemento más de esta mezcla y no consideran que incluso la esencia de estos elementos varia en el caso de la banca debido a las características de los servicios financieros en general, por ejemplo un producto bancario es intangible [Aggeliki, 2011]. Por otro lado el Marketing relacional pone énfasis en el cliente, no importa cuantos productos se han vendido sino cuantos clientes han desarrollado un nivel de vinculación real con el banco. Los productos bancarios son solo una herramienta de retención y vinculación de cliente, que a través de la actividad comercial crea valor para la entidad bancaria [Barrutia and Echeberria, 2001].

El desarrollo adecuado del Marketing Bancario es un elemento importante para el éxito de una entidad bancaria debido a que permite compensar aspectos como cambios en la estructura demográfica y la intensiva competencia. La variación de la población

en número y composición pueden afectar las características de los clientes bancarios y la calidad de servicios que reciben y debido a la diversidad de alternativas que los clientes tienen a su disposición pueden migrar a la competencia. La implementación adecuada del Marketing Bancario mitiga esta situación. La naturaleza inmaterial y abstracta de los servicios y productos bancarios, comparado con otros bienes materiales, le dificulta a un banco la creación de ventajas competitivas. La innovación que genera el Marketing Bancario dentro de una entidad le permite crear dichas ventajas competitivas estructuradas en servicios de alta calidad, orientación al cliente y desarrollo de la lealtad del cliente aprovechando recursos y oportunidades que la competencia desconoce.

Para alcanzar el crecimiento de un banco, el Marketing Bancario obliga a las instituciones a involucrarse en procesos de investigación, especialmente en el estudio de la complejidad de sus clientes. La investigación de clientes ayuda a los banqueros a comprender su comportamiento de mejor manera para mantener una relación permanente y eficaz con el fin de conocer mejor sus preferencias y demandas, para ofrecerles nuevos y diversificados productos bancarios, mediante el uso eficiente de sus propios recursos lo que garantiza un aumento de la rentabilidad. Los bancos realmente orientados hacia el cliente son aquellos que piensan que los objetivos bancarios pueden ser mejor alcanzados mediante el reconocimiento y la satisfacción de las expectativas y necesidades de los clientes durante el ciclo de duración de la relación con los mismos.

Etapas del Ciclo de Marketing Bancario

Dentro del ciclo del Marketing bancario existen *4* etapas que permiten comprender la relación entre un banco y sus clientes y las ventajas y beneficios que ambas partes pueden obtener si se realiza una estructuración adecuada de Marketing Bancario en la entidad [Danciu, 2009]. Estas etapas se explican a continuación:

1. **Diferenciación y Selección del Cliente Bancario.-** En esta etapa el banco debe trabajar en dos problemáticas. La primera consiste en entender el valor de los clientes, que tipo de productos bancarios son importantes para ellos, que productos bancarios desean comprar y como quieren interactuar con el banco. La segunda consiste en establecer las cuestiones que diferencian los clientes como potenciales compradores o solo interesados en productos bancarios. El banco puede trabajar en esta etapa definiendo perfiles de clientes y segmentos de mercado que generan rentabilidad.

2. **Desarrollo y Personalización de la Oferta Bancaria.-** Este aspecto es necesario para la capitalización total del potencial cliente del banco. La oferta de productos bancarios influye mucho en la relación entre el banco y el cliente por lo cuál debe ser diseñada de acuerdo a las expectativas y exigencias de los clientes.

3. **Interacción Banco – Cliente y Entrega del Producto Bancario.-** En esta etapa se establece la relación con el cliente, no solo mediante comunicación y distribución sino también en aspectos de logística y servicio al cliente.

4. **Atracción y Mantenimiento del Cliente Bancario.-** Durante esta etapa el banco debe tener como objetivo la atracción y mantenimiento de tres tipos de clientes: clientes que ya han adquirido sus productos, clientes de bancos rivales y clientes que no han adquirido productos del banco todavía.

El Marketing Bancario permite a los bancos involucrarse con sus clientes de tal manera que la aplicación y definición de sus estrategias optimize sus recursos y cumpla con las expectativas de los clientes. El Marketing Bancario es una herramienta valiosa si se tiene claro cuales son sus fundamentos y bases y es el paso previo a una estrategia CRM en la banca. El CRM bancario utiliza los principios del Marketing Bancario e influye sobre el comportamiento del cliente desde una perspectiva en la cual la rentabilidad bancaria esta conectada con la rentabilidad de los clientes. El CRM bancario se abordará con mayor profundidad en las siguientes secciones.

§ 2.3 Composición del CRM en la Banca

§ § 2.3.1 Definición y Contexto del CRM en la Banca

Los bancos, y las empresas en general, son conscientes de que en el futuro la falta de beneficios para el cliente, podría producir una amplia ola de deslealtad en los mismos y sacarlos del juego de mercado. Estudios realizados en banca, así como en otros sectores empresariales, han demostrado que los clientes desean ser administrados de mejor manera, y no les interesa solo un proveedor de bienes y servicios, sino una entidad eficiente que les permita simplificar sus rutinas y manejar de mejor forma su tiempo con una excelente recompensa: su lealtad y fidelidad a la entidad bancaria. El CRM tiene un rol importante en este aspecto.

El conocimiento del cliente es uno de los aspectos esenciales en un modelo de gestión bancaria. En las entidades bancarias la información es tan importante como el propio dinero, y la tecnología se ha convertido en una herramienta que permite tener conocimiento de los hábitos más profundos de los clientes para influir en forma decisiva sobre las relaciones con ellos. Las entidades bancarias deberían aprovechar mejor la información que tienen a su disposición para adelantarse a las necesidades de los clientes, pero *¿cómo se debe recoger la información y tratarla para difundir ese valioso conocimiento?* La respuesta a esta pregunta es el CRM. Los modelos CRM actualmente constituyen uno de los campos de las ciencias de gestión donde las entidades bancarias están concentrando sus esfuerzos, puesto que los perciben cada vez más como un pilar clave del crecimiento de sus negocios. Los modelos CRM les permiten a las entidades bancarias realizar gestión avanzada de clientes mediante la optimización del conocimiento de los clientes para tomar decisiones acertadas e influir sobre los modelos comerciales y de marketing de la entidades bancarias, de tal manera que se puedan definir e implantar estrategias y tácticas exitosas [Muñoz, 2007]. Un CRM bien aplicado en un banco

es un paso más hacia al triunfo ya que la entidad bancaria puede combatir la fuerte competencia y la expansión de ciertos sectores de la economía.

Básicamente el enfoque del CRM ayuda a los bancos a entender las necesidades actuales de sus clientes, sus acciones en el pasado y lo que planean hacer en el futuro [Ijaz and Hu, 2005]. Los bancos necesitan concentrarse en aquellos clientes de mayor valor económico y reducir esfuerzos en aquellos que no lo poseen. En lugar de tratar a todos los clientes por igual es mejor desarrollar estrategias orientadas a ciertos grupos de clientes, esto permitirá a los bancos establecer sus metas y objetivos correctamente.

En el Capítulo 1 se han recopilado definiciones importantes de CRM, pero en este capítulo se abordará el CRM desde la concepción de la banca. Los bancos suelen confundir el término CRM muy a menudo con Marketing o Tecnologías de Información e inclusive no tienen comprensión total de su esencia y piensan que CRM hace referencia únicamente a administración de clientes, administración de la experiencia del cliente o soluciones tecnológicas para clientes cuando el concepto de CRM engloba todos estos elementos en una sola definición. Stone and Foss [2002] y Kanti [2012], definen respectivamente al CRM bancario como:

> "Una estrategia de negocio y modo de operación desplegados para mantener y desarrollar relaciones con clientes rentables, y administrar los costos de hacer negocios con clientes menos rentables."

> "Una estrategia empresarial que identifica las perspectivas de los clientes más rentables de un banco para dedicar tiempo y atención en la ampliación de la relación con estos clientes mediante marketing individualizado y servicios personalizados, que brinden beneficios a la institución."

Como se puede apreciar el CRM bancario es un mecanismo para saber quienes son los clientes de un banco y emplear este conocimiento como una forma para obtener clientes de alto valor para el negocio, reducir tiempos y elevar la satisfacción del cliente. El

CRM bancario captura la idea que la manera más rentable de visualizar a los clientes no tiene que ver completamente con los productos y servicios actuales que ellos requieren del banco sino que radica en el potencial valor presente y futuro que ellos representarían si continúan siendo clientes del banco. Esta característica le brinda ventajas superiores sobre otras técnicas de negocio y permite a los bancos ejecutar sus estrategias comerciales para afrontar con éxito los retos que enfrentan cada día.

De acuerdo a Ahmed [2011], el origen del CRM en la banca tiene su origen antes de la era del Internet, en las pequeñas agencias bancarias y servicios personalizados al cliente como la venta de productos bancarios en los hogares del cliente. Esta interacción de los bancos con sus clientes aunque sea mínima permitió construir la confianza de los clientes mientras se les brindaba productos que beneficiaban tanto al cliente como al banco. Este pequeño indicio de CRM hizo posible que los bancos descubran ciertos elementos que molestaban a los clientes, como por ejemplo las bajas tasas de interés que tenían sobre ciertos productos que adquirían. Aspectos como estos condujeron a los bancos a un nivel superior de gestión. La costumbre de los bancos para tratar de mitigar las molestias de sus clientes era atacar directamente a la competencia, ya sea lanzando campañas publicitarias, aperturando más sucursales o mejorando sus sistemas de redes; además el advenimiento de la tecnología proliferó el acceso a canales, cajeros automáticos y centros de servicio pero las entidades bancarias incurrían en demasiados costos y no hallaban la solución. Este tipo de cuestiones significó el afianzamiento del CRM en la banca puesto que los banqueros se dieron cuenta que adquirir la mayor cantidad de información como sea posible es muy valioso para captar nuevos clientes y mantener relaciones saludables con los clientes actuales. La información de sus clientes les facilitó a los bancos comprender los requerimientos de sus clientes para diseñar productos bancarios de manera adecuada y definir estrategias que complementen Marketing y Tecnología. Esta situación constituyó el posicionamiento del CRM como una estrategia de éxito para el negocio bancario. Ahora en los bancos ya se encuentran

rasgos de CRM sin embargo continúan perdiendo a sus mejores clientes por diversas razones como la competencia y el servicio inadecuado hacia los mismos. Un CRM correctamente estructurado sugiere que la forma de evitar este problema es construir relaciones con los clientes que permitan responder instantáneamente a las dudas que ellos presentan, analizar la frecuencia de uso de un producto en particular, etc. Estos aspectos harán que el banco tenga bajos costos, alcance su eficiencia operacional y preserve la lealtad de sus clientes.

Para Onut et al. [2008], el objetivo global del CRM bancario es alinear los recursos de los bancos, tanto humanos como tecnológicos, en una sola visión hacia el comportamiento de los clientes y el valor que ellos representan, para que de esta forma los bancos pueden brindar un mejor servicio a sus clientes, hacer sus centros de atención al cliente más eficientes, ayudar a sus equipos de ventas a cerrar negocios más efectivamente, descubrir nuevos clientes e incrementar los ingresos por cliente. De acuerdo a Zopounidis [2002], los objetivos específicos del CRM bancario son:

- Ampliar las relaciones con los clientes identificando, seleccionando y extendiendo las líneas del negocio bancario hacia nuevos segmentos de mercado.
- Prolongar las relaciones con los clientes actuales desarrollando relaciones de largo término mediante la adición de valor a los productos bancarios que adquieren los clientes y la introducción de nuevos productos.
- Profundizar las relaciones con los clientes iniciando procesos de venta cruzada y venta superior para comprender la propensión a comprar de los diferentes segmentos de clientes y aprovechar oportunidades de venta.

Los bancos ahora reconocen que es necesario el CRM en sus negocios y no pueden mirar al cliente solo desde la perspectiva del producto sino que deben abarcar toda la relación con el cliente para entender completamente la rentabilidad del mismo. Desde un punto de vista estratégico, el CRM moviliza recursos alrededor de las relaciones

del banco con sus clientes en lugar de centrarse en grupos de productos bancarios y fomenta actividades que maximizan el valor de las relaciones con los mismos. Desde un punto de vista operativo el CRM enlaza los procesos de negocio con las cadenas de suministro a través de todos los puntos de contacto y canales, lo que permite una relación con el cliente continua y consistente. Desde un punto de vista analítico, el CRM es un conjunto de herramientas de análisis de datos que permiten a los bancos entender completamente sus segmentos de clientes, evaluar y maximizar el valor de cada cliente, modelar escenarios "que pasaría si" y predecir el comportamiento de los clientes para diseñar campañas de Marketing más eficaces. Aquellos bancos que triunfen en el juego CRM obtendrán beneficios inigualables que ninguna otra estrategia de negocios a podido brindarles [SAS, 2001].

Los bancos no se esfuerzan demasiado en entender a sus clientes y realizan análisis y segmentación de clientes muy arbitrarios solo enfocándose en el diseño y entrega de propuestas de poco valor a los clientes y en el escaso seguimiento hacia los mismos. Es por razones como estas que muchos clientes en lugar de ser administrados por las entidades bancarios optan por ser ellos quienes decidan quien será su proveedor de productos y servicios bancarios, lo cuál priva de potenciales beneficios a los bancos. Hoy en día una mejor administración de clientes no es una alternativa para los bancos sino una obligación, si desean alcanzar elevados niveles de rentabilidad y cumplir sus metas y objetivos. El CRM es fundamental en este aspecto, de acuerdo a Stone and Foss [2002], las técnicas CRM ayudan a los bancos a mejorar sus habilidades para:

- Seleccionar y administrar el conjunto correcto de clientes.
- Determinar como se deben vender los productos y servicios bancarios a los clientes de una forma rentable.
- Reducir los costos de cobertura de clientes mientras se mantiene la calidad de cobertura de los mismos.

El CRM proporciona notables beneficios a los bancos puesto que a través de la administración apropiada de los clientes les posibilita a los bancos ampliar su cobertura sobre los clientes así como mejorar la productividad de su fuerza de ventas, para mitigar esta debilidad que poseen gran parte de las entidades bancarias; además los bancos al saber que productos y servicios bancarios tienen que vender a sus clientes, pueden ejecutar exitosamente sus planes de ventas y no tener problemas.

§ § 2.3.2 Tendencias y Dinámica del CRM en la Banca

Para hacer frente a los cambios que presenta el entorno económico, los bancos buscan innovar en nuevos modelos de negocio para minimizar riesgos y maximizar oportunidades. Antes de hablar de CRM en banca es necesario considerar que existen las siguientes orientaciones en banca y el CRM tiene una forma de influir en cada una de ellas: Orientación al producto, orientación de mercado y orientación al cliente [Moroy and Primo, 2011].

La orientación al producto en banca asume que las relaciones con el cliente no son muy significativas, y lo que es importante son los canales bancarios puesto que a través de ellos se pueden distribuir propuestas de valor (productos bancarios) a determinados segmentos de clientes. Los bancos desarrollan lazos de confianza débiles con sus clientes que únicamente responden a las necesidades individuales de los clientes y no se consideran otros elementos como la satisfacción de necesidades y cumplimiento de las expectativas de los clientes. La esencia de la orientación al producto atribuye demasiada atención a los niveles de rentabilidad y emplea al CRM y todos sus aspectos relacionados con el cliente como un medio para lograr sus objetivos y no como un fin. Este enfoque ha dejado de ser popular en los últimos años, sobre todo después de la crisis financiera de 2008, puesto que ahora los clientes buscan un banco que les brinde estabilidad, flexibilidad y que pueda garantizarles seguridad al momento de satisfacer

sus necesidades bancarias [BBVA, 2012].

Muy a menudo en la literatura de CRM también se suele encontrar el término *"orientación de marketing"* y es necesario explicarlo antes de describir la orientación bancaria al mercado. La orientación de marketing es uno de los ámbitos más antiguos del negocio bancario puesto que se deriva de las primeras prácticas comerciales que ocurrieron en la banca. La orientación de marketing concibe en forma separada la entidad bancaria, sus productos y sus clientes, y considera que el aporte de cada uno de estos elementos en forma individual contribuye al mejor desarrollo de herramientas administrativas de tal manera que las decisiones para combatir a la competencia sean acertadas. El efecto de la orientación de marketing sobre la rentabilidad de los bancos es indirecto puesto que al considerar al negocio bancario como un ente de dimensiones separadas no le permitía explotar todos los beneficios de sus elementos base como un todo. La orientación de marketing es una cultura organizacional que si bien crea valor para los clientes este es muy bajo puesto que asume que el CRM no es un mecanismo ideal para las líneas del negocio bancario puesto que considera la dimensión de clientes como el eje de éxito del banco. La orientación de marketing se enfoca de manera más sistemática hacia la competencia, proveedores, distribuidores y en general en el entorno económico ya que los percibe como una mayor fuente de rentabilidad; para esta orientación los niveles de rentabilidad que pueden dar los clientes son muy reducidos. Dentro de esta orientación bancaria la aplicación de CRM es casi escasa porque se centra más en el ambiente empresarial [Valenzuela et al., 2006]. Las características de este enfoque radican en que al ser una de las primeras prácticas en banca utiliza como referente al marketing transaccional el cuál no consideraba al cliente como un elemento fundamental para el negocio bancario en contraposición a la orientación de mercado que tiene como base al marketing relacional. La orientación de mercado es el resultado de la confluencia de dos corrientes, la primera proveniente del marketing relacional que trata de centrar al banco en la satisfacción de los clientes y la segunda que proviene de

uno de los puntales de la dirección estratégica el análisis competitivo. La orientación bancaria al mercado se enfoca en adaptar los productos y servicios bancarios a las necesidades y expectativas de los clientes a diferencia de la orientación bancaria al producto que no esboza esfuerzos para diseñar y entregar productos y servicios bancarios nuevos a los clientes y confía en que productos y servicios bancarios similares a los de la competencia tendrán gran impacto sobre los clientes. La orientación al mercado es la base del CRM en la banca ya que cultiva un conjunto de valores y creencias acerca de poner primero al cliente en un banco que permitirán obtener resultados para tener una ventaja competitiva defendible sobre otros bancos, disminuir costos y aumentar los beneficios [Schalk and Gudlaugsson, 2008]. La orientación al mercado reconoce la importancia de añadir valor a los productos bancarios porque fortalece las relaciones del banco con sus clientes. De acuerdo a esta orientación aquellas entidades bancarias que han sido incompetentes para entender las necesidades de sus clientes y responder favorablemente a las mismas perderán numerosas oportunidades de nuevos negocios y comprometerán sus beneficios [Mylonakis, 2009]. La orientación al mercado tiene efectos positivos sobre la satisfacción y fidelidad de los clientes así como en la innovación de la entidad bancaria. De acuerdo a Valenzuela et al. [2006] la orientación al mercado y el marketing relacional son la base del CRM para un banco, y toda empresa en general, ya que suponen replantear la cultura, visión y objetivos organizacionales del banco así como adaptar su estructura, procesos y capacidades de gestión hacia un nuevo enfoque de negocios.

Conforme esta práctica se fue formalizando en los bancos del mundo la orientación de mercado se perfeccionó en la orientación al cliente. La orientación al cliente es la base del CRM en la banca y su principio esencial se desprende del marketing relacional, la clave, tanto de la orientación al cliente y en sí del CRM, es la *relación* entendida como "la repetición y el mantenimiento de interacciones sólidas entre las partes gracias a la existencia de vínculos económicos o sociales entre ellas para lograr un beneficio mutuo"

[San Martín, 2003]. Una cultura de negocio centrado al cliente permite a los bancos entender e influenciar el comportamiento de sus clientes para asegurar altos ingresos. Un banco que enfatiza las relaciones con los clientes en sus líneas de negocio accede a métodos potenciales para diferenciarse y posicionar su imagen frente a los competidores [Erskine and McGinty, 2010]. La diferenciación de los bancos les ayuda a incrementar el número de clientes leales y rentables a través de estrategias refinadas que posibilitarán la fidelización de los clientes [Microsoft, 2007]. La orientación al cliente busca asegurar que la experiencia del cliente con el banco sea excepcional mediante la alineación de los procesos del banco, su imagen y proposiciones personalizadas de valor que produzcan alto impacto sobre la interacción del cliente con el banco. La experiencia del cliente con el banco actúa como un nexo entre las ventas, marketing y servicio, que permite a los bancos crear un ambiente de confianza para impulsar relaciones a largo plazo con sus clientes que traerán beneficios [Lacki, 2010].

De las tres orientaciones antes explicadas, la que tiene mayor práctica en la actualidad es la orientación al cliente. La orientación al cliente es la esencia del CRM en la banca. En muchos textos es común encontrar que el CRM orientado al mercado es la práctica más frecuente en las empresas y bancos a nivel mundial, otros autores afirman que el CRM de clientes es la estrategia más popular dentro de las industrias, pero estos dos conceptos son los mismos sino que han sido generalizados por los autores de acuerdo a las orientaciones de las que provienen; el CRM orientado al mercado a sido designado de esa manera debido a la orientación de mercado en banca que fue el primer enfoque que consideró la importancia de los clientes para un banco. Por otro lado el CRM de clientes a sido denominado de esa forma por razón de la orientación al cliente pero se debe tomar en cuenta que esta orientación es el perfeccionamiento de la orientación al mercado. La presente investigación contempla el enfoque del CRM hacia los clientes, que también es conocido como CRM de mercado [Renart, 2004]. Este enfoque de CRM se centra en desarrollar servicios de valor agregado al cliente, con niveles de atención de

calidad y con la voluntad de responder sus diversas necesidades. El CRM de mercado supone abandonar el enfoque hacia el producto para orientarse a un servicio basado en la personalización de prestaciones y ofertas para obtener clientes rentables para el banco o que potencialmente pueden serlo en el futuro.

Hoy en día los bancos necesitan evaluar sus estrategias de administración de clientes y por ello buscan vias que, además de lograr el crecimiento esperado, les permitan:

- Brindar un servicio al cliente consistente y costo – efectivo.
- Alinear las productos y servicios bancarios con los clientes.
- Asegurar la lealtad del cliente y relaciones de valor de largo término.

Las estrategias CRM en banca cubren gran parte de estos aspectos y principalmente tienen la capacidad de maximizar la lealtad de los clientes a través de una relación estrecha y duradera, que es fundamental para que el negocio bancario alcance su crecimiento. Los bancos cada vez más se esfuerzan en crear y gestionar relaciones con sus clientes mediante estrategias CRM, sin embargo existen varias tendencias emergentes que influyen sobre la aproximación y uso de sus herramientas para lograr un crecimiento sostenible. Estas tendencias reflejan un cambio en las maneras como los bancos interactúan con sus clientes y las formas como adquieren nuevos clientes. Los trabajos de Russ [2006] y Rai and Pal [2012] muestran algunas tendencias CRM en la banca y que se detallarán a continuación.

- **Centrarse en el crecimiento del negocio bancario**

  Tradicionalmente los bancos han crecido a través de estrategias agresivas como por ejemplo adquisición y fusión con sus grandes competidores o solo mediante la administración de sus agencias bancarias. Hoy en día esa clase de estrategias ya no son suficientes para lograr el crecimiento del negocio. Los bancos necesitan tener un mejor conocimiento de sus clientes para poder crecer pues esto les posibilitará desarrollar productos y servicios bancarios dirigidos a segmentos específicos,

de esta forma se genera mayor lealtad en los clientes mediante comercialización más directa y tácticas de servicios más efectivas. Esto no quiere decir que la integración de varias entidades bancarias en una sola haya dejado de ser una forma de crecer, por el contrario la fusión de entidades bancarias hace posible ampliar la gama de productos y servicios bancarios que se pueden ofrecer, sin embargo se puede dar el caso que la oferta de productos del banco después de la fusión no sea suficiente para satisfacer las necesidades de potenciales nuevos clientes y de los clientes actuales. Ante esta situación el CRM es importante puesto que permite expandir la cartera de clientes del banco descubriendo que aspectos se deben mejorar para que la oferta de productos bancarios este completa y así obtener crecimiento.

- **Otorgar un servicio de excelencia para nuevos segmentos de clientes**

  Una de las formas como los bancos pueden alcanzas sus metas y objetivos empresariales es enfocándose en nuevos mercados. La aparición de nuevos segmentos demográficos en los cuales concentrarse, representa una fuente de ingresos sin explotar que puede impulsar el crecimiento de un banco. Estos segmentos demográficos emergentes atraviesan por diferentes etapas hasta lograr posicionarse en el mercado. Las entidades bancarias deben aprovechar estas oportunidades y necesitan hallar métodos para maximizar su participación en estos nuevos segmentos emergentes. El CRM brinda a los bancos mecanismos rápidos y eficientes para responder a las necesidades de estos nuevos sectores emergentes de una forma ágil y de bajo costo.

- **Creación de una visión empresarial en las preferencias de los clientes**

  El desarrollo de la lealtad de los clientes para impulsar el crecimiento de un banco solo puede construirse a través de experiencias de los usuarios que sean consistentes. Esto significa entender las necesidades de cada cliente así como sus preferencias. Los bancos ya no pueden sostener sus objetivos de crecimiento

y rentabilidad con estrategias como brindar los mismos productos a todos sus clientes o campañas masivas de correo directo sin respuesta alguna. Las entidades bancarias necesitan optimizar las relaciones con sus clientes para obtener lealtad y el CRM constituye el elemento indicado para esta situación. El CRM permite a los bancos entender de mejor forma a sus clientes mediante la integración de los procesos, recursos y tecnología que tienen a su disposición, de esta manera se les puede ofrecer servicios personalizados para atender rápidamente las divergentes necesidades que ellos presentan en el mercado puesto que el banco cuenta con una visión detallada de lo que quiere cada cliente.

- **Responder a la competencia mediante ofertas revitalizadas**

  La necesidad de revitalizar el portafolio de oferta de productos y servicios ocurre en todas las industrias, y el sector bancario no es la excepción. Los bancos se enfrentan a importantes competidores, como empresas de seguros o empresas financieras online, que ofrecen servicios diferenciados y están ansiosos por obtener una parte de los ingresos del mercado. Los modelos de negocio no bancario de estas empresas afectan a dos aspectos, los márgenes de rentabilidad de los bancos y la captación de clientes, lo cuál incide en el crecimiento del banco. El CRM permite la renovación y la revitalización de la oferta de productos bancarios y estrategias de servicio a los clientes para mantener la competitividad de los bancos en el mercado cambiante. Permite a los bancos responder proactivamente a las oportunidades que presenta el mercado y las amenazas de la competencia con el lanzamiento de productos bancarios innovadores; además la personalización de productos bancarios permite a los bancos ingresar a nuevos mercados y adquirir nuevos segmentos de clientes. El CRM ayuda a los bancos a atraer nuevos clientes a través de mejores productos bancarios sin interrumpir procesos actuales que pondrían en riesgo a los clientes existentes en las entidades bancarias.

- **Mejorar la gestión y distribución de canales**

  Los bancos están enfocados en desarrollar, implementar e integrar sus canales más rápida y eficientemente. El objetivo de esta acción es brindar a los clientes servicios que no signifiquen incurrir en elevados costos para incrementar la rentabilidad por cada cliente mediante un acceso fácil a productos bancarios por parte de los mismos. El CRM permite a los bancos profundizar las relaciones con sus clientes mediante el despliegue y la integración de múltiples canales, esto significa ofertar productos y servicios bancarios a través de canales de distribución adecuados que atraigan a los clientes y aseguren rentabilidad y crecimiento para el negocio bancario.

- **Protección de la información del cliente**

  La privacidad del cliente y la seguridad de la información hoy en día son muy vulnerables debido al desarrollo tecnológico. Los bancos deben asegurar la información de sus clientes tanto de amenazas internas como externas. Si un banco pierde la información de un cliente, el acto subsiguiente a este evento será la pérdida del cliente. El CRM ayuda a prevenir esta situación a los bancos, en particular el encargado de esta función es el CRM operativo que enlaza todos los sistemas del banco en un sistema de seguridad global para proteger la información de todos los clientes de posibles riesgos que se pueden presentar.

Se puede apreciar que todas estas tendencias de CRM en banca están relacionadas con prácticas enfocadas al cliente, unas con mayor atención como la creación de una visión empresarial a partir de las preferencias de los clientes mientras que otras que si bien no descuidan aspectos relacionados con el cliente, como la protección de la información, responden a otros elementos como la tecnología. La ejecución de estas estrategias no tiene un estándar global para su aplicación sino que dependen de la posición de los bancos y de como ellos hayan planteado sus objetivos estratégicos y de acuerdo a esto estarán inmersos en una de estas tendencias. La concepción del CRM como un

software mágico que debe ser gestionado como un elemento más de los departamentos de sistemas y tecnologías ya no existe, ahora el CRM es un punto crítico en la agenda de los principales directivos bancarios. La tecnología fue el núcleo del CRM años atrás, ahora solamente es una pieza importante en el rompecabezas de estrategias CRM [Olalla et al., 2006]. El concepto de CRM en banca debe implicar una aproximación colaborativa, que ayude a identificar a los bancos sus puntos débiles en relación a la comercialización y ventas, a través de la interacción de tecnologías, marketing y las unidades de la entidad, para lograr obtener niveles de excelencia insuperables que se estructuren en servicios personalizados, consistentes y de alta calidad de manera constante.

La dinámica actual del CRM es considerar todas sus estrategias enfocadas a sus clientes. Los bancos son conscientes que de todos los clientes que atraen, muchos potenciales prospectos de clientes rentables no se convertirán en 100% leales y muchos de ellos incluso desertarán de la entidad bancaria. Las principales estrategias que los bancos adoptan para evitar este tipo de problemas son:

- Crear una cultura bancaria dirigida al cliente.
- Asegurar las relaciones del cliente con el banco.
- Maximizar la rentabilidad de los clientes del banco.
- Alinear esfuerzos y recursos dentro de los grupos de clientes de mayor valor.

Para llevar a cabo dichas estrategias, los bancos llevan a cabo un abanico de opciones como integrar la interacción a sus clientes a través de diferentes canales, identificar nuevas oportunidades de venta, apoyar iniciativas de venta cruzada, gestionar el valor de sus cliente mediante el desarrollo de propuestas orientadas a segmentos particulares de clientes, entre otras. En estos esfuerzos que realizan los bancos es posible distinguir *4* estaciones que están relacionadas con la estrategia CRM de un banco [Stone and Foss, 2002]:

1. Construcción de la infraestructura y los sistemas para entregar el conocimiento del cliente y comprender sus rentabilidad.

2. Asignación de recursos corporativos para el desarrollo de estrategias de gestión dirigidas a segmentos de clientes con valor, que maximicen la rentabilidad de los clientes y su satisfacción.

3. Incorporación de una perspectiva de mercado en la comprensión del valor del cliente, dentro de la cual cualquier efecto de evolución económica y social que afecta al mercado se gestiona para consolidar las relaciones del cliente con el banco.

4. Integración de la planificación estratégica con la gestión del valor del cliente.

Las estaciones antes mencionadas suelen ser secuenciales pero muchos bancos se han estancado en la primera y segunda etapa, sin poder acceder a las demás y completar el proceso. La primera estación se caracteriza por concentrarse en la rentabilidad de los clientes. Los bancos que desean alcanzar sus metas durante esta etapa aprenden como usar las herramientas y tecnologías que tienen a su disposición para comenzar a construir sistemas de gestión de sus clientes a partir de almacenamiento de datos y tecnologías de minería de datos. La experimentación de sus sistemas sobre segmentos de clientes de proporciones pequeñas les ayuda a comprender el valor que tienen en sus manos. La concepción del valor del cliente como una forma de rentabilidad posibilita a los bancos el diseño de estrategias de gestión de clientes y propuestas de servicios para maximizar las oportunidades de ventas y minimizar los costos de tal manera que coincidan las expectativas de beneficios actuales y futuros probables para los bancos. La razón por la cual muchos bancos han permanecido en esta estación radica en que han adquirido sistemas y métodos comerciales para aplicarlos a la gestión de sus clientes que, además de hacer incurrir a los bancos en altos costos, no les han permitido realizar un análisis legítimo de las necesidades de los clientes puesto que estos sistemas consideran

que muchos de los datos sobre los clientes no son útiles. Los resultados que confieren estos sistemas son poco prácticos y no ayudan a los bancos a orientarse correctamente hacia la obtención de rentabilidad porque les impiden desarrollar a sus clientes con técnicas poco eficaces.

La segunda estación se caracteriza por el requerimiento de datos externos para complementar el conocimiento de los clientes brindado por los métodos implementados en la primera estación a partir del estudio de información interna de los mismos, por ejemplo información sobre las transacciones de los clientes. Este hecho se da porque muchos bancos se dan cuenta que sus fuentes de datos existentes no han sido completamente estructuradas y no cuentan con una historia completa de sus clientes. También la información externa es importante ya que muchos clientes pueden ampliar su cartera de productos bancarios con otras entidades y si solo se considera datos internos relativos a la relación de los clientes con el banco (uno o dos productos bancarios) se tendrá una visión reducida sobre el comportamiento y valor de los clientes. En esta etapa es vital tomar en cuenta que si bien la información externa es importante, convertir a un banco en un usuario asiduo de perfiles de datos externos le llevará a tener indicadores indirectos acerca de las actitudes y necesidades de sus clientes puesto que para la solicitud de información externa es necesario tener como referente el procesamiento de los datos transaccionales internos sobre los clientes de tal forma que ambas fuentes se integren para obtener resultados útiles para el banco. En esta etapa los bancos realizan inversiones para conducir sus estrategias a los clientes y es conveniente que realicen inversiones mesuradas al momento de adquirir información externa puesto que nunca se podrá conocer de forma exacta como se comportarán los clientes, únicamente se tendrá una aproximación de su comportamiento y para ello es necesario la combinación de datos internos y externos con técnicas analíticas que posibilitarán a los bancos recuperar las inversiones efectuadas a través de una mayor participación en carteras de potenciales clientes rentables.

Aquellos bancos que superen las estaciones *1* y *2* habrán completado los procedimientos para saber quienes son sus mejores clientes, en que clientes se debe concentrar esfuerzos para mejorar sus situación con el banco y aquellos clientes que hacen incurrir en demasiados costos a la entidad o se encuentran inactivos. Las estaciones *3* y *4* están concentradas en definir los lineamientos y políticas para utilizar correctamente el conocimiento sobre los clientes y establecer una visión organizacional del cliente como un instrumento fundamental ante la alta competitividad existente en el ámbito bancario de tal manera que se cumplan las perspectivas de rentabilidad del banco.

Muchos bancos se han enfocado en potenciar sus capacidades analíticas mientras que otros se han dirigido a desarrollar sus sistemas de almacenamiento de información sobre sus clientes. Desde la posición del CRM bancario es correcto profundizar en estos aspectos pero el objeto principal es articular todas las derivaciones de estos elementos en herramientas que apoyen a la administración para generar beneficios financieros a las entidades bancarias. Las etapas antes mencionadas en muchas ocasiones no pueden ser diferenciadas por los bancos y muchos de ellos se hallan varados sin poder expandir sus estrategias CRM plenamente. El conocimiento de estas estaciones es importante, sin embargo Kanti [2012] manifiesta un mecanismo similar a estas estaciones que contempla los imperativos que debe tomar en cuenta un banco para conocer como implementar y afinar una estrategia CRM en su entidad y que condensan estas estrategias de mejor manera.

1. **Crear una estructura organizacional centrada en el cliente**

   Las barreras internas que existen en los bancos en relación a la comunicación y la cultura del negocio pueden inhibir la coordinación entre las diferentes áreas del negocio e impedir a los bancos alcanzar sus objetivos a nivel corporativo. La administración bancaria debe dirigir las acciones de ventas y servicios hacia las relaciones con los clientes en lugar de un producto o grupos de productos. El CRM ayuda a diluir estos inconvenientes dándoles a los bancos y a sus direc-

ciones ejecutivas una visión amplia hacia la rentabilidad global del cliente y no en segmentos y áreas particulares de los bancos. Para un banco es fundamental una estructura que contemple una visión del cliente que abarque todos los puntos de contacto y sistemas del banco. Dicha estructura es necesaria porque los datos de los clientes pueden ser capturados desde todos los puntos de contacto y canales disponibles del banco de tal manera que se puede establecer una métrica universal en todas las áreas del banco y considerar un escenario común, preciso y consistente para el cliente. El diseño de esta estructura organizacional permite a los bancos tener información consolidada sobre los clientes proveniente de varias fuentes que dará origen a un análisis enriquecido de los clientes y será compatible con las metas propuestas por los bancos.

2. **Obtener una imagen precisa de las categorías de clientes del banco**

   Para anticiparse a las necesidades del cliente, mejorar la retención de clientes, identificar oportunidades de venta cruzada y venta elevada y enfocar efectivamente sus campañas de marketing, un banco debe entender las características únicas de cada segmento de clientes en un mercado cada vez más fragmentado a causa de la competencia. La segmentación de mercado en el sector bancario es un arte moderna, que conjuga la intuición y la experiencia de los banqueros, para observar características de los clientes que puedan determinar patrones de compra. Esto les ayudará a los bancos a aprovechar las oportunidades que se les presenten para obtener rentabilidad a partir de sus clientes mediante la fusión de una estructura enfocada al cliente y un marco riguroso de análisis.

3. **Evaluar con precisión el valor del ciclo de vida de los clientes del banco**

   Los bancos que no comprenden y analizan el valor del ciclo de vida de sus clientes, se enfrentan a la posibilidad de tomar decisiones inconscientes que alejen a sus clientes junto con sus valor potencial. Los banqueros que desean alcanzar resultados valiosos para sus negocios deben tratar de medir la rentabilidad de los

clientes en sus ciclos de vida con la institución y no solo su valor actual. Se puede dar el caso de que muchos clientes el día de hoy sean marginalmente rentables porque están iniciando sus carreras universitarias pero podrían convertirse en extremadamente rentables cuando se establezcan como profesionales. Muchos bancos ya trabajan en la estimación del valor y la rentabilidad de sus clientes sin embargo la exactitud de sus análisis se ve distorsionado por la falta de información coherente y variables de importancia. Por ejemplo un banco puede disponer de información sobre sus clientes acerca de sus depósitos y créditos pero no puede tener información sobre seguros u otros productos de bancos de la competencia lo cuál afectará la calidad de sus resultados. A pesar de sus mejores esfuerzos, muchos bancos siguen sin tener clara la idea de la rentabilidad del cliente por lo que es necesario profundizar en la combinación del análisis y criterios de gestión para que se puedan obtener los beneficios correspondientes a una adecuada gestión de clientes que se derivan de una correcta inserción de una estrategia CRM en una entidad bancaria.

4. **Maximizar la rentabilidad de cada relación del cliente con el banco**

   A causa de los altos niveles de competitividad que ha experimentado la industria bancaria en los últimos años, los bancos están buscando más que nunca incrementar la rentabilidad de sus clientes existentes en lugar de esperar a nuevos clientes para viabilizar su crecimiento puesto que saben que retener clientes es más fácil y menos costoso que captar nuevos clientes. Naturalmente esto significa que los bancos se centrarán en realizar venta cruzada a sus clientes existentes pero para que esta acción tenga éxito es necesario identificar a clientes valiosos que estén propensos a comprar varios productos bancarios. La conexión entre el estudio de las características de los clientes con los objetivos de la entidad bancaria ayuda a los bancos a conocer a sus clientes potenciales y realizar venta cruzada de productos bancarios sin destruir sus líneas de negocio.

5. **Entender como atraer y mantener a mejores clientes**

   Para mantener sus negocios por más tiempo, los banqueros deben construir una base de clientes valiosos y rentables y mirar al el ciclo de vida de sus clientes para evitar su deserción. Los bancos deben adoptar, aunque sea de forma parcial, prácticas como ofrecer niveles diferenciados de servicios a ciertos clientes para fortalecer la fidelidad y mitigar la deserción. Esto además de permitir un control sobre la deserción posibilitará conocer *¿qué clientes se van?* y *¿porqué lo hacen?*. Esta clase de acciones son un buen comienzo para aquellos bancos que desean cosechar rentabilidad en el futuro pero en un ambiente multiproducto como el bancario es difícil medir la deserción puesto que no es de notable influencia que un cliente cancele una tarjeta de crédito y siga manteniendo inversiones activas con la entidad. Una forma coherente de realizarlo es complementando los planes de fidelización con un análisis cualitativo y cuantitativo de ciertos factores y características de los clientes, esto ayudará a predecir y prevenir la deserción de clientes ya que permite responder preguntas como *¿porqué ciertos clientes se van?*, *¿porqué otros clientes se quedan?*, *¿qué es lo que valoran los clientes?* y *¿cómo puedo hacer que cambien su actitud para que permanezcan con el banco?* La respuesta a estas preguntas será el pilar para la correcta implementación de técnicas de retención y minimización de la deserción de clientes de valor.

6. **Maximización de las tasas de retorno de las estrategias implementadas**

   Para que la maximización de la inversión sobre la implantación de múltiples estrategias en un banco, ya sean de marketing, de ventas, publicidad, etc, sea positiva debe estar basada en un entendimiento completo y preciso de los clientes del banco. Dicho conocimiento es el resultado de la ejecución adecuada del ciclo antes expuesto. El producto de este proceso se convierte en beneficios monetarios para el banco cuando se establecen las políticas necesarias para administrar este conocimiento, las mismas que permitirán incorporar una visión global de los

clientes para definir campañas inteligentes que conserven los clientes existentes y atraigan nuevos, así se instaurará un sistema de gestión dinámico que se irá retroalimentando cada vez para obtener mayor conocimiento sobre los clientes de tal manera que cuando sea necesario se organicen los elementos necesarios del banco con la finalidad de generar bienestar para ambas partes.

Tanto las estaciones como los imperativos del CRM bancario son importantes y la elección de los bancos sobre que metodología emplear dependerá de cuál les parezca mejor acorde a sus metas y objetivos establecidos. La esencia de estos dos métodos es que los bancos deben entender a sus clientes base, segmentarlos en grupos para aplicar iniciativas de marketing y servicio sobre ellos y finalmente inteligenciar al cliente mediante el conocimiento obtenido con el análisis de la información para poder saber cuál será su valor a largo plazo y sus preferencias, así el banco podrá brindarles productos y servicios bancarios a medida que generen opciones de venta cruzada y venta elevada con extraordinarias ventajas para el cliente y magníficas recompensas para el banco.

§ 2.4 El ciclo del CRM en la Banca

Para realizar una evaluación completa de sus iniciativas CRM, los bancos deben estudiar y mejorar todos los procesos donde la información sobre sus clientes es capturada, analizada, distribuida y utilizada para conducir las estrategias de marketing y los programas de acción que se encuentran realizando. Una estrategia CRM correctamente implementada hace posible que los bancos puedan instaurar un ciclo CRM completo, compuesto de un conjunto de procesos iterativos continuos. De esta manera el banco administra el proceso total relacionado con el cliente de extremo a extremo a través de su estrategia CRM, desde la recolección de la información de los clientes, pasando por el análisis de los perfiles de los clientes y sus ciclos de vida con la institución hasta la toma de decisiones óptimas en relación a las campañas de marketing, ventas y es-

trategias de servicio al cliente que soporten las perspectivas de crecimiento del banco. De acuerdo a Zopounidis [2002], un modelo del ciclo del CRM en banca debe presentar mejoras consecutivamente, de esta forma se asegura la creación de valor para el banco y sus clientes. Un modelo del ciclo CRM que frecuentemente usan los bancos posee las siguientes etapas: recolección de los datos del cliente, análisis de los datos del cliente y estrategias de marketing y planes de acción, que se describirán a continuación.

§ § 2.4.1 Recolección de datos del cliente

Hoy en día las fuentes de datos de los bancos son altamente heterogéneas. La información de los clientes se encuentra muy dispersa y necesita ser reorganizada. Por ejemplo un banco podría captar información de los clientes a través de su sitio web, correo electrónico, cajeros automáticos, centros de atención al cliente entre otros, lo cual genera que esta se encuentre distribuida en muchos lugares y no se puede tener un repositorio integrado que almacene toda la información de los clientes. Según Nelson et al. [2001] un banco puede manejar los siguientes tipos de datos:

- **Datos Descriptivos.-** Las características demográficas, psicografía y estilo de vida de los clientes se ajustan dentro de esta categoría, puesto que estos tipos de datos tratan de describir algún aspecto relacionado de los clientes. Muchos de estos datos generalmente se encuentran hospedados en los sistemas de los bancos o vienen de proveedores externos de datos. Esta información es de fácil acceso para la mayoría de bancos debido a la existencia de empresas que poseen esta información, como los buró de crédito, y por lo tanto dan poca ventaja competitiva a un banco.

- **Datos Relacionales.-** Esta clase de datos esta vinculada con las interacciones que conforman la relación entre el banco y sus clientes. La adquisición de datos relacionales suele ser el mayor desafío para un banco ya que deben encontrar

un equilibrio entre recopilar demasiados datos o muy pocos datos. Es aceptable que un banco desee recopilar extensas cantidades de datos sobre cada interacción con sus clientes pero lo correcto es recolectar datos en la medida que puedan ser comprensibles para el banco. Por lo tanto los bancos deben almacenar los datos sobre aquellas interacciones que ellos consideran son importantes. Estos datos posibilitan a los bancos personalizar su relación con los clientes ya que ayudan a superar la falta de diferenciación característica entre datos de clientes genéricos y datos de clientes con valor para la entidad.

- **Datos Contextuales.-** Es la clase de datos menos común que un banco posee, sin embargo el conocimiento que pueden proporcionar estos datos es de vital importancia para un banco que desea fortalecer las relaciones con sus clientes cuando las circunstancias del entorno económico cambian. Debido a que estos datos se caracterizan por ser variados y desestructurados, son difíciles de obtener de los sistemas de un banco, por ello los bancos deben de tratar de identificar las piezas elementales para constituir relaciones con sus clientes y ajustarlas a los requerimientos de información.

Los datos descriptivos son los que más abundan en las entidades bancarias, seguidos de los datos relacionales y finalmente los datos contextuales. Lo ideal es que los bancos tengan suficientes datos descriptivos y relacionales para sus estudios y que soporten la carencia de datos contextuales que tienen las entidades bancarias. Esta etapa inicial es la base del éxito de un banco puesto que para que la estrategia CRM cumpla con sus funciones en beneficio de la entidad es necesario contar con un repositorio de información o *data warehouse* bien estructurado. Los datos recopilados por un banco, que en su mayoría son descriptivos, se caracterizan por provenir de sistemas transaccionales. Dichos sistemas usualmente agrupan la información según criterios transaccionales como las cuentas que poseen los clientes, los productos o canales que utilizan entre otros, esto limita la habilidad de los bancos para identificar clientes únicos y de potencial relación

con el banco.

En esta etapa el objetivo principal de la estrategia CRM es consolidar la información y fortalecer el data warehouse de los bancos. El CRM ayuda a los bancos a ser rápidos, eficientes y flexibles al momento de capturar montos masivos de datos sobre sus actuales clientes y de nuevos potenciales, derivados de múltiples fuentes, para ello se apoya en el uso adecuado de tecnologías de depuración y actualización de información que reducen la división y duplicación de datos. Esto le permite al banco obtener datos enriquecidos para generar conocimiento sobre sus clientes, además un data warehouse robusto brinda elementos que son de gran utilidad para los bancos, uno de ellos son los registros históricos de los datos de los clientes que pueden ser empleados en el desarrollo de modelos de tendencias que persiguen los clientes y modelos de ciclo de vida de los clientes para comprender el comportamiento y acciones pasadas de los clientes con el fin de guiar correctamente futuras decisiones e iniciativas sobre ellos.

Datos de alta calidad sobre los clientes y que se encuentren correctamente integrados son la clave para que una estrategia CRM otorgue ventajas competitivas a un banco en relación a sus competidores. Son también la piedra angular para lograr varios beneficios importantes para el banco, tales como la eliminación de costos operacionales excesivos causados por la presencia de datos redundantes y el incremento de los ingresos a través de una mejor focalización en el cliente y en su retención. La consecución de estos beneficios requiere poner mucha atención y grandes consideraciones en los canales mediante los cuales se captura los datos de los clientes y en su análisis, así como en las herramientas y técnicas que se emplean para estas acciones. Para un banco es conveniente recolectar datos de sus clientes de acuerdo a los mecanismos que dispongan para evaluar que la calidad de esos datos es lo suficientemente buena para sus propósitos, a este proceso se lo conoce como *Integración de los datos del cliente*. El sostén de una estrategia CRM en un banco es la integración de los datos del cliente. La integración de datos del cliente puede ser mejor descrita como la combinación de

tecnología, software, procesos y servicios necesarios para lograr una visión única, precisa y completa del cliente a través de múltiples fuentes de datos del cliente, bases de datos y líneas de negocio. La integración de datos de los clientes hará posible que los bancos puedan reconocer instantáneamente a clientes de potencial valor y acceder a información relevante de los mismos de forma dinámica con independencia del punto de interacción de donde haya procedido. Esto será de gran utilidad para los bancos al momento de crear experiencias más satisfactorias para sus clientes y aumentar la retención y su lealtad.

§ § 2.4.2 Análisis de los datos del cliente

El análisis de amplias cantidades de datos produce un conocimiento valioso acerca de las relaciones del banco con sus clientes. El análisis de datos ha sido visto por muchos bancos como un aspecto secundario, sin embargo comprender los datos que han sido recopilados y como obtener máximo provecho de ellos es fundamental para hacer funcionar un banco a largo plazo. El data warehouse y el data mining[2] son el núcleo de esta etapa. El data warehouse hace posible la integración de las bases de datos del banco necesarias para diseñar una plataforma información comprensiva sobre la situación de los clientes mientras que el data mining explota grandes montos de datos para encontrar patrones que predigan posibles eventos que realizaran los clientes. La esencia de esta etapa es derivar información y conocimiento importante de los clientes a partir del análisis y búsqueda en los data warehouse del banco para tener una visión multidimensional del cliente. El análisis de datos permite a los bancos realizar acciones como identificar perfiles de sus clientes así como sus preferencias por productos y servicios bancarios específicos, reconocer los canales apropiados para captar clientes y evaluar la rentabilidad del cliente durante el tiempo que dure su relación con el banco. De acuerdo a Stone and Foss [2002], el análisis de datos posibilita a los bancos desarrollar:

[2]Técnicas de minería de datos.

- **Perfiles de clientes.-** Esto es posible mediante la comparación de un grupo de clientes con un grupo de tamaño superior o con un grupo de clientes que adquieren un producto o servicio bancario en particular.

- **Segmentos de clientes.-** Dividir los clientes del banco en diferentes segmentos, basados en algún criterio como la edad, ingresos, número de productos bancarios que tienen, etc.

- **Análisis del valor del cliente.-** Consiste en establecer el valor de cada cliente a partir de la combinación de datos internos y datos externos.

- **Construcción de modelos.-** Se utiliza como base los resultados de la segmentación o el análisis del valor del cliente para determinar la reacción esperada de un cliente ante la oferta de un producto o servicio bancario.

Además para Padmalatha [2011] este análisis facilita a los bancos la adquisición de clientes, maximización del valor de los clientes y su retención, así como una administración coherente del valor de los clientes.

Un banquero debe considerar el CRM en sus planes de negocio no solamente desde la primera vez que logra captar un cliente, sino también durante cada relación en la que el cliente va a adquirir un producto o servicio bancario para satisfacer sus necesidades hasta el momento en que cosecha los resultados al conseguir clientes leales y de alto valor para la institución. Una estrategia CRM permite a los bancos administrar correctamente el valor de sus clientes para que exista un incremento en los niveles de rentabilidad de la entidad. La administración del valor de un cliente es esencial para los bancos en situaciones donde se presentan relaciones en las que es posible obtener mayor valor en beneficio del banco y del cliente. La administración del valor del cliente brinda ciertas ventajas que son de utilidad para un banco que desea alcanzar sus metas y objetivos [Stone and Foss, 2002]:

- La administración del valor del cliente identifica eventos en el ciclo de vida del cliente que podrían significarle potenciales ingresos al banco, para ello recurre a los resultados de análisis de la información de los clientes de tal forma que se tenga un conocimiento para reconocer las principales áreas que le son atractivas al cliente, por ejemplo tarjetas de crédito, inversiones, etc. Luego estas áreas son sometidas a una intensiva exploración para tratar de revelar el momento exacto en que el cliente desea adquirir un producto de la institución. Este estudio puede dar áreas que son relevantes a los clientes así como áreas donde no exista interés alguno de su parte, por ello es necesario complementarlo con los siguientes criterios para tener un panorama claro de los clientes:

  - La práctica actual del cliente con el banco al adquirir productos o servicios.
  - El rendimiento competitivo del banco en relación a los productos y servicios bancarios que han adquirido sus clientes.
  - Las expectativas y percepciones del cliente acerca del banco.

  Esto ayuda a los bancos a estar preparados al momento de planificar la oferta de productos y servicios bancarios de sus clientes para que se concreten los sucesos que traerán importantes ingresos a la entidad.

- La administración del valor del cliente identifica a los clientes con alto valor que posee el banco. A pesar de ser clientes de valor para el banco, un tratamiento igual a todos ellos puede ocasionar la pérdida de su valor para lo cual facilita la diferenciación y personalización de los servicios que reciben, así se gana el mayor beneficio posible para la entidad ejecutando acciones adecuadas sobre estos clientes.

- La administración del valor del cliente identifica y reduce la brecha entre la oferta que tiene el banco para el cliente y lo que el cliente valora más al satisfacer sus

necesidades con productos y servicios de la entidad, a través de la especificación de los puntos deficientes que tiene el banco al prestar servicios a sus clientes.

- La administración del valor del cliente evalúa la relación entre el costo de los servicios que recibe el cliente y el valor que ellos aportan para la entidad, así se pueden tomar decisiones correctas que ayuden a que los ingresos que generan los clientes compensen las inversiones del banco al otorgarles servicios de calidad.

Las estadísticas, perfiles y segmentos de clientes así como la obtención del conocimiento de los clientes que ayude a realizar una gestión apropiada de su valor son los principales logros de esta etapa, esto sirve para alimentar la planeación de estrategias de marketing y la ejecución de procesos del banco y proporciona una visión más céntrica al cliente por parte del banco.

§ § 2.4.3 Estrategias de Marketing y planes de ejecución

Es la etapa final del ciclo del CRM en un banco. Los resultados del análisis de los clientes a partir de los datos capturados en la etapa inicial de este ciclo ayudan a vigorizar y refinar los procesos y estrategias de marketing del banco. Con la ejecución correcta de las *2* primeras etapas de este ciclo, en esta etapa final será posible tener un marco de toma decisiones de marketing y comercialización más enriquecido a través de herramientas y métodos para descubrir el valor real de los datos y convertirlo en un conocimiento comprensible acerca de los clientes. Esto garantizará el despliegue de decisiones óptimas que contribuyan a la salud financiera del banco.

El objetivo final de esta etapa es emplear el conocimiento de los clientes como un instrumento de apoyo a la planeación, ejecución y monitoreo de las estrategias de marketing y programas de acción del banco para asegurar que la relación de los clientes con el banco sea durable y produzca beneficios monetarios a la entidad. Muchos bancos piensan que el producto final de una estrategia CRM son los resultados del análisis de

sus fuentes datos y los patrones que caracterizan a los clientes pero no se dan cuenta que el propósito de la estrategia CRM es fusionar estos dos componentes para crear valor que mejore el bienestar de los clientes, en relación a los servicios que les son brindados, así como la situación del banco, en relación a sus niveles de rentabilidad.

Finalmente para cerrar la descripción del ciclo del CRM en un banco se debe mencionar que el uso adecuado del conocimiento de los clientes hace que cualquier estrategia e iniciativa que se tome sobre las relaciones del cliente con el banco sean fructíferas. Lo ideal para que la estrategia CRM sea exitosa a largo plazo es continuar con el proceso de generación de conocimiento del cliente y el almacenamiento de los datos que derivaron patrones de caracterización robustos sobre los clientes puesto que estos dos elementos son los ejes del ciclo del CRM en la banca, de esta forma será posible ir retroalimentando los nuevos datos que se registren en los sistemas con los datos base del conocimiento generado anteriormente para disponer con un conjunto de datos sólido acerca de los clientes, de esta manera se tendrá un data warehouse con una masa de datos inteligentes de los clientes que posibilitará gestionarlos a partir de estrategias definidas mediante un conocimiento fortificado con las experiencias que el banco ha tenido con sus clientes. El resultado directo de esta acción será una mejora notable en los ingresos y en la estabilidad financiera de la entidad así como la concepción de que el cliente es la carta maestra de un banco para posicionarse frente a la alta competencia.

§ 2.5 Herramientas y modelos de arquitectura del CRM

Los clientes son los elementos más valiosos para un banco. Un banco sin clientes pierde su función de negocio ya que no tiene ingresos, ni rentabilidad y su valor de mercado se desvanece. Para evitar que un banco tenga problemas con sus clientes y deje de percibir grandes beneficios, las estrategias CRM son una solución perfecta ante esta situación. El CRM ayuda a un banco a mitigar su inhabilidad para desarrollar relaciones perdurables

con los clientes y le permite determinar métodos y formas necesarios para elevar la satisfacción de los clientes [Wierenga, 2008]. La esencia de las relaciones exitosas con los clientes radica en la facultad de los bancos para reconocer oportunidades de venta a través de un conocimiento profundo e intenso de los clientes. Es imperativo para un banco que desea implementar una estrategia de gestión de sus clientes correctamente, iniciar primero diseñando un marco de análisis conciso acerca de los clientes puesto que esto constituye la base de la estrategia CRM para conseguir los resultados esperados [Accenture, 2011]. Dicho marco de análisis en muchos bancos suele ser demasiado avanzado al punto que los reportes generados no son comprendidos por los analistas y la alta dirección. Un marco de análisis demasiado complejo no favorece mucho a un banco, lo ideal es establecer un marco de análisis con buenas capacidades de predicción que facilite conocer la situación real del banco y sus clientes. La decisión de optar por un mecanismo complejo para profundizar en las acciones que se ejercen sobre los clientes se encuentra en manos de los banqueros, sin embargo el CRM cuenta con una gama de herramientas de análisis de clientes y modelos de arquitectura que lo apoyan en el proceso de creación de mayor valor en los clientes para que el banco pueda crecer de manera más rentable.

§§ 2.5.1 Herramientas de análisis de clientes

Análisis de Marketing Directo

El análisis de marketing directo es una de las prácticas más comunes de los bancos que es utilizada para identificar a los clientes que presentan mayor respuesta ante los productos y servicios bancarios que se les ofertan directamente a través de un correo electrónico, una página web entre otras alternativas que posee un banco. Esta técnica asume que todos los clientes que respondieron positivamente a los productos y servicios bancarios que se les ofrecieron tienen las mismas características por lo que

no será necesario estribar en demasiados esfuerzos de marketing ya que estos clientes reaccionarán de forma similar ante cualquier servicio o trato personalizado que les brinde la institución [Cheng et al., 2009]. El análisis de marketing directo es uno de los métodos más tradicionales empleados por las entidades bancarias para apoyar sus estrategias CRM, sin embargo presenta algunas deficiencias al considerar que solo los clientes que responden a campañas directas son importantes para el banco y hace de lado a los demás clientes. Tomar en cuenta un solo grupo de clientes como la fuente de beneficios del banco no es muy apropiado ya que esta alta sensibilidad de los clientes frente a las campañas de la entidad se podría estar dando en base a un atributo demográfico, como la edad o su nivel de educación, y cuando el ciclo de vida de estos clientes evolucione a una nueva etapa, seguirlos considerando como un medio de rentabilidad solo provocaría que el banco incurra en gastos innecesarios porque sus preferencias habrán cambiado. Este análisis si bien ayuda a los bancos a conseguir ingresos, estos no son lo suficientemente grandes en referencia a las expectativas de la alta dirección y la mayor parte de ellos se deriva del ahorro en las acciones de marketing. Esto se produce debido a una estructuración poco consistente y sustentable de la estrategia CRM causada por la limitación de los criterios sobre los clientes.

Análisis RFM

El análisis RFM es una técnica muy popular utilizada por los bancos debido a su efectividad al identificar clientes que son más propensos a adquirir un nuevo producto de la entidad mediante el estudio de la información del comportamiento de compra de los clientes que se encuentran almacenados en los data warehouse del banco [Peppers and Rogers, 2011]. El análisis RFM depende del *Recency*, *Frequency* y *Monetary*, tres importantes variables relacionadas con la adquisición de productos bancarios de los clientes en la actualidad y que pueden influir sobre las posibilidades de compra futuras de los mismos. Birant [2011] las define de la siguiente manera:

- ***Recency.-*** Se refiere al intervalo de tiempo entre la última compra que realizó el cliente y el presente.

- ***Frequency.-*** Se refiere al número de compras que el cliente ha efectuado con el banco dentro de un determinado periodo de tiempo.

- ***Monetary.-*** Se refiere a la inversión total acumulada del cliente en productos del banco.

Estas variables son la esencia del análisis RFM y proporcionan un método sencillo para cuantificar el comportamiento de compra de los clientes. El funcionamiento de este método se describe a continuación, según lo propuesto por Blattberg et al. [2008]:

1. A los clientes se les asigna una calificación de *Recency*, en función de la fecha de su última compra o el intervalo de tiempo transcurrido desde su compra más actual. La calificación de *Recency* se construye de acuerdo a la actualidad de la compra que realiza un cliente y luego se divide en un pequeño número de categorías. Por ejemplo si se consideran 5 categorías, aquellos clientes que tengan una fecha de compra más actual recibirán una calificación de 5 mientras que los clientes cuya fecha de compra sea menos actual recibirán una calificación de 1.

2. Igualmente a los clientes se les asigna una clasificación de *Frequency*, en función de la cantidad de compras que el cliente tenga con el banco. Por ejemplo en una escala del 1 al 5 aquellos clientes que adquieran productos del banco con más frecuencia recibirán una calificación de 5.

3. Para terminar, los clientes recibirán una calificación de *Monetary*, en función del valor monetario de los productos que han adquirido en el banco, así los clientes que hayan invertido mayores cantidades en productos bancarios obtendrán una calificación de 5.

Al final cada cliente recibirá 4 calificaciones, 3 de ellas se derivarán del *Recency*, *Frequency* y *Monetary*, mientras que la última calificación será el resultado de la combi-

nación de las 3 calificaciones iniciales. Los clientes más propensos a adquirir un nuevo producto del banco serán aquellos con una alta calificación RFM combinada. Por ejemplo en una escala del 1 al 5 existen un total de 125 calificaciones RFM combinadas y la mejor calificación combinada es la de 555.

El análisis RFM es una herramienta simple que complementa la estrategia CRM brindando una métrica sobre los clientes del banco a partir de calificaciones basadas en las operaciones que ellos desempeñan con la entidad. Dichas calificaciones en muchas ocasiones también son usadas por los bancos como base para el desarrollo de procesos más complejos con el fin de conseguir un conocimiento más puro del cliente. La estrategia CRM a través de este sistema de calificaciones puede reconocer los clientes con mayor valor que posee el banco, así se podrán ejercer acciones de venta cruzada y marketing con el objeto de mejorar los niveles de ingresos de la entidad y retener y fidelizar a los clientes.

Análisis Estadístico y Econométrico

El análisis estadístico y econométrico de los clientes es una técnica moderna que esta siendo implementada en muchos bancos como instrumento de soporte de sus estrategias CRM y procesos de inteligencia de negocios. El potencial de este análisis se halla en su capacidad de modelización del comportamiento y las preferencias de los clientes a través de herramientas estadísticas y econométricas, así el banco podrá concretar nuevas oportunidades de comercialización que fortalezcan sus relaciones con los clientes. Entre los métodos más populares empleados por este análisis se encuentran los modelos de regresión, modelos de datos multivariantes, series de tiempo y algoritmos de inteligencia computacional. En teoría este análisis puede ser aplicado para descubrir una visión más profunda de los clientes en cualquier banco que tenga un repositorio de datos adecuado, sin embargo esto no quiere decir que cada visión analítica obtenida de los clientes sea

eficiente, de hecho uno de los peligros más significativos de este análisis es la inversión de tiempo y recursos del banco en el desarrollo de modelos muy complicados que en lugar de encaminar al banco en la forma correcta lo retrasan en su camino al éxito. Por ello es necesario integrar este poderoso análisis con criterios y lineamientos de gestión y marketing de tal manera que la estrategia CRM ayude al banco a atraer nuevos clientes y retener y fidelizar sus clientes actuales [Johnston et al., 2011].

En el caso de la atracción de nuevos clientes al banco, este análisis ayuda a desarrollar e instaurar estrategias efectivas sobre los futuros clientes mediante la combinación de destrezas analíticas y procedimientos de marketing. Estos dos elementos juntos apoyan la toma decisiones para capturar clientes y reducen el costo y el riesgo de la adquisición de un nuevo cliente. Más específicamente este análisis en relación a la atracción de clientes posibilita:

- Realizar una perspectiva económica de los posibles clientes.
- Establecer prospectos de clientes y estimar su potencial valor.
- Medir la eficiencia de las campañas de marketing ejecutadas por el banco anteriormente.
- Determinar la posible sensibilidad de los nuevos clientes a los precios de los productos bancarios.
- Proyectar la tasa de respuesta que tendrán los nuevos clientes ante las ofertas que le realiza el banco para mejorar la estrategia de adquisición.

En el caso de la retención y fidelización de los clientes existentes, el diseño de estrategias dirigidas a estos dos aspectos debe ser el primer elemento de las lista de cosas que tiene que hacer un banco hoy en día. Este análisis permite determinar el valor de los clientes que posee la institución, así se podrán llevar a cabo acciones acertadas con el fin de conseguir la mayor cantidad posible de ingresos para ayudar a compensar los costos que

tiene la entidad, principalmente al adquirir nuevos clientes, además de un excedente monetario atractivo para el banco y un conjunto de clientes fieles con alto valor. Más precisamente este análisis en relación a retención y fidelización de clientes posibilita:

- Cuantificar la rentabilidad de los clientes.
- Estudiar las preferencias de los clientes.
- Identificar la etapa del ciclo de vida de los clientes con el banco.
- Comparar la eficiencia de las campañas de marketing con la tasa de deserción de clientes del banco.
- Predecir la probabilidad de que los clientes abandonen la entidad.
- Provisionar recursos ante eventos inminentes de pérdida o fuga de clientes.

Los tres tipos de análisis de clientes antes expuestos son fundamentales para establecer una estrategia CRM sólida que cumpla con las expectativas rentables del banco. Muchas entidades optan por realizar análisis estadístico y econométrico o análisis de marketing directo para consolidar sus estrategias CRM, pero sin importar que herramienta se escoja se debe tomar en cuenta que el aditamento de otros elementos al análisis, como estándares de marketing y normas de gestión, favorece a un mayor enriquecimiento de la estrategia CRM del banco.

§ § 2.5.2 Modelos de Arquitectura CRM para un banco

Antes de describir los modelos de arquitectura CRM para un banco es esencial detallar *3* procesos de los clientes que apoyan a los modelos de arquitectura. Un proceso de clientes, también conocido como proceso CRM, es una secuencia de actividades que un cliente tiene que realizar para satisfacer una necesidad o resolver un problema. Un proceso CRM es importante porque determina los productos y servicios que debe tener

un banco para atender los requerimientos del cliente. Se pueden distinguir 3 procesos CRM:

- **Procesos de Entrega.-** Son procesos de contacto directo con el cliente y están diseñados para cubrir las acciones que se efectúan para los clientes, tales como las iniciativas de marketing, ventas y servicios que ejecuta el banco.

- **Procesos de Soporte.-** Como su nombre lo indica son procesos diseñados para cumplir con funciones de soporte dentro del contexto de la estrategia CRM, como por ejemplo la investigación de mercados y la administración de la lealtad. Estos procesos ayudan a conocer la situación del banco frente a la competencia para la ejecución de programas y planes de acciones que eviten la migración de clientes a entidades rivales.

- **Procesos de análisis** Son procesos que compilan y estudian el conocimiento generado de los clientes durante el ciclo del CRM bancario. Luego del estudio del conocimiento de los clientes se producen reportes y perfiles de clientes que son distribuidos a los procesos de entrega y soporte para mejorar e innovar los servicios que se brindan a los clientes y mantenerlos en la institución.

Estos 3 elementos son de vital relevancia al momento de definir los modelos de arquitectura CRM de un banco, que se describen a continuación considerando el trabajo de Geib et al. [2005].

Arquitectura CRM para la Administración de la Satisfacción del Cliente

Este tipo de arquitectura CRM tiene por objetivo la satisfacción de los clientes del banco ofreciéndoles servicios de alta calidad y proximidad de acuerdo a sus necesidades. Esta arquitectura CRM se encuentra apoyada en los procesos de entrega del banco con los clientes, y a través del conocimiento generado a partir de estos procesos es posible

mejorar la calidad de los servicios que se le prestan a los clientes y acelerar la solución de problemas que ellos presenten. Para este tipo de arquitectura CRM es fundamental un conocimiento del cliente a nivel individual, muy desglosado y depurado, ya que al centrarse en la satisfacción del cliente, el banco debe poder distinguir precisamente a todos sus clientes o segmentos de clientes. La aplicación de esta arquitectura CRM trae algunos beneficios:

- En el caso de la gestión de campañas del banco, posibilita un direccionamiento conciso hacia las necesidades bancarias de los clientes.
- En el caso de la gestión de ventas del banco, garantiza el descubrimiento sistemático de la oferta de productos bancarios propicios a las necesidades bancarias de los clientes para brindarles un tratamiento personalizado de excelencia.
- En el caso de la gestión de servicios del banco, especifica el nivel de clientes insatisfechos con los productos de la entidad para tomar acciones que mitiguen los inconvenientes de los clientes que presenten esta conducta.

Esta arquitectura CRM al estructurarse sobre los procesos de entrega del banco, brinda medidas e indicadores de naturaleza organizacional para el banco ya que se enfoca en la administración de los clientes las prácticas de marketing y comercialización que hace el banco.

Arquitectura CRM para la Administración del Contacto con el Cliente

Este tipo de arquitectura CRM ayuda a los bancos a reducir sus costos a través del aumento de la eficiencia de los procesos de comunicación con los clientes. Para mejorar los canales de contacto con el cliente emplea sistemas de información integrados y tecnología interactiva de comunicación con los clientes.

Un prerrequisito para que esta arquitectura CRM cumpla con su finalidad en un banco es la generación del conocimiento de los clientes a partir de la de los datos almacenados en los sistemas que integran todos los puntos de contacto del banco con sus clientes. Además de este conocimiento maestro de los clientes se necesita un repositorio de datos que recopile la historia de contacto de los ejecutivos del banco con los clientes, así se podrá obtener un conocimiento extra enriquecido con los temas discutidos con los clientes, los requerimientos bancarios de los clientes y sus intereses y preferencias. Una vez que estos dos elementos están listos se los fusiona para conseguir un conocimiento inteligente de los clientes. Mediante este conocimiento la arquitectura CRM posibilita la transparencia de las interacciones del banco con los clientes en todos los puntos de contacto, de esta manera se podrán establecer las pautas correctas acerca de la gestión de los clientes en los canales de comunicación del banco y brindar elevados beneficios a la entidad.

Esta arquitectura CRM no es tan común en los bancos debido a que las entidades bancarias prefieren adquirir costosos sistemas de CRM operacional para gestionar su contacto con los clientes y tomar decisiones a partir de los resultados de estos sistemas que no producen el mismo impacto que la arquitectura CRM en el banco.

Arquitectura CRM para la Administración de la Rentabilidad de los Clientes

El objetivo principal de esta arquitectura CRM es desarrollar relaciones durables entre el banco y el cliente. Esto se consigue mediante el aumento de la lealtad de los clientes y la explotación del valor potencial de los clientes base de la institución. Para que un banco pueda obtener ingresos tiene que identificar y cultivar relaciones rentables con sus clientes. Aquellas relaciones no rentables con los clientes deben ser afinadas o se deben abandonarlas.

Esta arquitectura se apoya en los procesos de soporte y análisis del banco y su núcleo

es el extensivo estudio de datos de los clientes puesto derivados de dichos procesos para generar conocimiento que no solo permite diferenciar los clientes rentables de los no rentables sino que también permite reconocer oportunidades de venta de productos a determinados clientes del banco. La arquitectura CRM para la administración de la rentabilidad de los clientes posibilita una gestión adecuada de los clientes leales del banco y también ayuda a diseñar perfiles y métodos de calificación de los clientes. Los perfiles de clientes, como su nombre lo indica, desarrollan perfiles de clientes para planear estratégicamente la oferta de productos bancarios de tal manera que se los pueda conservar a largo plazo. Los métodos de calificación de clientes hacen posible el reconocimiento de las oportunidades de venta cruzada que se pueden realizar a los clientes del banco, así se podrán efectuar correctamente las campañas de marketing y comercialización.

Esta arquitectura CRM difiere de las dos anteriores en que evalúa las relaciones del banco con los clientes para encontrar un equilibrio óptimo entre las inversiones realizadas sobre las relaciones con los clientes y la rentabilidad que ellos producen al banco. Además la evaluación de las relaciones con los clientes proporciona una vía de monitoreo y control de la lealtad de los clientes. Esto facilitará la labor de decisión de los bancos en referencia a los clientes que han sido leales a la institución. Un atributo notable de esta arquitectura CRM es que reutiliza el conocimiento que le propicio beneficios al banco y lo convierte en un reporte detallado acerca de los clientes del banco para que los ejecutivos puedan emplearlo para la atracción de nuevos clientes.

Los tres modelos de arquitectura CRM son vitales para cualquier banco que desee tener una visión amplia del cliente como un elemento de rentabilidad para la entidad. La selección del modelo de arquitectura dependerá del enfoque que el banco quiere para sus clientes puesto que muchos bancos prefieren un enfoque analítico sobre sus clientes pero existen otros que prefieren enfoques de marketing y de procesos sobre sus clientes.

§ 2.6 Mejores prácticas de CRM en la Banca

En esta sección se mostraron casos exitosos de bancos del mundo que encontraron en el CRM una fórmula impecable para cumplir sus metas y objetivos, así como obtener elevados niveles de rentabilidad. Para la elaboración de esta sección se han tomado en cuenta los trabajos de Peppers and Rogers [2011], Liu [2008], Keller et al. [2011], Lacki [2010] y Business2000 [2005].

Banco AIB

El banco AIB[3] es uno de los cuatro bancos comerciales más grandes de la economía Irlandesa, posee 25000 empleados y más de 800 agencias a nivel mundial. AIB tiene a disposición de sus clientes una gama completa de productos bancarios personales que contemplan préstamos, tarjetas de crédito, hipotecas y seguros. AIB reconoció que los clientes son la esencia del negocio bancario y que la única manera de proteger a sus clientes y hacer crecer su rentabilidad es mediante una estrategia CRM que construya relaciones sólidas con los clientes. Esta entidad bancaria empleó el CRM como una herramienta para posicionarse en un mercado europeo unificado donde la presencia de una sola moneda como el Euro hacía que sus clientes dejen fácilmente la institución porque encontraban ofertas más atractivas en otros bancos. El desarrollo del CRM en AIB inicio con la administración de información de calidad, esto consistía en eliminar información que estaba duplicada o era insuficiente para luego actualizarla constantemente para tener un análisis claro de las necesidades de los clientes. Una vez efectuado el análisis AIB habilitó 1500 ejecutivos de relaciones que, conociendo la situación de los clientes con el banco, los contactaban para ofrecerles productos y servicios personalizados de acuerdo a sus requerimientos. Además AIB preparó canales bancarios online

[3]AIB es la abreviación de Allied Irish Banks que en español significa Alianza bancaria irlandesa.

para que los cliente puedan resolver sus inquietudes las 24 horas del día. Con la adopción de estas iniciativas AIB optimizó el uso de sus recursos para gestionar a sus clientes eficientemente puesto que la proactividad de los ejecutivos de relaciones y la entrega de servicios superiores les brindaba a los clientes cierta confianza y empoderamiento para acceder a experiencias inigualables que ningún otro banco podía entregarles. La estrategia CRM permitió al Banco AIB gestionar volúmenes de clientes superiores a 1.5 millones, aumentar las tasas de satisfacción y lealtad de sus clientes, capturar nuevos clientes y lanzar nuevos productos. El éxito del banco AIB radicó en que fue lo suficientemente flexible para cambiar su estrategia de negocio cuando el momento lo requirió y ahora posee una estrategia CRM que maximiza el valor para el cliente y para el banco. Ahora cualquier cliente de AIB cada vez que va a una agencia sabe que el producto que adquirirá maximizará sus expectativas puesto que AIB prioriza las relaciones con sus clientes.

Banco de Crédito de Perú

El Banco de Crédito de Perú, por sus siglas BCP, es la institución financiera más grande de Perú con 123 años de existencia, cuenta con más de 3 millones de clientes, 15564 empleados y 346 agencias en el distrito peruano. El BCP fue declarado como ganador Plata del premio *Gartner & One to One Media CRM Excellence Awards 2011* en la categoría Marketing Integrado por la excelencia en la integración de personas, procesos y tecnología para obtener un buen rendimiento sobre las campañas de marketing y el retorno sobre la inversión. Este logro se deriva de la filosofía de BCP que es *servir al cliente* y la ha hecho posible gracias a la implementación de una estrategia CRM. Para BCP, el CRM es un camino en el cuál cada día es necesario innovar para diferenciar a la entidad de la competencia y atraer clientes leales. La estrategia CRM de BCP se basa en realizar estudios para conocer cuales son las expectativas de sus clientes, medir su satisfacción y dar importancia a la opinión del cliente, de esta manera se analiza

la relación entre los clientes y el banco para atender futuras necesidades. El resultado directo de la ejecución de una estrategia CRM en BCP fue el incremento en la venta de productos bancarios en un 40%, considerando que antes de que el banco tenga la estrategia CRM las ventas eran de un 15%. A través del CRM, BCP pudo incrementar la cantidad de iniciativas rentables de marketing y de ventas totales. Los directivos de BCP han manifestado que el CRM les ha ayudado a ser más eficientes para hacer un mayor número de campañas invirtiendo menor cantidad de tiempo, lo que permite al banco contar con ofertas de mayor relevancia para los clientes, lo cual aumenta las ventas y la satisfacción de los clientes. Otro de los beneficios que pudo experimentar BCP con el CRM en sus líneas de negocio fue en la venta de tarjetas de crédito. Las ventas de la unidad de tarjetas de crédito de BCP originadas por campañas de marketing directo se triplicaron a partir del desarrollo de la estrategia CRM en el banco. Esto fue posible debido a que el CRM posibilitó el diseño de ofertas más atractivas para los clientes, así como servicios personalizados que incentivaban a los clientes a adquirir estos productos.

Banco Wells Fargo

Wells Fargo es un banco con operaciones alrededor de todo el mundo. Wells Fargo es el cuarto banco más grande de EE.UU. en activos, el tercer banco más grande en el mercado bursátil y el segundo mayor banco en relación a depósitos, tarjetas de crédito y servicios hipotecarios. Wells Fargo es una entidad bancaria con 160 años de existencia, tiene 16.4 millones de clientes y alrededor de 3000 agencias en 23 estados. Después de la crisis financiera del año 2008, la reputación de muchos bancos americanos se vio afectada por lo que comenzaron a perder un considerable número de clientes que buscaban una institución financiera seria y que les diera confianza. Wells Fargo también se encontraba en esta desfavorable situación por lo cual decidió optar por una estrategia CRM para evitar perder a sus clientes. Después de un arduo proceso de implementación

para redefinir sus estrategias de negocio, hoy en día Wells Fargo es el banco líder en brindar servicio y atención a sus clientes. El CRM ha permitido a Wells Fargo reducir a la mitad los costos en los que incurría por cada transacción con sus clientes de igual manera la tasa de deserción de clientes ha disminuido en un 50% dentro de todas sus líneas de negocio. También goza de un mayor saldo promedio en las cuentas de todos sus clientes. La estrategia CRM de Wells Fargo considera de gran importancia a todos sus clientes pero pone énfasis particular en los clientes de alto valor neto, para ello recopila toda la información referente a estos clientes y se la entrega a los ejecutivos para que analicen los posibles productos que requerirán estos clientes. Una vez que se han identificado los productos que podría adquirir el cliente, para obtener el mayor beneficio por parte de estos clientes Wells Fargo habilitó una ventanilla online similar a una ventanilla única de una agencia del banco donde el cliente pueda ver los productos que están a su disposición para su inmediata adquisición. Acciones de este tipo han producido un rápido crecimiento para este banco.

Banco Real de Canada

El Banco Real de Canada, por sus siglas en inglés RBC, es una de las principales instituciones financieras de América del Norte y la más grande de Canada. Tiene más de 12 millones de clientes entre empresas, personas y entidades del sector público y opera en más de 30 países en todo el mundo. Se podría decir que el RBC es el pionero en la implantación de estrategias CRM en banca puesto que desde la instalación de su primer ordenador en el año de 1978 ha ido alimentando un data warehouse impresionante con la información de sus clientes y en el año de 1990 inicio la segmentación de sus clientes sobre sus data warehouse; a partir de esta fecha dividió a sus clientes en segmentos y microsegmentos de acuerdo a su rentabilidad. La llegada de nuevas tecnologías de la información y el Internet le permitió refinar su estrategia y diseñar su propio sistema CRM en base de modelos estadísticos, técnicas de información y preceptos hacia el

cliente. Dicho sistema ha sido mejorado hasta la fecha para ofrecer productos y servicios bancarios a sus clientes de forma rápida y conveniente combinando información sobre las transacciones de los clientes con tecnología interactiva. El avanzado CRM que posee RBC analiza a los clientes considerando los siguientes criterios: ingresos netos, otros ingresos, gastos directos, gastos indirectos y riesgo potencial. El sistema construido por RBC hace posible conocer el valor actual de sus clientes, predecir su valor futuro y las medidas que se deben tomar en caso de que un cliente experimente un cambio en su ciclo de vida con la institución. Las bondades de este sistema CRM desarrollado por RBC le ayudaron a calcular la rentabilidad de sus clientes de una forma coherente puesto que en alrededor del 75% de los clientes su rentabilidad era muy imprecisa y no facilitaba la ejecución de acciones adecuadas. La estrategia CRM le posibilitó a esta entidad bancaria mejorar la tasa de lealtad de sus clientes en un 40% y la rentabilidad del banco tiene un crecimiento aproximado de 10% cada año.

Banco Merita – Nordbanken

Banco Merita – Nordbanken, por sus siglas en inglés MNB, es el banco más grande del norte de Europa y hoy en día posee la banca electrónica más desarrollada a nivel mundial. Ofrece a sus clientes una gran variedad de canales para acceso a la banca electrónica, una multitud de ofertas bancarias centradas en el cliente y ha desarrollado una estrategia CRM para aprovechar los 15 millones de clientes que tiene actualmente. La estrategia CRM implementada por MNB le permitió ser galardonado como el banco con la *Mejor estrategia de negocios online* y *Mejor banca multicanal* por la organización europea *The Banker*. El CRM de MNB se concentra en utilizar la tecnología para facilitar la rutina de sus clientes. MNB ha diseñado una plataforma de canales multicontacto online lo cual es de suma utilidad para los clientes, ya que ellos no deben ir al banco para adquirir sus productos bancarios, lo pueden realizar a través de un cajero, un teléfono móvil, un ordenador o televisión web; MNB ha creado un servicio único para

sus clientes que les posibilita simplificar sus actividades a través de varias formas de acceder a productos bancarios con una sola contraseña. El principal potencial de la estrategia CRM de MNB consiste en acelerar la velocidad de las transacciones de sus clientes mediante canales electrónicos lo cual además de ser un beneficio para ellos los mantiene con la institución. Esta valiosa característica derivada de su estrategia CRM le ha ayudado a MNB a fidelizar aproximadamente 5 millones de clientes que usan estos servicios online.

Banco ING

Banco ING[4] es una entidad financiera de origen holandés que tiene alrededor de 105000 empleados y sirve a aproximadamente 85 millones de clientes en todo el mundo. La clave del éxito de ING radica en poner primero a sus clientes, desarrollar con ellos relaciones de largo plazo y proveerles productos y servicios bancarios que sean competitivos y fáciles de comprender. Para posicionarse en el mercado bancario ING optó por una estrategia CRM cuyo componente principal sea garantizar la experiencia que tienen sus clientes con el banco. Para ING las preferencias de los clientes son importantes y por ello ha diseñado mecanismos dentro de sus 47 líneas de negocio para que sus ejecutivos puedan conocer que es lo que desea el cliente antes de ofertarle un producto que podría ser inadecuado. Los efectos derivados de estas acciones le permiten a ING medir las expectativas de los clientes, no solo para brindarles mejores experiencias sino también para cambiar la cultura del banco por una más enfocada al cliente. De esta manera ING puede usar eficientemente sus recursos para dirigir su atención en aspectos de la experiencia de los clientes, que son más importantes y significativos para los mismos clientes sin descuidar los beneficios para el banco. La estrategia CRM de ING se encuentra soportada en una unidad de Inteligencia de Clientes creada por el

[4]ING es la abreviación de International Netherlands Group que en español significa Grupo Internacional de los Países Bajos.

banco, la cual realiza cerca de 500 investigaciones anuales sobre sus clientes utilizando la información de sus data warehouse. El análisis de grandes volúmenes de información diaria sobre los clientes, la cuál supera los 28 terabytes, ha reforzado su estrategia CRM ya que el banco conoce con mayor exactitud que necesidades de los clientes deben ser priorizadas al momento de realizar una venta. La estrategia CRM de ING le ha ayudado a comprender que los bancos con bajos costos no son los que tienen mayor número de clientes, por el contrario aquellos bancos que tienen mayor número de clientes son los que se concentran en la experiencia de sus clientes. El CRM ha favorecido el cumplimiento de las expectativas de ING y las tasas de nuevos clientes que vienen a la institución para adquirir sus productos aumentaron de 17.5% a 35%, porque ING maximiza la experiencia de sus clientes mediante la optimización de sus inversiones lo cual le ha proporcionado excelentes indicadores financieros.

CAPÍTULO 3

Estado del Arte de las Técnicas de Minería de Datos

Los bancos poseen varias fuentes de datos almacenadas en diversos sistemas, que por lo general, contienen un volumen bastante grande de registros históricos sobre los clientes. Entre aquellos registros se puede encontrar información relacionada a datos transaccionales de los clientes. Como es natural, existe información valiosa que puede ser extraída de los repositorios de datos de un banco, en particular si sus intereses recaen en el diseño de herramientas para la gestión de clientes con el fin de desarrollar estrategias de marketing diferenciadas de acuerdo a las características que presenten los grupos de clientes. Entre los métodos empleados para la construcción de estas herramientas se encuentran las técnicas de minería de datos. Las técnicas de minería de datos ayudan a mejorar la administración de las relaciones del banco con sus clientes a través de la toma de decisiones acertadas sobre los clientes en base a modelos que explotan la información. La minería de datos en la actualidad constituye un soporte de las acciones empresariales ya que brinda decisiones estructuradas en el análisis de datos que facilitan la obtención de resultados, a diferencia de las decisiones que no se apoyan en la información que en muchas ocasiones son erróneas y no contribuyen al crecimiento del negocio.

El término *minería de datos* emergió de la comunidad de Marketing Database en la década de los años 70. Esta técnica causó furor entre los estadísticos puesto que permitía descubrir patrones y relaciones en las bases de datos que otras técnicas vigentes

al momento no eran capaces de hacerlo. Existen muchos expertos que aseguran que estas técnicas no son suficientemente adecuadas para la generación de decisiones ya que si bien tienen excelente desempeño sobre extensos conjuntos de datos y encuentran separaciones perfectas sobre grandes bases de datos, no se puede conocer con precisión si las estructuras resultantes son reales o falsas ya que mientras mayor es el tamaño de una base de datos, mayor es la probabilidad que estructuras falsas abunden en la ejecución de estas técnicas [Ratner, 2003]. Existen muchos misterios en torno a las técnicas de minería de datos, sin embargo la efectividad de una técnica de minería de datos y de cualquier técnica estadística en particular no radica en la opinión de un grupo de investigadores sino que se fundamenta en el conocimiento de la misma y la aplicación correcta de su metodología de funcionamiento, ya que muchos analistas pueden usar estas técnicas de varias formas por lo cual llegan a resultados que difieren unos de otros.

A continuación se detallarán las principales técnicas de minería de datos con las que trabajan muchas empresas y bancos en el mundo.

§ 3.1 Técnicas de minería de datos tradicionales

§ § 3.1.1 Modelos de Regresión

Modelos de Regresión Ordinaria

El modelo de regresión ordinaria es la técnica más tradicional para predecir un resultado cuantitativo, como por ejemplo ingreso o ventas. El modelo de regresión ordinaria es una técnica predictiva de minería de datos, considerado como el modelo estrella de las técnicas de modelización puesto que sus resultados son tomados como punto de referencia para la aplicación y perfeccionamiento de otras técnicas más complejas

que se emplean en el ámbito bancario y empresarial [Giudici and Figini, 2009]. En su forma más simple el modelo de regresión ordinario permite a los investigadores de mercados analizar la relación entre una variable dependiente y un conjunto de variables independientes, además posibilita estudiar la intensidad y efectos de las variables independientes sobre una variable dependiente y realizar predicciones. Muchas organizaciones como *Procter & Gamble*, *McKinsey & Company* y *Nestle* utilizan el modelo de regresión como soporte para la toma de decisiones referentes a precios, promociones comerciales, publicidad y distribución. En Marketing Database el modelo de regresión ordinario es utilizado para predecir resultados asociados a variables cuantitativas como por ejemplo la rentabilidad de un cliente (definida como el valor individual que contribuye un cliente al negocio) a partir de datos existentes del cliente sobre solicitudes y pedidos de ciertos productos que haya realizado en la empresa.

El modelo de regresión ordinario es importante para las decisiones en una empresa puesto que facilita las siguientes acciones [Mooi and Sarstedt, 2011]:

- Al conocer la relación de las variables independientes con la variable dependiente, facilita la labor del investigador de mercado en muchos aspectos, como por ejemplo puede ayudar a planificar los gastos en campañas promocionales si se conoce que este tipo de actividades aumentan o disminuyen las ventas.

- Al conocer la intensidad y efecto de las variables independientes sobre la variable dependiente, ayuda a responder preguntas como por ejemplo si las ventas se encuentran estrechamente relacionadas con los precios o la publicidad. De igual manera es posible comparar los efectos de ciertas variables que presentan diferentes escalas como los precios de intercambio (USD) y el número de campañas promocionales.

- En el caso de la predicción, si se tienen datos de las ventas, precios y campañas promocionales, el modelo de regresión ordinaria puede proveer una respuesta

concisa sobre que ocurriría con las ventas si los precios se elevan en un 5% y las campañas promocionales se elevan en un 10%. Escenarios como este ayudan a evaluar los planes de marketing existentes y diseñar estrategias de gestión eficientes.

El modelo de regresión ordinaria es descrito a continuación. Sea y una variable dependiente cuantitativa que toma valores continuos en un rango determinado. El modelo de regresión ordinaria, formalmente conocido como modelo de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), predice el valor de y para un individuo basándose en los valores de las variables predictoras (independientes) $x_1, x_2, \ldots, x_n$. El modelo de regresión ordinaria MCO está dado por la ecuación 3.1:

$$y_i = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \ldots + b_ix_i + \ldots + b_nx_n \tag{3.1}$$

Donde $i = 1, \ldots, n$. El valor predecido $\hat{y}_i$ para un individuo es calculado a través de la conexión de los valores para ese individuo en cada una de las variables independientes x_i que se muestran en la ecuación 3.1. Los valores b_i son los coeficientes del modelo de regresión, que son calculados por el método basado en la estimación de mínimos cuadrados. El coeficiente b_0 representa la constante del modelo de regresión y muestra que sucedería con la variable y si todas las variables x_i son cero, los coeficientes b_i restantes tienen diferentes interpretaciones de acuerdo a como se plantea el modelo y la naturaleza de las variables [Ratner, 2003].

En la práctica el modelo de regresión ordinaria tiene un buen desempeño con variables cuantitativas aunque existen extensiones para el caso en que las variables sean cualitativas. La importancia de esta técnica radica en que sus resultados permiten comprender la influencia de un determinado conjunto de variables independientes sobre una variable dependiente que podría ser el eje de una estrategia de gestión efectiva para un negocio.

Modelos de Regresión Logística

Los modelos de regresión logística son una técnica muy potente empleada para estimar la probabilidad de ocurrencia de una categoría objetivo que posee una determinada variable dependiente. El modelo de regresión logística es análogo al modelo de regresión ordinaria a diferencia que trabaja con una variable dependiente cualitativa. Esta técnica utiliza un modelo lineal generalizado para calcular los coeficientes de regresión que representan el efecto de las variables predictoras sobre las probabilidades de ocurrencia de cada una de las categorías que constituyen la variable dependiente cualitativa. Los modelos de regresión logística ayudan a resolver muchas interrogantes que las empresas y bancos tienen acerca de sus clientes, por ejemplo una empresa desea saber *¿Qué clientes responderán positivamente ante la promoción de un producto* o en el caso de una institución financiera *¿Qué clientes cancelarán los productos crediticios que adquirieron recientemente?*.

En un modelo de regresión logística la variable dependiente toma dos valores diferentes (generalmente 1 y 0), por ejemplo si un cliente responde a una campaña promocional tomará un valor de 1, caso contrario 0. Estos modelos son usados por las empresas y bancos para diseñar modelos de respuesta de clientes y modelos de scoring crediticio. En el caso de una institución financiera estos modelos son implementados para automatizar el proceso de concesión de créditos y predecir la probabilidad de que un cliente incumpla el pago del crédito que adquirió [Blattberg et al., 2008]. El resultado característico de un modelo logístico es una calificación que puede ser usada para clasificar a los clientes de acuerdo a niveles de puntuación que consideren adecuados una empresa o un banco. Esta calificación en su forma más simple es la probabilidad de que el cliente responda ante una campaña promocional de la empresa o la probabilidad que el cliente cancele el crédito al banco [Linoff and Berry, 2011].

La descripción formal del modelo logístico se realiza a continuación. Sea y una variable

dependiente cualitativa que asume dos clases (típicamente 0 y 1), el modelo de regresión logística clasifica un individuo dentro de una de las dos clases de la variable dependiente de acuerdo a los valores que presente este individuo en las $x_1, x_2, \ldots, x_i, \ldots, x_n$ variables predictoras. El modelo logístico estima el logit de y (el logaritmo de la probabilidad que un individuo pertenezca a la clase 1); el logit es definido en la ecuación 3.2. Teóricamente el logit asume valores entre $-\infty$ y $+\infty$ pero afortunadamente puede ser convertido fácilmente a la probabilidad de que un individuo pertenezca a la clase 1, dicha probabilidad es definida en la ecuación 3.3.

$$\text{logit } y_i = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \ldots + b_i x_i + \ldots + b_n x_n \tag{3.2}$$

$$\text{Prob}(y_i = 1) = \frac{\exp(\text{logit } y_i)}{1 + \exp(\text{logit } y_i)} \tag{3.3}$$

Donde $i = 1, \ldots, n$. La probabilidad estimada que el individuo i pertenezca a la clase 1 es calculada a través de la conexión de los valores de las variables predictoras para ese individuo en las ecuaciones 3.2 y 3.3 respectivamente. Los valores b_i son los coeficientes del modelo de regresión logística, que son calculados por el método de máxima verosimilitud. El coeficiente b_0 representa la constante del modelo. El modelo de regresión logística es una técnica muy común en el ámbito del marketing analítico y riesgo financiero ya que facilita el análisis de variables de estructura Sí – No o Bueno – Malo, al proveer probabilidades individuales de respuesta o comportamiento. Además estos modelos posibilitan la agregación significativa a nivel individual de las probabilidades, de esta forma se obtienen grupos de acuerdo a las probabilidades que brindan un mejor entendimiento al momento de tomar decisiones. El modelo logístico presenta extensiones, una de ellas es el modelo logístico multinomial donde la variable dependiente y presenta más de dos clases [Ratner, 2003].

§ § 3.1.2 Análisis de Asociación

El análisis de asociación aborda una interrogante que tienen muchas empresas en la actualidad: *¿Qué productos tienden a comprar los clientes en conjunto?*. Esta tendencia es expresada en términos de reglas que indican la posibilidad que dos o más productos sean adquiridos por una misma persona en un determinado periodo de tiempo. Simbólicamente una regla que indica que un cliente que compra un producto A tiende a comprar un producto B, se expresa como $A \rightarrow B$.

Un recurso del análisis de asociación es la claridad y utilidad de sus resultados que brindan reglas referentes a la cantidad de productos y servicios que se pueden ofrecer en conjunto. Un ejemplo de regla de asociación es el siguiente: "Si un cliente adquiere un crédito superior a $5000 entonces ese cliente también solicitará una tarjeta de crédito". Reglas de esta clase facilitan el diseño de un producto específico en el cual cuando un cliente adquiera un crédito superior a $5000 también se le entregará una tarjeta de crédito. El ejemplo clásico del análisis de asociación se derivó de un estudio realizado en la población americana que evidenció que la cerveza tendía a ser adquirida en conjunto con pañales, esta situación se daba debido al hábito de muchos americanos de ver el fútbol las noches de lunes y responsabilizarse de sus obligaciones familiares al mismo tiempo [Nisbet et al., 2009].

Las reglas de asociación son fáciles de interpretar, pero no muy utilizadas por las empresas. Las siguientes 3 reglas son ejemplos de reglas obtenidas del análisis de datos reales [Linoff and Berry, 2011]:

1. Los clientes de Wall–Mart que compran muñecas Barbie tienen un 60% de posibilidades de también adquirir uno de tres tipos de barra de caramelos que se venden en el supermercado.

2. Los clientes que adquieren contratos de mantenimiento son muy propensos a

comprar aparatos grandes.

3. Cada vez que se abre una nueva tienda de hardware, uno de los elementos más comúnmente vendidos son los instrumentos de limpieza.

Los tres ejemplos mostrados anteriormente ilustran los 3 tipos de reglas comunes producidos en el análisis de asociación: reglas *accionables*, reglas *triviales* y reglas *inexplicables*.

Una regla *accionable* es de alta calidad y su información es procesable. Una vez que un patrón es encontrado, no es difícil de justificar e identifica elementos que pueden llevar a ideas y acciones exitosas. Un ejemplo de esta regla es el caso de Wall–Mart, este supermercado podría emplear la información de esta regla de varias formas. Esta regla le podría sugerir la colocación de productos más prominentes de tal manera que los clientes deban caminar por el pasillo de dulces en su trayecto a la zona de muñecas Barbie. Otra alternativa sería la oferta de muñecas Barbie y dulces en conjunto, etc. Debido a que la regla es fácil de entender sugiere posibles acciones y sus respectivos efectos.

Una regla *trivial* es un resultado conocido por cualquier persona que sea muy afín a un tipo de negocio en particular. El segundo ejemplo antes mencionado es un ejemplo de regla trivial ya que en muchas ocasiones los clientes adquieren en conjunto contratos de mantenimiento y grandes aparatos a pesar de que también se venden por separado. Esta regla proviene del análisis de datos transaccionales de una gran comercializadora llamada Sears, sin embargo muchos negocios dedicados a la venta de aparatos y electrodomésticos aplican esta regla sin realizar un análisis *a priori*. Muchas de las reglas triviales son el resultado de la experiencia de un negocio y cuando los resultados del análisis no coinciden con las prácticas de una empresa ayudan a refinar procesos comerciales y de recolección de datos.

Una regla *inexplicable* como su nombre lo indica es de difícil interpretación y no con-

tribuye de manera alguna a la gestión de un negocio. Un ejemplo de esta regla es el caso de las tiendas de hardware. Son reglas que suelen presentarse y su interpretación requiere de mayor investigación.

Existen *3* medidas estándar para cuantificar la significación de una regla de asociación: *soporte*, *confianza* y *frecuencia*. La *confianza* es la probabilidad condicional que un cliente comprará el producto B dado que ha comprado el producto A en una determinada acción comercial. La *frecuencia* mide cuantas veces es más probable que un cliente que ha comprado el producto A, adquiera el producto B, en relación a aquellos clientes que han sido seleccionados de la población aleatoriamente. El *soporte* es el porcentaje total de transacciones donde los productos A y B son comprados en conjunto en una operación comercial [Chiu and Tavella, 2012].

La importancia del análisis de asociación se encuentra en las reglas de decisión que entrega, desafortunadamente muchas de estas reglas son de tipo trivial o inexplicable por lo cual no contribuyen notablemente en las decisiones de una empresa.

§ § 3.1.3 Análisis Discriminante

El análisis discriminante es una técnica que examina las diferencias entre dos o más grupos de individuos con respecto a múltiples atributos que los identifican. La variable dependiente es una variable que indica el grupo al que un individuo pertenece. Un ejemplo de una variable dependiente muy tradicional en marketing es aquella que muestra el tipo de cliente con tres niveles: cliente fiel, cliente regular y cliente pasivo; esta variable hace referencia a la relación de un cliente con la empresa, el cliente fiel es aquel que adquiere productos y genera ingresos para la empresa mientras que el cliente pasivo es aquel que no tiene actividad alguna con la empresa. Las variables independientes son atributos asociados con la situación de los individuos. En marketing el análisis discriminante puede ser utilizado para predecir el grupo al que pertenece un

individuo dado que posee determinados atributos, por ejemplo en una entidad bancaria se desea clasificar a los clientes a partir de un conjunto de variables macroeconómicas de tal manera que se tenga clientes en grupos como tarjetahabientes, inversionistas, cuenta ahorristas, etc.

Para estudiar las características de cada grupo usando análisis discriminante, se debe comenzar creando funciones discriminantes. Las funciones discriminantes son combinaciones lineales de variables independientes (atributos de los individuos) definidas como sigue:

$$\begin{aligned} d_1 &= b_{11}x_1 + b_{12}x_2 + b_{13}x_3 + \ldots + b_{1p}x_p \\ d_2 &= b_{21}x_1 + b_{22}x_2 + b_{23}x_3 + \ldots + b_{2p}x_p \\ &\vdots \\ d_m &= b_{31}x_1 + b_{32}x_2 + b_{33}x_3 + \ldots + b_{mp}x_p \end{aligned} \tag{3.4}$$

Donde d_i es una función discriminante, b_{ip} es el coeficiente discriminante de la variable independiente p en la función discriminate i y x_p es una variable independiente. Una función discriminate es creada para maximizar la relación de la varianza intragrupos y la varianza intergrupos [Chiu and Tavella, 2012]. El valor de una función discriminante es conocido como *score discriminante*. Solo aquellas variables independientes que explican la variable dependiente son incluidas en la función discriminante. Tales variables se denominan variables discriminantes. Medidas estadísticas como lambda de Wilks, chi-cuadrado y el estadístico F son empleadas para determinar que variables independientes son predictivas. El lambda de Wilks también es utilizado para evaluar la significación estadística de las funciones discriminantes. El análisis discriminante parte de los siguientes supuestos:

1. La variable dependiente (que identifica los grupos) es no métrica.

2. Las variables independientes tienen distribución normal multivariante.

3. La matriz de varianza-covarianza de las variables discriminantes es la misma entre todos los grupos.

4. Cada individuo puede pertenecer a uno y solo un grupo.

El análisis discriminante es muy similar a técnicas como la regresión logística y árboles de decisión ya que son implementadas para clasificar individuos. El análisis discriminante se usa con frecuencia para segmentar clientes, por ejemplo una comercializadora de vehículos puede recurrir a este análisis para estudiar que clientes que adquirieron un vehículo cuando eran jóvenes están más propensos a migrar hacia el grupo familiar por lo cual deberían cambiar hacia un vehículo de mayor capacidad o que presente características adicionales al modelo que poseen ahora. Esto ayuda a formular estrategias que permiten aprovechar las oportunidades que se presentan en el mercado.

§ § 3.1.4 Árboles de Decisión

Los árboles de decisión son una técnica muy común en el ámbito de clasificación y predicción. Un árbol de decisión, como su nombre lo indica, posee una estructura similar a la de un árbol y se compone de nodos y ramas. El nodo inicial de un árbol de decisión se denomina nodo "raíz" y en él se encuentra alojada la información relacionada al conjunto de datos estudiados. A partir de este nodo se construyen nuevos nodos aplicando criterios de partición recursiva que darán lugar a "nodos padre", "nodos hijos" o ramas y "nodos terminales". Un nodo terminal es aquel que cumple con un criterio de división establecido y no posee más divisiones mientras que un nodo padre es aquel que todavía puede ser subdividido para explicar de mejor manera los datos estudiados; los nodos hijos son aquellos derivados de un nodo padre y pueden convertirse en nodos terminales o nodos padre. La esencia de un árbol de decisión radica en un

conjunto de reglas para dividir extensas poblaciones heterogéneas en grupos pequeños más homogéneos respecto a una determinada variable objetivo.

De acuerdo a Giudici and Figini [2009], el atractivo de los árboles de decisión radica en que el resultado final de este método es un conjunto de reglas que facilitan la distinción de grupos de individuos en la población en estudio. La utilidad de las reglas se encuentra en que son de fácil comprensión para cualquier analista y pueden ser implementadas en sistemas simples como hojas de cálculo hasta complejos software de bases de datos. Los árboles de decisión también son importantes al momento de explorar datos ya que ayudan a obtener una perspectiva de la relación entre un gran número de variables independientes y una variable destino. Cuando la variable destino es cualitativa se construye un árbol de clasificación y cuando la variable destino es cuantitativa se construye un árbol de regresión [Linoff and Berry, 2011].

El diseño de un clasificador a través de un árbol de decisión no requiere un dominio extenso de conocimiento. No necesita de ajustes de parámetros y no parte de ningún supuesto distribucional por lo que su implementación es fácil y sirve como complemento para otras metodologías más complejas. Los árboles de decisión también son útiles para resolver el problema de la dimensionalidad de datos puesto que permiten reconocer las variables más destacadas al realizar un modelo. El procedimiento de aprendizaje y clasificación de un árbol de decisión es simple y rápido. En general los árboles de decisión presentan excelentes niveles de precisión, sin embargo dependen de la calidad de los datos analizados [Han et al., 2011].

Los árboles de decisión son empleados en marketing para medir la respuesta de los clientes ante campañas empresariales y las preferencias por determinados productos. En el caso de los productos un supermercado puede cuantificar que clientes son más propensos a adquirir un producto que ha cambiado su presentación o que es nuevo construyendo una variable que indique el estado de compra de acuerdo a la información

de transacciones pasadas que han tenido los clientes con el supermercado. Una situación similar ocurre con una librería que puede estudiar la probabilidad que sus clientes adquieran una nueva revista diseñando una variable objetivo de acuerdo al historial de compra de libros del mismo editor de la revista [Chiu and Tavella, 2012].

El principal distintivo de un árbol de decisión es la selección de un regla de división de acuerdo a la cual un determinado individuo pertenecerá a una clase de la variable objetivo. Las reglas de división trabajan de la siguiente forma, en el caso de una variable cuantitativa, se busca un punto de corte de manera que se separen los datos en dos grupos, uno donde se encuentran los individuos cuyo valor de la variable es mayor al punto de corte y otro donde se encuentran los individuos que no cumplen esta condición. Para una variable cualitativa se realizan preguntas que involucren a las clases de la variable, y se dividen a los datos en dos grupos, uno con los individuos que cumplen con la condición impuesta y otro formado por los individuos que no verifican la pregunta establecida. En este caso se ha considerado que el nodo raíz tiene divisiones binarias (2 grupos), pero existen algoritmos como CHAID que realizan divisiones múltiples (varios grupos). Los árboles de decisión tienen estructura descendente que inicia en el nodo raíz y continua con las divisiones subsiguientes a partir de una regla de división seleccionada.

Dicha elección se realiza en base a medidas de bondad de ajuste que presentan las reglas de división. Esto permite determinar, en cada etapa del proceso de división del árbol, la regla que maximiza la medida de bondad de ajuste. Una medida de bondad de ajuste $\Phi(t)$ es una medida del rendimiento obtenido al subdividir un nodo padre t en un número de nodos hijos. Sea t_r, $r = 1, \ldots, s$, el número de nodos hijos generados después de una división ($s = 2$ en el caso de división binaria) y sea p_r la proporción de individuos alojados en cada nodo hijo con $\sum p_r = 1$. La función criterio es expresada de la siguiente manera:

$$\Phi(s, t) = I(t) - \sum_{r=1}^{s} I(t_r) p_r \tag{3.5}$$

Donde I denota una función de impureza. Un valor alto de la función criterio implica que la partición realizada a partir de la regla de división es correcta. El concepto de impureza es empleado para medir la variabilidad de respuesta en los individuos al dividirlos en grupos. En el caso de un árbol de regresión la medida de impureza que se usa es la varianza mientras que en un árbol de clasificación existen 3 medidas alternativas que se deben considerar y que se muestran a continuación. La primera es la impureza de clasificación definida por la expresión:

$$I_M(m) = \frac{\sum_{l=1}^{n_m} 1(y_{lm}, y_k)}{n_m} = 1 - \pi_k \tag{3.6}$$

Donde y_k es un atributo de la variable objetivo en el nodo estudiado, con probabilidad π_k, y la función $1(\cdot, \cdot)$ es un indicador de la medida, que toma un valor de 1 si $y_{lm} = y_k$ y 0 caso contrario. La segunda opción es la impureza de Gini:

$$I_G(m) = 1 - \sum_{i=1}^{k(m)} \pi_i^2 \tag{3.7}$$

Donde π_i son las probabilidades estimadas de las categorías de la variable objetivo presentes en el nodo, las cuales llegan a un máximo de $k(m)$. Finalmente la tercera alternativa es la entropía:

$$I_E(m) = -\sum_{i=1}^{k(m)} \pi_i \log \pi_i \tag{3.8}$$

Donde π_i es igual que en caso de la impureza de Gini. La impureza de Gini y la entropía son más sensibles a cambios en las probabilidades estimadas, a diferencia de la impureza de clasificación. Estas dos medidas decrecen más rápido mientras crece el árbol por lo cual si se desea un árbol de decisión desarrollado con medidas coherentes se debe optar por la impureza de clasificación para evaluar las divisiones. Además de estas medidas existe una medida global para evaluar todo el árbol de decisión denominada impureza total:

$$I(T) = \sum_{m=1}^{N(T)} I(t_m) p_m \tag{3.9}$$

Donde p_m son las proporciones observadas para los individuos en cada una de las categorías de la variable objetivo. En general la impureza de clasificación y la impureza total son empleados para evaluar la consistencia de un árbol de decisión. Estas medidas pueden varias de acuerdo al tipo de algoritmo que se use, los más comunes son CHAID, CART y QUEST. En esta investigación se trabajará con el algoritmo CART por lo cual se profundizará a mayor detalle este algoritmo en el desarrollo de este capítulo.

§ 3.2 Técnicas de minería de datos modernas

§ § 3.2.1 Árboles de decisión interactivos

Los árboles de decisión interactivos son una técnica muy popular en investigación aplicada y exploración de datos. Esta herramienta esta diseñada a partir de opciones interactivas, que son criterios que utilizan los investigadores para saber como hacer crecer un árbol y hasta que punto. De esta manera se puede saber que tan buena es la técnica para clasificar o predecir. En otras palabras en lugar de emplear algoritmos sofisticados para elegir las variables y sus divisiones, que en muchas ocasiones se desconoce de su funcionamiento, este método brinda alternativas a los investigadores para seleccionar la combinación de variables y criterios de parada, así se experimenta sobre los datos para conseguir los resultados deseados y que puedan ser verificados de acuerdo a la experiencia del investigador [Nisbet et al., 2009].

Los árboles de decisión interactivos son ideales para aquellas organizaciones que presentan diferentes líneas de negocio y muchos grupos de clientes. En este caso el árbol de decisión será forzado a realizar su primera división de acuerdo a la lógica de negocio. La razón del árbol interactivo al realizar esta acción es que al dividir los datos según un criterio de negocio es que el efecto sobre un determinado grupo se expandirá a los demás grupos y así se tendrán criterios de decisión coherentes al formular políticas de

gestión, a diferencia de un árbol de decisión común donde el criterio seleccionado para la división de un nodo no puede tener influencia alguna sobre otros grupos de clientes [Laursen, 2011].

La fortaleza de esta técnica radica en la selección del criterio de división de acuerdo a su experiencia pero a la vez se convierte en la debilidad de la misma puesto que en muchas ocasiones dada la naturaleza de los datos, los criterios de decisión no suelen ser adecuados por lo cual se obtienen reglas poco efectivas. Los árboles de decisión interactivos usan las mismas medidas de los árboles de decisión tradicionales y son considerados una técnica más actual debido a que muchos software como SAS o STATISTICA tienen implementados módulos para acelerar la combinación de grupos de variables y buscar resultados orientados al know–how de los investigadores en el área de estudio.

§ § 3.2.2 Regresión adaptativa multivariante seccionada

Por sus siglas en inglés MARS[1], es un procedimiento adaptativo para regresión, generalmente empleado para problemas con datos de alta dimensionalidad. Este método puede ser visto como una generalización del proceso de regresión tradicional o la modificación del algoritmo CART para mejorar el rendimiento de un modelo de regresión. El objetivo del método MARS es predecir el valor de una variable dependiente a través de un conjunto de variables independientes o predictoras. MARS trabaja tanto con variables dependientes cualitativas y cuantitativas.

MARS es un procedimiento no paramétrico que no hace supuestos sobre la relación funcional entre la variable dependiente y la variable independiente; en lugar de ello construye un modelo a partir de un conjunto de coeficientes y funciones base obtenidas de los datos. El método emplea la estrategia de los árboles de decisión "divide y

[1]Multivariate Adaptive Regression Splines.

vencerás" que particiona el espacio de entrada en múltiples regiones de acuerdo a la ecuación de clasificación o regresión. La técnica MARS no asume o impone un tipo particular o clase de relación (por ejemplo lineal, logística) entre las variables predictoras y la variable de interés, en su lugar emplea modelos complementarios (como modelos que producen predicciones exactas) en situaciones en que la relación entre la variable dependiente y las variables independientes es difícil de aproximar mediante técnicas paramétricas [Nisbet et al., 2009].

Básicamente MARS utiliza funciones truncadas de dos caras como funciones base de expansión lineal o no lineal, las cuales aproximan la relación entre la variable respuesta y sus predictores. Un ejemplo de estas funciones es el siguiente:

$$(x-t)_+ = \begin{cases} x-t & \text{si } x > t\,, \\ 0 & \text{caso contrario}\,. \end{cases}$$

$$(t-x)_+ = \begin{cases} t-x & \text{si } x < t\,, \\ 0 & \text{caso contrario}\,. \end{cases}$$

Cada función es un fragmento lineal con un lazo t. Estos fragmentos son las secciones lineales del modelo. El parámetro t también es determinado a partir de los datos. La idea es formar pares reflejados para cada variable X_j, con lazos para cada valor x_{ij} observado [Hastie et al., 2009]. Entonces la colección de funciones base es:

$$\mathcal{C} = \{(X_j - t)_+, (t - X_j)_+\}_{\substack{x \in \{x_{1j}, x_{2j}, \ldots, x_{nj}\} \\ j=\{1,2,\ldots,p\}}}$$

Hay que considerar que aunque cada función base depende de un único X_j por ejemplo $h(x) = (X_j - t)_+$ se considera como una función sobre todo el espacio $\mathbb{R}^p$. Las funciones base en conjunto con los parámetros del modelo (estimados vía mínimos cuadrados) son combinados para producir las predicciones de los individuos en estudio. El modelo

general MARS esta dado por la ecuación.

$$y = f(X) = \beta_0 + \sum_{m=1}^{M} \beta_m h_m(X) \tag{3.10}$$

Donde la suma se extiende a los M términos no constantes del modelo. Para resumir y es predecido como una función de las variables predictoras X; esta función consiste de un parámetro de intercepción (β_0) y la suma ponderada (por β_m) de una o más funciones base $h_m(X)$. La fortaleza del modelo MARS radica en que para predecir el valor de y añade un amplio número de funciones base al modelo para maximizar el criterio de ajuste de mínimos cuadrados. Como resultado de estas operaciones MARS determina automáticamente las variables independientes más representativas y sus interacciones con mayor significación. Otra bondad del modelo MARS es su capacidad para trabajar con un conjunto de variables dependientes. En este caso se determinará un conjunto común de funciones base en los predictores pero se estimarán diferentes coeficientes para cada variable dependiente. El conjunto de variables dependientes debe ser de un mismo tipo: cualitativo o cuantitativo. Esta técnica es aplicada en problemas de minería de datos donde los datos son demasiado heterogéneos o no existe suficiente información. En el ámbito de los negocios es empleada en la industria petrolera y de gas para predecir la demanda de hidrocarburos y combustibles [Nisbet et al., 2009].

§ § 3.2.3 Métodos híbridos y métodos de ensamblaje

La combinación de técnicas de minería de datos y herramientas estadísticas da lugar al diseño de modelos híbridos y ensambles de clasificadores. Estas técnicas son el resultado de la combinación de dos o más modelos estadísticos para generar resultados con mayor precisión. Estos métodos están orientados a combinar las bondades de diferentes técnicas en un modelo experta de tal manera que cada método contribuya con sus fortalezas al estudio de un conjunto de datos. Los métodos híbridos y de ensamble pueden resolver algunas limitaciones que presentan los modelos a nivel individual, generando

sistema de clasificación o predicción más potentes. Ejemplos de estos métodos son sistemas difusos combinados con redes neuronales y la mezcla de teoría de conjuntos aproximados con modelos de regresión seccionada. En muchos casos estos métodos híbridos y de ensamble pueden mejorar el rendimiento de los modelos individuales pero su debilidad se encuentra en que no es posible conocer la relación que muchos algoritmos de las técnicas individuales presentan con las técnicas complementarias por lo cual comprender su funcionamiento resulta igual a entender una caja negra. En general estos métodos se encuentran enfocados a mejorar la capacidad de clasificación de un modelo y después de su implementación pueden servir como referencia para el diseño de nuevos modelos mixtos [Yu, 2008].

§ § 3.2.4 Modelos de aprendizaje automático

Los modelos de aprendizaje automático investigan como los algoritmos pueden aprender o mejorar su rendimiento a partir de los datos. Un ejemplo clásico de un modelo de aprendizaje automático es el reconocimiento de patrones en bases de datos transaccionales o bases de clientes para poder determinar grupos o estratos para un mejor análisis. La minería de datos recurre a estos modelos porque son técnicas que facilitan la detección y descripción adecuada de las estructuras de datos, lo cual es útil al momento de explicar los datos y hacer predicciones sobre los mismos. El rendimiento de uno de estos modelos será de acuerdo a su capacidad para adquirir conocimiento de los datos y su habilidad para usarlo. No existe una definición precisa de "conocimiento" pero muchos expertos afirman que esta relacionado con la forma como los resultados obtenidos explican los datos de estudio mientras que otros manifiestan que el conocimiento esta directamente relacionado con la bondad de las predicciones sobre los datos. La experiencia a mostrado que el conocimiento que las estructuras de datos adquieren es tan importante como las predicciones sobre nuevos casos; y los modelos de aprendizaje automático son apropiados para ambos casos por lo que el enfoque que

se seleccione dependerá del criterio del investigador [Witten et al., 2011].

Los modelos de aprendizaje automático son una disciplina de rápido crecimiento y son contemplados para la resolución de las siguientes problemáticas en la minería de datos [Han et al., 2011, Maimon and Rokach, 2010]:

- **Aprendizaje Supervisado.-** Es un sinónimo para clasificación. La supervisión en el aprendizaje proviene de los individuos etiquetados en un conjunto de entrenamiento derivado de una base de datos. Por ejemplo en búsqueda de patrones en clientes se puede haberlos etiquetados de acuerdo a su comportamiento de compra, el modelo de aprendiza traducirá este comportamiento en conocimiento, el cual supervisará la ejecución del algoritmo para nuevos individuos. Ejemplos de aprendizaje supervisado son árboles de decisión, redes bayesianas y máquinas de soporte vectorial.

- **Aprendizaje No Supervisado.-** Referente a procesos de segmentación. El aprendizaje es no supervisado cuando los individuos no tienen una clase inicial asignada. Generalmente se emplea segmentación para descubrir clases dentro de los datos. Aunque los datos son etiquetados luego de aplicar el modelo, en muchas ocasiones se pierde el significado semántico para nuevos individuos. Ejemplos de aprendizaje no supervisado son las reglas de asociación y el análisis de links.

- **Aprendizaje Semi Supervisado.-** Es un tipo de modelo de aprendizaje que hace uso tanto de individuos etiquetados como individuos no etiquetados cuando entrena el modelo. El funcionamiento tradicional en el caso de este aprendizaje es utilizar los individuos etiquetados para entrenar el modelo mientras que los individuos no etiquetados son utilizados para refinar los límites entre clases de una variable objetivo en particular. Cuando existen dos clases estas son diferenciadas, los individuos que pertenecen a la primera clase son etiquetados como “positivos” mientras que los individuos de la segunda clase son etiquetados como “negativos”

y luego el modelo es implementado. Ejemplos de aprendizaje semi supervisado son los modelos de lógica difusa y el análisis de conjuntos próximos.

- **Aprendizaje Activo.-** Es un modelo que deja al investigador jugar un rol activo en el proceso de aprendizaje. Una aproximación de aprendizaje activo puede pedir al investigador etiquetar a un individuo que proviene de un conjunto de datos no catalogados con el fin de sintetizar el rendimiento de un algoritmo. El objetivo es optimizar la calidad del modelo adquiriendo conocimiento "activamente" del usuario humano. El aprendizaje activo está relacionado con la implementación de técnicas computacionales y estadísticas así se obtienen interfaces amigables con el usuario y que permiten calibrar los modelos. Ejemplos de aprendizaje activo son el análisis clustering espacial y la minería web.

Los modelos de aprendizaje automático hacen especial hincapié en la eficiencia y escalabilidad de los métodos de extracción de grandes conjuntos de datos, así como la manera de manejar los tipos de datos complejos y explorar nuevos métodos alternativos. Este trabajo de investigación se centrará en la aplicación de máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión. Estos dos métodos se caracterizan por realizar procesos de clasificación eficientes además de ser complementarios. La teoría sobre máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión se detalla en las siguientes sub secciones.

§ 3.3 Máquinas de Soporte Vectorial y Árboles de decisión

§ § 3.3.1 Introducción a Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)

Las máquinas de soporte vectorial (SVM[2]) están basadas en la Teoría de Aprendizaje Estadístico, concepto según el cuál es posible tener planos de decisión que definen límites para la clasificación o regresión. La técnica de máquinas de soporte vectorial

[2]Support Vector Machines.

fue implementada por Vladimir Vapnik en el año de 1996 y la idea general de este método consiste en hallar un hiperplano de separación óptima que divida a los datos perfectamente en dos clases y que maximiza la distancia entre los puntos más cercanos de ambas clases [Hastie et al., 2009].

En la mayoría de estudios no es común encontrar datos linealmente separables pero la máquina de soporte vectorial presenta un aditamento para trabajar en estos casos denominado funciones núcleo mediante las cuales los datos no linealmente separables son transformados a una dimensión superior donde se puede aplicar el criterio de separación lineal. La transformación aplicando una función núcleo de un espacio a otro radica en que el nivel computacional sea altamente elevado, pero la ventaja de estas funciones se encuentra en resolver el producto interno asignado al espacio y no en el estudio del nuevo espacio obtenido. Además la máquina de soporte vectorial permite insertar variables de holgura a la formulación del programa de clasificación de tal manera que se admite la clasificación de ciertos datos en un grupo equivocado otorgando a aquellos datos una penalización. Aspectos como estos considerados al implementar el clasificador sobre un conjunto de datos de entrenamiento posibilitan que su rendimiento y precisión sobre conjuntos de prueba sea excelente.

Las máquinas de soporte vectorial son métodos innovadores que en los últimos años han sido acogidas por muchos investigadores puesto que la clasificación se deriva de un problema de optimización, a diferencia de otro métodos como los modelos de regresión logística que emplean el método de maxima verosimilitud que en muchas ocasiones no es eficiente, hablando en términos de tiempo computacional. El presente trabajo se concentrará en máquinas de soporte vectorial para clasificación mientras que las máquinas de soporte vectorial para regresión no son consideradas puesto que no se encuentran relacionadas con el objetivo de esta investigación.

§ § 3.3.2 Máquinas de Soporte Vectorial: Caso linealmente separable

Dado un conjunto de individuos de entrenamiento, donde cada individuo pertenece a una de las clases asignada por la variable objetivo (por ejemplo M o N), se procede a recodificar la etiqueta para cada individuo de acuerdo al conjunto $Y = \{-1, +1\}$; el conjunto de individuos de entrenamiento esta dado por $\{(x_1, y_1), \ldots, (x_n, y_n)\}$ con $x_i \in \mathbb{R}^p$ y $y_i \in Y$, $i = 1, \ldots, n$. Este conjunto de individuos se dice linealmente separable si es posible encontrar un hiperplano en $\mathbb{R}^n$ que puede separar las dos clases del conjunto de individuos de entrenamiento con un máximo margen.

El margen puede ser definido como el monto de espacio o separación entre las dos clases que define el hiperplano. Geométricamente, el margen corresponde a la distancia más corta entre los puntos más cercanos de datos a cualquier punto del hiperplano de separación.

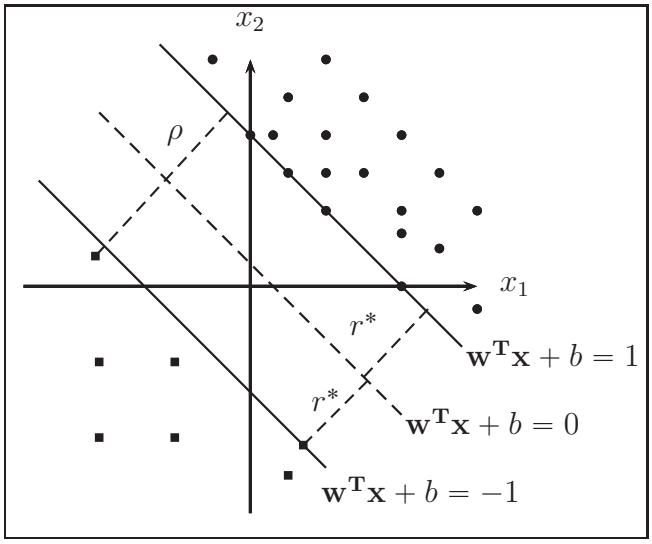


Figura 3.1. Ilustración del hiperplano óptimo de una SVM.
Fuente: Wu and Kumar [2009].

Sea $\mathbf{w}$ un vector de pesos y b una intercepción, como se puede apreciar en la Figura

3.1, el hiperplano óptimo puede ser definido como:

$$\mathbf{w^T x} + b = 0 \tag{3.11}$$

La distancia direccional geométrica deseada del conjunto de individuos $\mathbf{x}$ hacia el hiperplano óptimo esta dado por la ecuación:

$$r = \frac{g(\mathbf{x})}{\|\mathbf{w}\|}$$

Donde $g(\mathbf{x})$, que se encuentra definida como en la Ecuación 3.11, es la función discriminante o también conocida como margen funcional, dado w y b. La máquina de soporte vectorial tiene por objetivo encontrar los parámetros w y b para un hiperplano óptimo, con el fin de maximizar el margen de separación (ρ como se puede apreciar en la Figura 3.1) que esta determinado por las distancias geométricas más cortas r^* para cada una de las dos clases. Por esta razón una máquina de soporte vectorial también es conocida como clasificador de margen máximo. Ahora sin pérdida de generalidad podemos fijar el margen funcional (Ecuación 3.11) igual a 1, es decir dado un conjunto de individuos de entrenamiento $\{\mathbf{x_i}, y_i\}_{i=1}^n \in \mathbb{R}^p \otimes Y = \{-1, +1\}$, entonces se tiene:

$$\mathbf{w^T x} + b \geqslant 1 \qquad \text{si} \qquad y_i = +1 \tag{3.12}$$

$$\mathbf{w^T x} + b \leqslant -1 \qquad \text{si} \qquad y_i = -1 \tag{3.13}$$

Los puntos de datos $(\mathbf{x_i}, y_i)$ que satisfacen las desigualdades expuestas en las Ecuaciones 3.12 y 3.13 se denominan *vectores de soporte*, que son los puntos de datos más próximos al hiperplano óptimo. Entonces la distancia geométrica de un vector de soporte $\mathbf{x}^*$ al hiperplano óptimo es:

$$r^* = \frac{g(\mathbf{x}^*)}{\|\mathbf{w}\|} = \begin{cases} \dfrac{1}{\|\mathbf{w}\|} & \text{si} \qquad y^* = +1 \\ -\dfrac{1}{\|\mathbf{w}\|} & \text{si} \qquad y^* = +1 \end{cases}$$

De la Figura 3.1, claramente se puede observar que ρ esta dado por:

$$\rho = 2r^* = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$$

Para asegurar que el hiperplano de máximo margen se pueda encontrar, la máquina de soporte vectorial busca maximizar ρ con respecto a $\mathbf{w}$ y b.

$$\max_{\mathbf{w},b} \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \tag{3.14}$$

$$\text{s.a.} \qquad y_i(\mathbf{w^T x_i} + b) \geqslant 1, \qquad i = 1, \ldots, n$$

O lo que es equivalente:

$$\min_{\mathbf{w},b} \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 \tag{3.15}$$

$$\text{s.a.} \qquad y_i(\mathbf{w^T x_i} + b) \geqslant 1, \qquad i = 1, \ldots, n$$

En esta última expresión se utiliza de manera estratégica $\|\mathbf{w}\|^2$, en lugar de $\|\mathbf{w}\|$, para continuar en los pasos de optimización subsiguientes. Generalmente se resuelve el problema de optimización con restricciones que aparece en la Ecuación 3.15, también conocido como problema primal, usando el método de multiplicadores de Lagrange. Se procede a construir la siguiente función Lagrangiana:

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2}\mathbf{w^T w} - \sum_{i=1}^{n} \alpha_i [y_i(\mathbf{w^T x_i} + b) - 1] \tag{3.16}$$

Donde α_i es el multiplicador de Lagrange con respecto a la $i - \acute{e}sima$ desigualdad. Diferenciando $L(\mathbf{w}, b, \alpha)$ con respecto a $\mathbf{w}$ y b, e igualando a cero los resultados, se producen las dos siguientes condiciones de optimalidad:

$$\begin{cases} \dfrac{\delta L(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\delta \mathbf{w}} = 0 \\ \dfrac{\delta L(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\delta b} = 0 \end{cases}$$

Luego de la diferenciación se obtienen los siguientes resultados:

$$\begin{cases} \mathbf{w} = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \; y_i \mathbf{x_i} \\ \sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \tag{3.17}$$

Sustituyendo la Ecuación 3.17 en la Ecuación 3.16 que corresponde a la función Lagrangiana, se obtiene el problema dual de la Ecuación 3.15:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} W(\alpha) &= \sum_{i=1}^{n} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha_i \alpha_j \; y_i y_j \; \mathbf{x_i^T x_j} \\ \text{s.a.} \quad & \sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0 \\ & \alpha_i \geqslant 0, \quad i = 1, \ldots, n \end{aligned} \tag{3.18}$$

Al mismo tiempo se verifica la condición complementaria de Karush-Kuhn-Tucker, dada por la siguiente expresión:

$$\alpha_i [y_i (\mathbf{w^T x_i} + b) - 1] = 0, \quad i = 1, \ldots, n \tag{3.19}$$

Las condiciones de Karush-Kuhn-Tucker (KKT para abreviar) aparecieron en el año de 1950, fruto de la teoría y desarrollo que ha experimentado la programación lineal. Bajo ciertas hipótesis sobre las restricciones de un problema, las condiciones KKT proporcionan todos los óptimos candidatos a ser solución del mismo [Cánovas et al., 2011]. Las condiciones de KKT se formulan en términos de sistemas de igualdades, esto puede diferir con la Ecuación 3.19 pues solo se aprecia una ecuación y no un sistema. La Ecuación 3.19 es fundamental para la solución del problema de optimización de una máquina de soporte vectorial puesto que permite hallar la solución a partir de un óptimo global, lo cual provoca que este clasificador tenga excelente precisión. Además la verificación de esta igualdad implica que la máquina de soporte ha minimizado el

principio de riesgo estructural[3], esto quiere decir que la solución del clasificador es un óptimo global a diferencia de otros métodos que producen soluciones a partir de un óptimo local. Todas las condiciones KKT son verificadas por cualquier solución de un problema de programación restringido o no, y de igual manera al verificarse la Ecuación 3.19, las demás condiciones se verificarán ya que esta Ecuación es una combinación lineal de las restantes condiciones. Es suficiente que se verifique la Ecuación 3.19 y la segunda parte de la Ecuación 3.18 para tener una solución única en un máquina de soporte vectorial [Burges, 1998].

Solo a aquellos vectores de soporte $(\mathbf{x_i}, y_i)$, que son los puntos de datos más cercanos al hiperplano óptimo y que determinan margen máximo, les corresponde un multiplicador de Lagrange no nulo α_i. Los α_i restantes son iguales a cero. El problema dual en la Ecuación 3.18 es un típico problema de optimización cuadrática, por lo que en muchas ocasiones es necesario complementar el proceso de la SVM con técnicas de optimización apropiadas que convergan al óptimo global, tales como la optimización secuencial mínima. Luego de determinar los multiplicadores de Lagrange óptimos α_i^*, se procede a calcular el vector de pesos óptimo $\mathbf{w}^*$:

$$\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i^* \, y_i \mathbf{x_i}$$

De igual manera el cálculo de la intercepción óptima b^* se puede realizar considerando los vectores de soporte con clase $+1$ o -1. A continuación se expone el cálculo de b^* a partir de los vectores de soporte con clase $+1$:

$$b^* = 1 - \mathbf{w}^{*\mathbf{T}} \mathbf{x_s} \quad para \quad y_s = +1$$

Una vez que se ha calculado el vector $\mathbf{w}^*$ y la intercepción b^* se debe determinar en que lado de los hiperplanos de soporte (Ecuaciones 3.12 y 3.13) se encuentra un nuevo

[3]El riesgo estructural esta relacionado con la selección de una función que efectúa cualquier modelo de aprendizaje para separar a los datos. Al minimizarse el riesgo estructural el modelo de aprendizaje estimará la mejor función de las posibles alternativas que se presentan durante el problema de optimización [Maimon and Rokach, 2010].

individuo x a clasificar y que etiqueta debe poseer:

$$y = signo(\mathbf{w}^{*\mathbf{T}}\mathbf{x} + b^*)$$

El entendimiento claro de una máquina de soporte vectorial en el caso linealmente separable es esencial para la implementación de estos modelos ya que los demás casos son solo extensiones del problema linealmente separable. Por esta razón en esta sección se ha tratado de explicar de la forma más simple el funcionamiento de una SVM puesto que existen teorías y formulaciones demasiado complejas que confunden al usuario en lugar de vincularlo con el modelo, desaprovechando el potencial de una SVM. Para el desarrollo de la teoría de Máquinas de Soporte Vectorial, tanto en esta sección como en las siguientes, se tomará como referencia la obra de Wu and Kumar [2009] que muestra los elementos clave del funcionamiento de este método.

§ § 3.3.3 Máquinas de Soporte Vectorial: Caso no separable

En muchos problemas del mundo real, suele ser muy rígido requerir que todos los datos de una investigación sean linealmente separables, especialmente en casos complejos de clasificación no lineal. Cuando los individuos no pueden ser completamente separados linealmente el margen ρ puede ser negativo. En estos casos la región factible del problema primal es vacía y la función objetivo de su correspondiente problema dual crece sin límite. Esto hace imposible resolver el problema que aparece en la Ecuación 3.15. En la Figura 3.2 se puede apreciar una SVM para un conjunto de datos no separables.

Para resolver el problema de inseparabilidad existen dos maneras. La primera consiste en relajar las desigualdades de la Ecuación 3.15 para dar lugar a una clasificación de margen suave. Y la segunda consiste en utilizar una función núcleo para volver lineal el conjunto de datos no lineales. A continuación se detallan estos dos métodos.

Máquina de Soporte Vectorial con Margen Suave

Imaginemos el caso donde hay un reducido porcentaje de puntos de la clase opuesta mezclados con el conjunto de datos comose observa en la Figura 3.2. Estos puntos representan el error de entrenamiento que existe para el hiperplano de separación máxima. La idea del "margen suave" es extender el problema de optimización de una SVM para que el hiperplano de separación admita la presencia de alguno de estos datos con ruido.

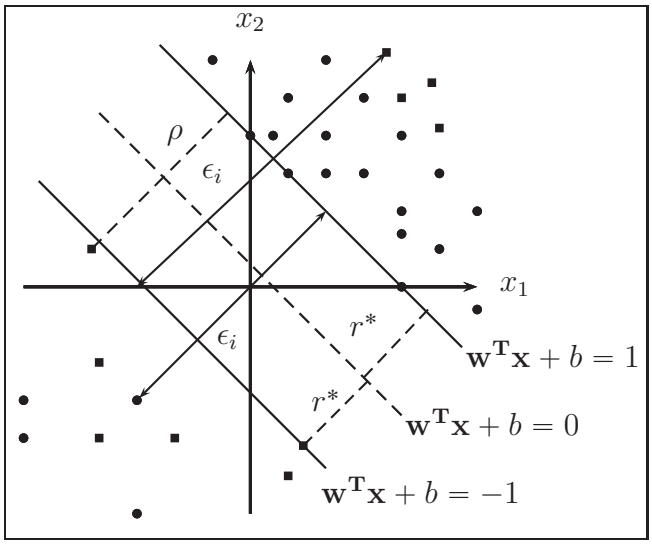


Figura 3.2. Ilustración de una SVM en el caso no separable.
Fuente: Wu and Kumar [2009].

En este caso una variable de holgura ϵ_i es introducida al problema de optimización para recoger la cantidad de error que permite el clasificador; de tal manera que el problema primal queda de la siguiente forma:

$$\min_{\mathbf{w},b} \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C\sum_{i=1}^{n}\epsilon_i \tag{3.20}$$

$$\text{s.a.} \qquad y_i(\mathbf{w^T x_i} + b) \geqslant 1 - \epsilon_i, \quad \epsilon_i \geqslant 0, \quad i = 1, \ldots, n$$

Donde el parámetro C controla la compensación entre la complejidad de la máquina y el número de puntos inseparables. C puede ser considerado como un parámetro de regularización y seleccionado por el usuario analítica o experimentalmente. La variable de holgura ϵ_i es la explicación geométrica de la distancia de un punto mal clasificado hacia el hiperplano de separación. Esta distancia mide la desviación de un punto de datos del patrón de separabilidad ideal. Utilizando el método de multiplicadores de Lagrange introducido en la sección anterior se tiene la siguiente función Lagrangiana:

$$L(\mathbf{w}, b, \epsilon) = \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C\sum_{i=1}^{n}\epsilon_i - \sum_{i=1}^{n}\alpha_i[y_i(\mathbf{w^T x_i} + b) - 1 + \epsilon_i] - \sum_{i=1}^{n}\gamma_i\epsilon_i \tag{3.21}$$

Reemplazando la Ecuación 3.21 en la Ecuación 3.20 se obtiene el siguiente problema dual:

$$\max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_{i=1}^{n}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\alpha_i\alpha_j\, y_i y_j\, \mathbf{x_i^T x_j}$$

$$\text{s.a.} \qquad \sum_{i=1}^{n}\alpha_i y_i = 0 \tag{3.22}$$

$$0 \leqslant \alpha_i \leqslant C, \quad i = 1, \ldots, n$$

Comparando la Ecuación 3.18 con la Ecuación 3.22 es relevante que la variable de holgura ϵ_i no aparece en ninguno de los problemas duales, por el contrario la diferencia entre el caso separable y no separable radica en que la restricción $\alpha_i \geqslant 0$ es reemplazada por una restricción más rigurosa como $0 \leqslant \alpha_i \leqslant C$. De lo contrario ambos problemas serían iguales. La condición complementaria de Karush-Kuhn-Tucker para el caso no separable esta dada por la siguiente expresión:

$$\alpha_i[y_i(\mathbf{w^T x_i} + b) - 1 + \epsilon_i] = 0, \quad i = 1, \ldots, n \tag{3.23}$$

Y de igual manera

$$\gamma_i\epsilon_i = 0, \quad i = 1, \ldots, n \tag{3.24}$$

Los γ_is son los multiplicadores de Lagrange correspondientes a ϵ_i que han sido introducidos al problema de optimización para hacer cumplir la negatividad de los mismos. Cuando la evaluación de la derivada de la función Lagrangiana del problema primal con respecto a ϵ_i es cero se produce que:

$$\alpha_i + \gamma_i = C \tag{3.25}$$

Combinando las Ecuaciones 3.24 y 3.25 se tiene:

$$\epsilon_i = 0 \qquad \text{si} \qquad \alpha_i < C \tag{3.26}$$

Volviendo a la solución del problema de optimización se tiene que el vector de pesos óptimos $\mathbf{w}^*$ esta dado por:

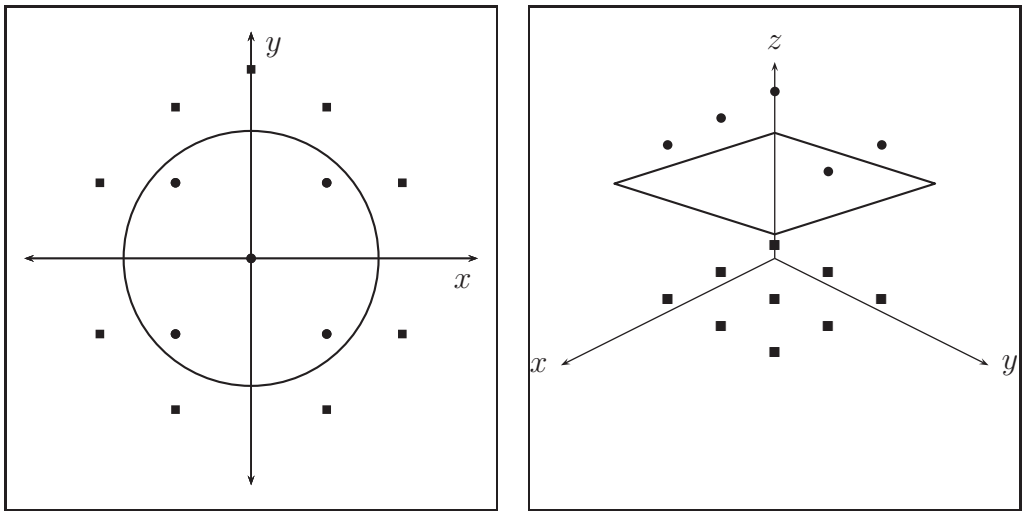
$$\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i^* \, y_i \mathbf{x_i}$$

La intercepción óptima b^* puede ser calculada reemplazando en la Ecuación 3.23 un punto de datos $(\mathbf{x_i}, y_i)$ del conjunto de entrenamiento para el que se tiene $0 \leqslant \alpha_i^* \leqslant C$ y $\epsilon_i = 0$. La clasificación sigue el mismo procedimiento que en el caso separable.

Funciones Núcleo

Las funciones núcleo son una técnica comúnmente usada para resolver los problemas de datos que no se pueden separar linealmente. La cuestión es definir una función núcleo apropiada en base al *producto interno* para un conjunto de datos dado, de tal manera que exista una transformación de los datos no lineales en el espacio de entrada hacia un espacio de características con una dimensión más alta, en relación al espacio original, donde el problema se vuelve linealmente separable. Empleando la función núcleo en una SVM hace que el hiperplano de separación máxima se ajuste al espacio de características. El espacio de características está definido por la transformación $\mathbf{\Phi} : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathcal{F}$, donde $\mathcal{F}$ es el nuevo espacio de dimensión superior donde los datos son

linealmente separables [Maimon and Rokach, 2010]. Un ejemplo visual de una función núcleo se puede apreciar en la Figura 3.3, donde se aplica una transformación de $\mathbb{R}^2$ hacia $\mathbb{R}^3$. En la primera parte de la figura se puede apreciar que no existe un hiperplano de separación óptima, por el contrario es una circunferencia la que realiza la separación óptima con lo cual la aplicación de una SVM no tendría sentido alguno. Luego de transformar los datos con la función núcleo, como se aprecia en la segunda parte de la Figura, los datos se vuelven linealmente separables y es factible la implementación de una SVM. De este aspecto deriva la importancia de las funciones núcleo para una máquina de soporte vectorial.



(a) Datos en el espacio de Entrada que no pueden ser separados linealmente.

(b) Datos transformados usando una función núcleo, ahora separables linealmente.

Figura 3.3. Ejemplo de una Función Núcleo.
Fuente: Maimon and Rokach [2010].

Con la función núcleo el mismo problema de optimización expuesto para los casos anteriores funciona, a diferencia que los datos ahora son del tipo $(\mathbf{\Phi}(\mathbf{x_1}), y_1), \ldots, (\mathbf{\Phi}(\mathbf{x_n}), y_n)$. En el problema de optimización original los datos aparecen en forma de producto punto $\mathbf{x_i} \cdot \mathbf{x_j} = \mathbf{x_i^T x_j}$. Ahora el problema de optimización dependerá del producto punto de

los datos en el espacio $\mathcal{F}$, como por ejemplo sobre funciones de la forma $\mathbf{\Phi(x_i)} \cdot \mathbf{\Phi(x_j)}$. Si existe una función K tal que $K(\mathbf{x_i}, \mathbf{x_j}) = \mathbf{\Phi(x_i)} \cdot \mathbf{\Phi(x_j)}$, solo se tendría que usar K para los datos en el problema de optimización sin necesariamente conocer que función es $\mathbf{\Phi}$, esto es posible debido a la condición de Mercer.

La condición de Mercer establece que una función núcleo es una función real de dos variables K que verifica [Henao, 2004]:

$$K : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathcal{F}$$

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle \rightarrow K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \langle \mathbf{\Phi(x)}, \mathbf{\Phi(x')} \rangle$$

La expresión anterior nos quiere decir que la propiedad matemática para comprobar la validez de una función núcleo es un producto escalar en un determinado espacio, lo cuál es necesario al considerar una función núcleo para implementar una SVM en el caso no separable. La selección de la mejor función núcleo es un tópico de investigación activa. Dichas investigaciones han mostrado que las diferentes alternativas de funciones núcleo brindan precisión de clasificación similar y conjuntos de vectores de soporte semejantes pero la elección de esta función estará enlazada a la naturaleza de los datos y el criterio del investigador. Algunas de las funciones núcleo comúnmente se muestran en el Cuadro 3.1, y cabe resaltar que Hsu and Lin [2002] manifiestan que en cualquier trabajo de investigación es conveniente iniciar con una función núcleo de base radial, que es la función más tradicional en el estudio de datos.

Una vez explicado el funcionamiento de una función núcleo, se procede a incluirlo dentro del problema de optimización. Como resultado, la forma correspondiente para el problema de optimización dual con restricciones para una SVM es el siguiente:

$$\max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha_i \alpha_j \, y_i y_j \, K(\mathbf{x_i^T x_j}) \tag{3.27}$$

$$\text{s.a.} \qquad \sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0, \qquad 0 \leqslant \alpha_i \leqslant C, \quad i = 1, \ldots, n$$

Núcleo	$\mathbf{K(x, x_i)}$
Función de Base Radial	$\exp(-\gamma\|\mathbf{x} - \mathbf{x_i}\|^2), \gamma > 0$
Inverso multicuadrático	$\frac{1}{\sqrt{\|\mathbf{x} - \mathbf{x_i}\| + \eta}}$
Polinomial de grado d	$((\mathbf{x^T x_i}) + \eta)^d$
Sigmoidal	$\tanh(\gamma(\mathbf{x^T x_i}) + \eta), \gamma > 0$
Lineal	$\mathbf{x^T x_i}$

Cuadro 3.1. Principales funciones núcleo.
Fuente: Maimon and Rokach [2010].

Empleando el método de multiplicadores de Lagrange como en los casos anteriores, se obtiene el clasificador óptimo dado por la siguiente expresión:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i^* y_i K(\mathbf{x_i}, \mathbf{x}) + \ b^*$$

Donde la constante óptima $b^* = 1 - \sum_{i=1}^{n} \alpha_i^* y_i K(\mathbf{x_i}, \mathbf{x_s})$, en esta caso se calcula considerando los vectores de soporte de clase $+1$, pero también se puede realizar considerando los vectores de soporte de clase -1. La decisión para etiquetar a un individuo se efectúa a partir de:

$$D(\mathbf{x}) = signo(f(\mathbf{x}))$$

La versatilidad de las SVM al incluir en su problema de optimización variables de holgura y funciones núcleo para superar la no linealidad de los datos, le confieren el principio de dispersión en α, esto quiere decir que para muchos puntos de datos que se encuentran fuera del margen de separación óptimo su α_i es cero. Sin este principio el aprendizaje de una SVM no sería práctico para grandes conjuntos de datos [Maimon and Rokach, 2010]. El clasificador de una SVM (caso lineal o no lineal) está completamente determinado por los vectores de soporte o en otros términos aquellos puntos de datos que se encuentran en los hiperplanos de soporte (los puntos que cumplen con las restricciones del problema de optimización). Debido a esta característica la función de decisión derivada de un problema de optimización dual de máximo

margen es conocida como Máquina de Soporte Vectorial, puesto que para la clasificación de nuevos individuos solo emplea los vectores de soporte lo cual es eficiente a nivel computacional [Hamel, 2011].

§ § 3.3.4 Máquinas de Soporte Vectorial para Multiclasificación

Las máquinas de soporte vectorial originalmente fueron desarrolladas para problemas binarios donde los individuos están identificados con dos clases sin embargo los datos pueden presentar más de dos clases, por ejemplo los clientes de un banco pueden ser inversionistas, cuenta ahorristas y tarjetahabientes, un estrato de la población económica puede tener ingresos altos, medios y bajos, etc. Por esta razón existen muchas aproximaciones para extender una SVM a conjuntos de datos multiclase. Las máquinas de soporte vectorial multiclase son una extensión de las máquinas de soporte vectorial para dos clases que se explicaron en las anteriores subsecciones.

Una aproximación simple es la de **"uno-contra-todos"**. Dado un conjunto de datos que presenta m clases, se procede a entrenar m clasificadores binarios, uno para cada clase. El clasificador j es entrenado usando vectores de la clase j como la clase positiva $(+1)$, y manteniendo a los vectores restantes como la clase negativa (-1). El aprendizaje de la SVM devuelve un valor positivo para la clase j y un valor negativo para el resto. Para clasificar un vector desconocido $\mathbf{z}$, la clasificación de cada uno de los m clasificadores se considera como un voto. Por ejemplo si el clasificador j predice la clase positiva de $\mathbf{z}$, entonces la clase j tiene un voto. Si se predice la clase negativa para $\mathbf{z}$, entonces cada una de las clases, excepto j, tienen un voto. La clasificación final de $\mathbf{z}$ corresponde a aquella clase que presente mayor cantidad de votos para $\mathbf{z}$.

La segunda aproximación es la **"uno-contra-uno"**. Este es un enfoque alternativo que realiza una SVM para cada par de clases. Dado un conjunto de datos que presenta m clases, se procede a construir $\frac{m(m-1)}{2}$ clasificadores binarios. La máquina de soporte

vectorial es entrenada usando vectores de las dos clases que se busca discriminar. Para clasificar un vector desconocido **z** cada clasificador individual vota. El vector **z** es asignado a la clase con máximo número de votos.

Una de las ventajas que presenta la alternativa **"uno-contra-todos"** es que al momento de efectuar la clasificación dispone de toda la información que poseen los datos, con lo cual no se perdería la información de ningún individuo al diseñar las funciones clasificadoras. Por otro lado la desventaja de esta alternativa es que en el caso de conjuntos de individuos que tengan dos o más clases empatadas en votos, no existe una medida que permita discriminarlos, de igual manera no se puede asignar un nivel de confianza para la clasificación a partir de los clasificadores desarrollados. En relación a la aproximación **"uno-contra-uno"** es posible establecer un nivel de confianza para la clasificación derivando una interpretación probabilística en base a los parámetros estimados de los hiperplanos de separación. Una de las desventajas de esta aproximación es que la varianza es demasiado grande y no proporciona información sobre las clases que no han sido considerados al diseñar un clasificador individual, además los clasificadores individuales construidos no utilizan la información de los datos que no pertenecen a la pareja de clases seleccionadas por lo cual se podría perder información relevante para el estudio [Cervantes, 2012].

Existen muchos autores que afirman que el método **"uno-contra-uno"** es superior al método **"uno-contra-todos"** mientras que otros argumentan lo contrario, pero la selección de uno de los métodos antes expuestos dependerá de los criterios del investigador y los resultados que se persiguen [Cui and Curry, 2005]. Para soportar cualquier tarea de multiclasificación se emplea una técnica conocida como *códigos de corrección de error*, la cual ayuda a mejorar la precisión de cualquier método de multiclasificación no solo a nivel de clasificación individual sino también a nivel de clasificación general. Estos códigos son usados en el proceso de clasificación para añadir redundancia a los datos que están siendo separados de tal manera que si existe algún error al clasificar

un dato que presente ruido, este es redirigido hacia la zona a la que realmente debería pertenecer. Los códigos de corrección de error también pueden ser considerados al implementar una máquina de soporte vectorial puesto que si la máquina está prediciendo de forma equivocada la clase a la que pertenece un vector $\mathbf{z}$, es posible mitigar el error y direccionar el vector $\mathbf{z}$ hacia la clase correcta [Han et al., 2011]. La aplicación típica de *códigos de corrección de error* se realiza en las ciencias de computación para resolver problemas de bits y asignación de memoria, mientras que su aplicación en estadística es muy empírica por lo que se debe optar por otras alternativas para evaluar un modelo de clasificación, tales como curvas ROC o matrices de confusión.

§ § 3.3.5 Metodología para la aplicación de Máquinas de soporte vectorial

La palabra *metodología* tiene diversos significados, ciertos conceptos hacen referencia al conjunto de métodos empleados en una disciplina global mientras que para otros *metodología* es la formalización de un método científico. En términos simples *metodología* es el conjunto de métodos y técnicas que se orientan a la resolución de un problema y que fomentan el desarrollo de la investigación del campo del que proviene dicho problema [Rebaza, 1998]. En el caso de un modelo de clasificación, como máquinas de soporte vectorial, es necesario establecer una metodología que complemente el potencial de la herramienta para optimizar su eficiencia computacional al trabajar con grandes conjuntos de datos y mejorar la precisión que puede brindar al separar a los individuos en estudio. En este apartado se brindará una metodología para la aplicación de máquinas de soporte vectorial en un problema de clasificación.

Investigación de Variables

Una máquina de soporte vectorial tiene la capacidad de trabajar con variables cuantitativas y cualitativas como lo ratifica la obra de Yu [2008]. En una investigación

es común encontrar que las variables cuantitativas presentan diferentes medidas (por ejemplo el saldo de cuenta de un cliente se presenta en dólares mientras que el tiempo de retraso de pago se presenta en días), por ello es necesario estandarizarlas de tal manera que las variables no presenten una determinada unidad que podría distorsionar el funcionamiento del modelo. La forma más tradicional de estandarizar una variable es propuesta por Peña [2002]; sea $\mathbf{x}$ la matriz con m variables cuantitativas tomadas del conjunto en estudio, la transformación:

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}^{1/2}(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})$$

Donde la matriz $\mathbf{D}^{1/2}$ es cuadrada y diagonal con los siguientes términos:

$$\sigma_1^{-1}, \sigma_2^{-1}, \ldots, \sigma_m^{-1}$$

Esta matriz convierte las variables originales $\mathbf{x}$ en nuevas variables $\mathbf{y}$, con media 0 y varianza 1. Cada variable x_j de la matriz $\mathbf{x}$, con $j = 1, \ldots, p$, se transforma a $y_j = \dfrac{x_j - \bar{x_j}}{\sigma_j}$ de esta manera el análisis no se dificulta debido a que las variables no presentan unidades en su estructura. En el caso de las variables cualitativas (compuestas de niveles) se puede dar el problema que existan registros vacíos a causa de errores en la generación de base de datos o deficiencias muestrales, por lo cual muchas variables presentan "NA" o campos sin información. Para solventar este problema se puede englobar en un nivel adicional de cada variable a los registros que se encuentran vacíos o que presenta "NA" así no se vera afectado el conjunto de datos al realizar el análisis. En muchas ocasiones, tanto para variables cualitativas y cuantitativas, se sugiere eliminar las observaciones que presentan registros vacíos, pero esto afectaría la calidad del estudio puesto que al eliminar una observación en particular existe la posibilidad de perder información valiosa que dicha observación puede poseer en otras variables [Anderson and Sweeney, 2008]. Otro problema que se suele dar al estudiar un conjunto de individuos es la existencia de valores atípicos o extremos. Estos valores pueden estropear el análisis porque alteran la distribución que presentan las variables

así como su media y varianza. Ante esta situación se puede optar por reemplazar estos valores por el promedio de la variable, su valor máximo o su valor mínimo de acuerdo a la naturaleza de la distribución de los datos.

Proceso de Selección de Muestras

Para el buen desempeño de cualquier clasificador es necesario tener un conjunto de datos diagnóstico, que consiste en una fuente de información que permita entrenar el clasificador y evaluarlo una vez detenido el proceso de división. El uso de muestras distintas para el cálculo de las predicciones mejora la calidad del modelo por ello este aspecto es muy necesario al implementar una máquina de soporte vectorial. El proceso de selección de muestras se conoce como Validación Cruzada, y se han descrito tres formas de llevar a cabo una validación cruzada [Pérez, 2007]:

- **Validación cruzada en dos grupos.-** Consiste en dividir los datos disponibles en dos partes, la muestra de estimación y la muestra de validación. Después se debe aplicar la máquina de soporte vectorial a la muestra de estimación y utilizar el modelo entrenado para predecir la clasificación de la muestra de validación.

- **Validación cruzada en k grupos.-** Del conjunto de datos disponible se extraen aleatoriamente k muestras y se calculan v máquinas de soporte vectorial, cada vez dejando fuera una de las k muestras para validar el análisis, de tal manera que cada muestra se utiliza $k-1$ veces para diseñar el clasificador y una sola vez para su validación.

- **Validación cruzada global.-** Se replica el análisis completo un determinado número de veces apartando un porcentaje de las observaciones para validar el modelo. Esta alternativa resulta muy útil cuando se combinan dos o más técnicas para clasificar puesto que evita el problema de sobre aprendizaje, en el cual un modelo en lugar de ser predictivo se vuelve explicativo.

La selección de muestras juega un rol importante en la aplicación de una máquina de soporte vectorial ya que al ensayar el clasificador sobre varios conjuntos de datos es posible estudiar su comportamiento y precisión y escoger la mejor opción. Este proceso no necesariamente se debe realizar manualmente ya que existen muchos softwares estadísticos que tienen esta opción en su códigos y facilitan esta tarea.

Optimización mínima secuencial del clasificador

El algoritmo de optimización mínima secuencial[4] es un caso derivado de la teoría de fragmentación y se caracteriza por analizar parejas de variables en un monto de tiempo lo más mínimo posible. Este algoritmo es fácil de implementar y su ventaja principal radica en que requiere menos recursos computacionales y de almacenamiento. El problema de optimización original de una máquina de soporte vectorial se caracteriza por necesitar muchas iteraciones para alcanzar el óptimo pero al emplear optimización mínima secuencial se puede realizar el mismo número de iteraciones en menor tiempo. Otra ventaja que presenta este complemento es que no emplea transformaciones núcleo para tratar a los datos por lo cual es ideal para pre entrenar una máquina de soporte vectorial puesto que depura de posibles errores de clasificación al conjunto de datos dejando un lienzo limpio para el correcto funcionamiento de la máquina de soporte vectorial [Wyganowski, 2008].

La estrategia del algoritmo SMO es romper el problema de optimización global que implica una máquina de soporte vectorial en una serie de problemas de optimización más pequeños. Estos pequeños problemas son resueltos analíticamente lo cual evita el uso de tiempo para optimizar dentro de ciclos internos del algoritmo. El tamaño en memoria requerido por el algoritmo SMO es lineal con el tamaño de conjunto de datos, lo que le permite resolver problemas para conjuntos de datos extensos.

[4]Por sus siglas en inglés es conocido como SMO, Sequential Minimal Optimization.

El algoritmo SMO resuelve pequeños problemas de optimización en cada iteración. Para una máquina de soporte vectorial estándar un posible problema de optimización, aplicando el algoritmo SMO, involucraría dos multiplicadores de Lagrange que deben obedecer a una restricción. En cada iteración el algoritmo SMO escoge dos multiplicadores de Lagrange para optimizarlos conjuntamente, halla los valores óptimos para estos multiplicadores y actualiza el clasificador para reflejar los nuevos valores óptimos. La fortaleza del algoritmo SMO se encuentra en el hecho que la resolución de los dos multiplicadores de Lagrange puede ser analítica con lo cual se evita la iteración total del problema de optimización principal [Platt, 1999].

El algoritmo SMO consta de dos partes: el método analítico para encontrar los multiplicadores de Lagrange y el método para seleccionar las siguientes dos variables para continuar el algoritmo. La idea básica del método analítico se encuentra en resolver el problema de optimización de una máquina de soporte vectorial considerando únicamente dos variables y adicionando una restricción al problema del tipo:

$$\alpha_{1\,nuevo}\, x_1 + \alpha_{2\,nuevo}\, x_2 = \alpha_{1\,antiguo}\, x_1 + \alpha_{2\,antiguo}\, x_2$$

De esta manera es posible obtener los valores óptimos para ir actualizando la clasificación a partir de multiplicadores antiguos. El segundo método consiste en la selección de la siguiente pareja de variables para actualizar los multiplicadores de Lagrange. Para ello se emplea una aproximación heurística para seleccionar las variables que presenten los mejores multiplicadores de Lagrange y que no violen las condiciones KKT, descritas en las secciones anteriores. En cada combinación de variables se seleccionan aquellos multiplicadores que tienen un mejor desempeño en la función de optimización con lo cual el desempeño de la máquina de soporte vectorial será eficiente al aplicar el problema de optimización global sobre los individuos que han sido pre entrenados por el algoritmo SMO.

La utilidad del algoritmo SMO radica en que al pre entrenar el conjunto de datos es

posible aprovechar toda la capacidad de la máquina de soporte vectorial puesto que el conjunto de datos de entrada para la máquina estará optimizado, así se evitan errores de clasificación y sobre aprendizaje.

Implementación de la Máquina de Soporte Vectorial

Una vez que se han efectuado los pasos anteriores, con un conjunto de datos correctamente estructurado se debe implementar la máquina de soporte vectorial. En el caso de una máquina de soporte vectorial existen dos elementos que deben ser seleccionados por el investigador: el parámetro C y la función núcleo. En el caso que la variable objetivo solo presente dos clases, no es necesario escoger el parámetro C puesto que el problema de optimización se efectúa como se mostró en las secciones anteriores y la función núcleo es opcional de acuerdo a la naturaleza de los datos (lineal o no linealmente separables).

Un aspecto muy importante en referencia al parámetro C es que este parámetro controla el número de individuos que pueden ser mal clasificados sin perder la efectividad de la máquina de soporte vectorial. Mientras más alto sea el valor de C la clasificación de los individuos no será acorde a la realidad puesto que el parámetro será demasiado exhaustivo y no permitirá que los individuos sean clasificados correctamente y se obtendrán grupos poco homogéneos y poco significativos para el análisis. Cuando el parámetro C es bajo, la clasificación será coherente y los grupos de individuos serán separados adecuadamente brindando interpretabilidad al análisis. Para evitar el problema de clasificación errónea al elegir el parámetro C autores como Hastie et al. [2009] y Cui and Curry [2005] sugieren probar este parámetro con valores entre 10 y 100, iniciando con 10, luego considerando un valor intermedio como 50 y finalmente el valor de 100; esto evitará problemas en la clasificación y no se perderá rendimiento en la máquina de soporte vectorial. De igual manera es recomendable ensayar la máquina

de soporte vectorial con un parámetro C ajustado como lo propone Yu [2008], el cual se obtiene empleando el problema de optimización de la máquina de soporte vectorial para calcular un valor óptimo de acuerdo al tamaño del conjunto de datos. La elección del mejor clasificador en función del parámetro C se debe realizar de acuerdo a la precisión que haya tenido cada modelo considerando los parámetro C mínimo, intermedio, máximo y óptimo descritos anteriormente.

En relación a la selección de la función núcleo, existen diversas funciones núcleo como las expuestas en el Cuadro 3.1 e incluso se pueden diseñar funciones núcleo de acuerdo a las necesidades de la investigación. Han et al. [2011], sugiere probar el clasificador con tres funciones núcleo: lineal, base radial y polinomial. Se debe ser cuidadoso al elegir los parámetros que contemplan las funciones de base radial y polinomial (γ y d respectivamente), ya que al transformar los datos hacia un nuevo espacio la separación puede ser demasiado exigente con lo cual la máquina de soporte vectorial clasificaría los individuos según la separación realizada por la función núcleo en el nuevo espacio y no tendría sentido su aplicación. El autor antes mencionado sugiere que en el caso del parámetro γ se debe elegir un valor mínimo o intermedio entre 0 y 1, así no se verán afectadas las funciones del clasificador; en el caso del parámetro d lo ideal es elegir un valor de 2.

Tomar en cuenta los detalles antes expuestos ayuda a mejorar la calidad y precisión de la máquina de soporte vectorial para que la clasificación pueda ejecutarse correctamente a partir del problema de optimización. Además se debe considerar el la elección de una muestra de entrenamiento y una muestra de validación así como el algoritmo SMO. En este último se emplea todo el conjunto de datos, por lo cual es necesario elegir los conjuntos de datos para la implementación de la máquina de soporte vectorial de acuerdo a uno de los criterios establecidos para validación cruzada en el proceso de selección de muestras.

Evaluación de la Máquina de Soporte Vectorial

La etapa final de la metodología de aplicación de Máquinas de Soporte Vectorial consiste en evaluar el rendimiento del modelo al clasificar los individuos, para ello es común utilizar curvas ROC. Cuando se habla de una de estas curvas se hace referencia a la gráfica de la **sensibilidad** frente a **1 - especificidad**. La **sensibilidad** es la tasa de verdaderos positivos[5] mientras que la **especificidad** es la tasa de verdaderos negativos[6] con lo cual **1 - especificidad** es la tasa de falsos positivos[7]. La interpretación de la clasificación en la curva ROC se puede hacer estudiando su forma (cuanto más cerca este la curva de la esquina superior izquierda en el eje de coordenadas más cerca estaremos de una separación completa de los individuos) o calculando el área bajo la curva (un número entre 0 y 1, mientras este valor se encuentre entre 0.5 y 0.7 la clasificación será buena [Anderson, 2007]). También existen otras alternativas como matrices de confusión, que emplean las tasas de clasificación de forma similar a la curva ROC.

La elección del mejor clasificador será según el estudio de la curva ROC y de igual manera de acuerdo al rendimiento del clasificador seleccionado sobre el conjunto de validación.

[5] Aquellos individuos que pertenecen a la clase i han sido asignados por el clasificador a la misma clase.

[6] Aquellos individuos que pertenecen a la clase j han sido asignados por el clasificador a la misma clase, con $i \neq j$.

[7] Aquellos individuos que pertenecen a la clase j han sido asignados por el clasificador a la misma clase.

§ § 3.3.6 Algoritmo CART

La técnica de árboles de decisión es una de las más comunes en análisis de minería de datos. Es popular porque el modelo resultante es de fácil entendimiento. Los algoritmos utilizados en estos procedimientos emplean métodos recursivos de partición. Entre los principales árboles de clasificación destacan los algoritmos CHAID, CART y QUEST debido a su simplicidad y rápida interpretación. En este apartado se detallará el algoritmo CART.

El algoritmo CART (Clasification and Regresion Trees) constituye una alternativa al algoritmo CHAID (Chi-square Automatic Interaction Detector) para desarrollar procesos de clasificación. Este algoritmo fue desarrollado por Breiman, Friedman, Losen y Stone en el año de 1984 para superar los problemas y debilidades que presentaba en ese entonces la formulación del algoritmo CHAID. El algoritmo CART es un procedimiento binario de particiones recursivas capaz de procesar atributos continuos y nominales ya sea como variable objetivo o predictores.

En la Figura 3.4 se puede apreciar un ejemplo pequeño de un árbol binario realizado sobre 6 individuos que presentan dos atributos cuantitativos (x_1, x_2) y una variable cualitativa que los diferencia ($y = \{0, 1\}$). Luego de aplicar los criterios de división que contempla el algoritmo CART, tales como la impureza, se tiene el árbol y las reglas de decisión que dividen a los individuos y que facilitan la predicción del grupo al cual pertenecerán nuevos individuos.

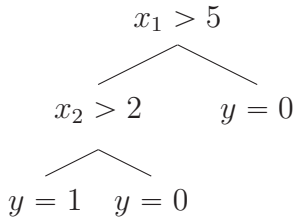
Para iniciar la construcción del árbol se considera un nodo raíz o el conjunto de datos total de la muestra dividida de acuerdo al criterio de la variable dependiente. El nodo raíz se divide en dos nodos hijos. En cada división se evalúa cada variable independiente para encontrar el mejor punto de corte (variable cuantitativas) o la mejor agrupación de categorías (variables cualitativas). Después se comparan cada una de las variables

independientes, seleccionando la variable y la división que produce la mayor bondad de ajuste. Como regla de división este algoritmo emplea medidas de bondad o también conocidas como medidas de impureza de los nodos. En el caso de variables cuantitativas se usan medidas como reducción del error cuadrático medio y desviación media absoluta de la mediana y para variables cualitativas se trabaja con proporciones. Luego que el nodo raíz ha sido dividido se repite el proceso para los nodos hijos. Los árboles de decisión generalmente crecen hasta alcanzar su tamaño máximo pero esto puede ser controlado por el investigador, ya sea definiendo un criterio de parada o regulando parámetros. Un árbol de decisión deja de crecer cuando ya no es posible realizar más divisiones a causa de la carencia de datos o porque todos los nodos son terminales.

Individuo	$\mathbf{x_1}$	$\mathbf{x_2}$	**y**
1	4	6	0
2	8	4	1
3	1	1	0
4	8	1	0
5	6	9	1
6	1	5	0

(a) Atributos de los individuos a ser separados.

Reglas: Si $x_1 > 5$ y $x_2 > 2 \rightarrow y = 1$.
Caso contrario $y = 0$.



(b) Árbol de Clasificación y Reglas de Decisión.

Figura 3.4. Ejemplo de Árbol de Decisión Binario.
Fuente: Martínez [2006].

El algoritmo CART comienza seleccionando una variable, supongamos la variable x_i, y obteniendo un punto de corte c, en el caso de una variable cuantitativa, de manera que se separen los datos donde $x_i \leqslant c$ de aquellos con $x_i > c$. De este nodo inicial se

obtienen dos, uno al que llegarán las observaciones donde $x_i \leqslant c$, conocido como nodo NO (t_n), y otro al que llegarán las observaciones que tienen $x_i > c$, conocido como nodo SI (t_s). Para variables cualitativas se realiza preguntas de la forma $x_i \in V$, donde V en un subconjunto de todos los posibles valores que puede tomar la variable x_i; o también $x_i = M$, donde M es una de las clases que componen la variable x_i [Pérez, 2011].

En cada uno de estos nodos se vuelve a repetir el proceso de seleccionar una variable y un punto de corte, categoría o conjunto de categorías para dividir la muestra en dos partes más homogéneas. El proceso termina cuando se hayan clasificado todas las observaciones correctamente en su grupo. El algoritmo CART utiliza una función de impureza $i(t)$ en base al criterio de Gini y viene definida por la expresión 3.28.

$$i(t) = \sum_{i \neq j} p(i/t)p(j/t) \tag{3.28}$$

$$p(i/t) = \frac{N_i(t)}{N(t)}, \qquad p(j/t) = \frac{N_j(t)}{N(t)}$$

Donde:

- $\mathbf{p(i/t)}$: Probabilidad que un individuo identificado por la variable x_i sea de clase i, dado que se encuentra en el nodo t.
- $\mathbf{p(j/t)}$: Probabilidad que un individuo identificado por la variable x_i sea de clase j, dado que se encuentra en el nodo t.
- $\mathbf{N_i(t)}$: Número de individuos de la clase i asignados al nodo t.
- $\mathbf{N_j(t)}$: Número de individuos de la clase j asignados al nodo t.
- $\mathbf{N(t)}$: Número total de individuos asignados al nodo t.

Una vez que se han calculado estos valores, se selecciona para cada nodo t, aquella pregunta que maximiza la variación de la impureza del nodo (Expresión 3.28) para

todas las divisiones posibles del conjunto de datos que pertenecen a la muestra de estudio. La variación de la impureza se define como:

$$\Delta i(t) = i(t) - (i(t_s)p_s + i(t_n)p_n) \tag{3.29}$$

Donde:

- $\mathbf{i(t)}$: Impureza en el nodo t.
- $\mathbf{i(t_s)}$: Impureza en el nodo t_s (nodo SI).
- $\mathbf{i(t_n)}$: Impureza en el nodo t_n (nodo NO).
- $\mathbf{p_s}$: Proporción de individuos que luego de la división caen en el nodo hijo t_s.
- $\mathbf{p_n}$: Proporción de individuos que luego de la división caen en el nodo hijo t_n.

De acuerdo a Breiman, el creador del algoritmo CART, "la impureza nunca se incrementa cuando se hace crecer el árbol, independientemente de como se elijan las particiones". En cualquier caso se buscarán particiones en torno a las variables independientes consideradas en la muestra de estudio que conduzcan a la mayor homogeneidad de clases posible dentro de los nodos hijos. Se busca maximizar la Expresión 3.29 con respecto a las divisiones posibles del conjunto de datos en estudio Q, es decir:

$$\max_{q \in Q} \Delta i(q,t) = \max_{q \in Q} [i(t) - (i(t_s)p_s + i(t_n)p_n)] \tag{3.30}$$

Donde q es un subconjunto de datos Q. Una vez obtenida la mejor partición, la clase que se asigna a cada uno de los nodos del árbol se elige de acuerdo con la clase mayoritaria de entre los individuos que pertenecen al nodo t, es decir:

$$j(t) = \arg\max_{j} p(j/t)$$

De esta manera el proceso continua hasta alcanzar un criterio de parado prestablecido u otra condición.

Cuando se construye un árbol de decisión muchas de las ramas y sus respectivos nodos pueden reflejar anomalías, a causa de valores atípicos en el conjunto de entrenamiento. Los métodos de poda de árboles de decisión resuelven estos problemas utilizando medidas estadísticas u otros criterios para remover las ramas menos relevantes. Los árboles podados tienden a ser más pequeños, menos complejos y más fáciles de entender. El primer método de poda empleado por los investigadores es el de *construcción temprana*, que consiste en decidir si se particiona un subconjunto de individuos en un determinado nodo o cual será la variable que dividirá a un nodo. Este método frena el crecimiento del árbol y da lugar a un menor número de nodos, que capturan mayor cantidad de información. El segundo método llamado *post poda* consiste en podar el árbol de decisión después de haber realizado la clasificación, entonces se procede a eliminar aquellas ramas y nodos donde los individuos se encuentren demasiado concentrados en una clase o no aporten información importante para el estudio. Para efectuar esta eliminación se recurre a pruebas de significación estadística, criterios de ganancia de información y el mismo criterio de Gini empleado para particionar el árbol [Han et al., 2011].

Los dos métodos explicados anteriormente se pueden emplear de manera independiente o combinarlos para tener una herramienta más efectiva para podar el árbol. El método de poda más comúnmente utilizado para un árbol de decisión es conocido como de *pre poda* y es una estrategia que consiste en detener la generación de nuevas divisiones en el árbol mediante reglas de parada para mejorar la predicción. Las principales reglas de parada empleadas por este método son [Pérez, 2007]:

- **Control de complejidad y profundidad del árbol.-** Consiste en controlar el número máximo de nodos que presenta el árbol (complejidad) y el número de niveles máximo permitidos por debajo del nodo raíz (profundidad).

- **Mínimo número de individuos en un nodo.-** Especifica que un nodo no puede sobrepasar un determinado número de individuos.

- **Mínima fracción de individuos.-** Hace referencia a que los nodos no pueden contener más individuos que una fracción determinada del tamaño de una o más clases de la variable objetivo.

El método de *pre poda* es configurado a priori por el investigador, en función de análisis previos o a partir de su experiencia, y puede ser implementado en muchos softwares estadísticos que posibilitan modificar los parámetros de complejidad, profundidad y número de nodos.

CAPÍTULO 4

Aplicación

En este capítulo se desarrollará la aplicación de los diferentes métodos expuestos en el Capítulo 3, así como otras técnicas estadísticas complementarias para recopilar patrones de información que ayuden a la gestión de los clientes tarjetahabientes de la Institución Financiera en estudio. Para este análisis se dispone de información de los clientes relativa a las operaciones efectuadas con su tarjeta de crédito en un periodo de 6 meses (Desde el mes Octubre 2011 hasta Marzo 2012). La información entregada por la Institución Financiera corresponde a las operaciones realizadas por los clientes en los primeros 15 días de cada mes del periodo antes mencionado, es decir esta base de datos posee información sobre las transacciones de los clientes considerando un corte de 15 días en sus estados de cuenta.

Los diferentes establecimientos y lugares donde los clientes realizan sus operaciones con tarjeta de crédito han sido agrupados en 8 categorías. Para la base en estudio se encontró que los clientes efectuaron 1129054 operaciones con su tarjeta de crédito dentro de 17220 establecimientos y sitio de compra. Las categorías en las que fueron agrupados los establecimientos y sitios de compra así como su descripción se detallan en el Cuadro 4.1. Esto es de vital importancia ya que permite comprender de mejor manera el tipo de establecimiento que prefieren los clientes al usar sus tarjetas para poder establecer futuros planes de promoción y estrategias de gestión efectivas.

Categoría	Descripción
Hogar	Establecimientos y lugares que comercializan artículos para el Hogar, como muebles, decoración y elementos para el diseño y mejora de instalaciones de vivienda. También se incluyen en esta categoría establecimientos que comercializan electrodomésticos y artículos de electrónica en general que se emplean en casa.
Otros	En esta categoría se agregó a establecimientos y actividades que el cliente realiza ocasionalmente. Dentro de este grupo figuran servicios de asesoría, automotrices y jurídicos. De igual manera centros educativos, locales de computación, compras en Internet, productos de belleza, libros e instrumentos musicales.
Entretenimiento	Establecimientos como restaurantes, bares y centros de recreación, entre otros. De igual forma se incluyen centros que comercializan productos referentes a moda y deportes, que son actividades relacionadas con esta categoría.
Familia	Establecimientos vinculados con las responsabilidades y necesidades que presenta una familia, como alimentación, salud, transporte, etc.
ATMs	Cajeros automáticos y lugares donde el cliente puede obtener efectivo.
Pagos e Impuestos	Establecimientos donde el cliente cancela sus obligaciones personales como por ejemplo impuestos, patentes, permisos y seguros.
Telefonía	Establecimientos que proporcionan servicios de comunicación como telefonía móvil y telefonía para el hogar. Dentro de esta categoría también se encuentran los servicios de Internet y televisión pagada por ser de naturaleza similar.
Viajes	En esta categoría se agrupo a aerolíneas, hoteles, centros de hospedaje, servicios de transporte entre otros sitios que un cliente visita al momento de viajar.

Cuadro 4.1. Categorías de Establecimientos y Descripción.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Al realizar un análisis a nivel individual de cada establecimiento no se podría obtener información representativa acerca de los clientes lo cual conduciría a la formulación equivocada de políticas de administración de clientes y repercusiones sobre la Institución Financiera.

Después de agrupar las operaciones de los tarjetahabientes en las diferentes categorías consideradas para este estudio, se procedió a realizar una limpieza de la base de datos, que consistió en eliminar los duplicados presentes en la misma así como establecer los formatos correctos para las variables. Una vez efectuada dicha tarea, el número

de operaciones únicas para la base de clientes es de 1053643 distribuidas para 36672 clientes. Las variables relevantes en la base de datos y que se considerarán para la construcción de indicadores y la implementación de técnicas estadísticas son el número de cédula del cliente (`ID`), el monto gastado por el cliente al realizar una transacción (`Valor.Movimiento`) y la categoría de establecimiento o sitio donde el cliente utiliza su tarjeta de crédito (`Categoría`). La distribución de operaciones con tarjeta de crédito está detallada en el Cuadro 4.2. Aquí se puede apreciar que la mayor cantidad de operaciones se encuentra concentrada en las categorías Pagos e Impuestos, ATMs y Viajes mientras que las categorías que presentan menor concentración son Hogar, Telefonía y Otros.

Categoría	**Nro. Operaciones**	**Porcentaje**
Hogar	18855	1.79%
Otros	21078	2%
Entretenimiento	40887	3.88%
Familia	63892	6.06%
ATMs	397010	37.68%
Pagos e Impuestos	418693	39.74%
Telefonía	24728	2.35%
Viajes	68500	6.5%

Cuadro 4.2. Distribución de operaciones con tarjeta de crédito por Categoría.
Fuente y Elaboración: El Autor.

La distribución de operaciones por categoría permite visualizar que los clientes prefieren usar su tarjeta de crédito para cancelar sus obligaciones personales, como pagos e impuestos que pueden tener; para acceder a cajeros automáticos y realizar avances de efectivo o retiros y al momento de realizar un viaje para adquirir pasajes y pagar hospedaje. La distribución también evidencia que los clientes emplean con poca regularidad su tarjeta de crédito en establecimientos relacionados con el hogar, telefonía y actividades como asesorías u otros servicios. Esto se puede deber a que los clientes no

encuentran suficientes beneficios para realizar una transacción en uno de estos lugares o la etapa del ciclo de vida en la que se encuentran tiene preferencias más fuertes sobre otras categorías relacionadas con su situación actual.

Para cada cliente se procederá a construir indicadores KPI[1], un aspecto esencial al segmentar tarjetahabientes, como lo sugiere Tsiptsis and Chorianopoulos [2011]. Estos indicadores ayudan a comprender el comportamiento de los clientes tomando en cuenta el monto que gasta un cliente en cada categoría y la frecuencia con la que usa el cliente su tarjeta para una determinada categoría. Los indicadores que se diseñarán considerando la base de datos de clientes se explican en el Cuadro 4.3. El código para la construcción de estos indicadores se encuentra en la Sección C.3 del Anexo C.

Indicador	**Descripción**
Monto Total en cada categoría	Monto gastado con tarjeta de crédito para cada una de las categorías en análisis.
Monto Promedio en cada categoría	Monto promedio gastado con tarjeta de crédito para cada una de las categorías en análisis.
Frecuencia de uso en cada categoría	Número de veces que el cliente usa su tarjeta de crédito para cada una de las categorías en análisis.

Cuadro 4.3. Indicadores KPI para el estudio de tarjetahabientes.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Se obtienen un total de 24 indicadores que explican el monto y la frecuencia con los que cada cliente utiliza su tarjeta de crédito. A partir de esta nueva base de datos que contiene los indicadores de monto y frecuencia para cada cliente se ejecutará un Análisis de Componentes Principales, para reducir la dimensionalidad de los indicadores y obtener *componentes* o *ejes* que capturen la mayor cantidad de información posible

[1]Key Performance Indicators.

acerca de todos los indicadores para cada uno de los clientes en estudio. Para mayor detalle remítase al Anexo A. El propósito de llevar a cabo un ACP es conseguir un nuevo conjunto con menor número de variables que condensen la mayor cantidad de información relativa a todos los indicadores de monto y frecuencia que se calcularon para todos los clientes. Para la implementación del ACP en el caso de esta investigación se trabajará con la función `principal()` disponible en el paquete psych del software R. En el presente trabajo se realizará un ACP normado, por lo cual será necesario realizar un paso previo y estandarizar la matriz de datos antes de efectuar el modelo. El código del ACP para los indicadores de monto y frecuencia se encuentra en la Sección C.4 del Anexo A.

El ACP realizado por el paquete calculó un total de 24 componentes, uno por cada indicador, pero en este estudio de indicadores se seleccionarán aquellos componentes cuyo valor propio es mayor a 1 y que explican al menos el 70% de la variabilidad de los datos como lo recomienda Tsiptsis and Chorianopoulos [2011], puesto que el objeto es reducir la dimensionalidad de las variables. Tomando en cuenta este aspecto el número de componentes se reduce a 8, los resultados del ACP se muestran en el Cuadro 4.4.

Componente	**PC1**	**PC2**	**PC3**	**PC7**	**PC5**	**PC4**	**PC6**	**PC8**
Valor Propio	5.87	2.56	2.27	1.70	1.47	1.45	1.21	1.15
% Varianza Explicada	11.4	11.4	10.3	9.7	9.4	9.2	7.3	6.6
% Varianza Acumulada	11.4	22.8	33.1	42.8	52.2	61.4	68.7	75.3

Cuadro 4.4. Varianza explicada y acumulada por cada Componente Principal.
Fuente y Elaboración: El Autor.

De igual manera es necesario resaltar que para este ACP se probaron diferentes criterios de rotación sobre los componentes como Varimax, Quartimax, Promax y Simplimax, obteniéndose componentes con una mejor distribución a lo largo de los ejes con el criterio de rotación Promax. Con los 8 componentes se procede a calcular las proyecciones

o scores de los clientes sobre cada eje. La función `principal()` tiene la versatilidad de calcular automáticamente las proyecciones de los individuos sobre cada componente y los almacena en un nuevo objeto junto con las variables originales. Con este nuevo conjunto de 32 variables se calculará la matriz de correlación entre componentes principales e indicadores, el fin de esta acción es identificar la relación de cada indicador con los diferentes componentes, así se podrá conocer que indicadores influyen dentro de cada componente y establecer sus características generales. Estas correlaciones se pueden apreciar en el Cuadro 4.5.

	PC1	**PC2**	**PC3**	**PC7**	**PC5**	**PC4**	**PC6**	**PC8**
Total Entretenimiento	0.45	0.15	0.13	**0.93**	0.38	0.40	0.31	0.22
Total ATMs	0.15	**0.91**	0.07	0.07	0.06	0.09	0.07	0.26
Total Hogar	0.40	0.13	0.10	0.38	**0.95**	0.28	0.18	0.12
Total Pagos.e.Impuestos	**0.65**	**0.69**	0.27	**0.50**	0.46	**0.54**	0.44	0.38
Total Familia	**0.93**	0.20	0.13	0.41	0.34	0.29	0.20	0.16
Total Telefonía	0.14	0.09	**0.96**	0.12	0.09	0.10	0.05	0.15
Total Viajes	0.20	0.11	0.06	0.30	0.18	0.24	**0.89**	0.24
Total Otros	0.29	0.13	0.09	0.38	0.26	**0.94**	0.23	0.22
Promedio Entretenimiento	0.20	0.15	0.12	**0.73**	0.24	0.23	0.18	0.09
Promedio ATMs	0.07	**0.74**	0.05	0.06	0.06	0.07	0.07	-0.04
Promedio Hogar	0.17	0.09	0.08	0.21	**0.85**	0.18	0.13	0.07
Promedio Pagos.e.Impuestos	**0.59**	**0.63**	0.23	0.32	0.40	0.38	0.36	0.06
Promedio Familia	**0.57**	0.17	0.08	0.12	0.14	0.18	0.13	0.06
Promedio Telefonía	0.13	0.10	**0.81**	0.13	0.09	0.09	0.05	0.12
Promedio Viajes	0.16	0.09	0.04	0.19	0.13	0.17	**0.88**	0.05
Promedio Otros	0.16	0.11	0.07	0.15	0.15	**0.77**	0.13	-0.01
Freq. Entretenimiento	**0.53**	0.13	0.14	**0.85**	0.34	0.33	0.20	0.27
Freq. ATMs	0.15	**0.75**	0.10	0.05	0.02	0.06	0.03	**0.51**
Freq. Hogar	**0.55**	0.12	0.13	0.46	**0.71**	0.24	0.12	0.19
Freq. Pagos.e.Impuestos	0.30	0.40	0.22	0.36	0.19	0.34	0.13	**0.80**
Freq. Familia	**0.83**	0.15	0.13	0.43	0.30	0.24	0.12	0.24
Freq. Telefonía	0.13	0.09	**0.90**	0.11	0.08	0.09	0.04	0.17
Freq. Viajes	0.14	0.15	0.13	0.10	0.09	0.08	0.20	**0.77**
Freq. Otros	0.31	0.06	0.11	0.45	0.23	**0.70**	0.12	0.41

Cuadro 4.5. Correlación entre Componentes Principales e Indicadores.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Para fijar las cualidades de los ejes se elegirá aquellas correlaciones entre indicadores y componentes que sean mayores o iguales al valor absoluto de 0.5, de esta manera se tendrá un mejor conocimiento acerca de como las categorías explican el comportamiento de los clientes al momento de ser calificados en cada uno de los componentes. La interpretación de los componentes principales se detalla en el Cuadro 4.6. Para continuar con la investigación de los tarjetahabientes de la Institución Financiera se decidió no considerar para futuros análisis e implementaciones al componente PC7, ya que al estudiar su relación con el componente PC1 se pudo observar que tenían similitudes al explicar las categorías en estudio siendo el componente PC1 el que mejor ajuste presentaba para varias categorías a diferencia del componente PC7 que solamente se asociaba con una categoría, por lo cual se optó por eliminar este componente.

Con las calificaciones finales de los clientes sobre cada uno de los componentes se efectuará una segmentación de los mismos para conseguir grupos compactos que expliquen su comportamiento transaccional al momento de usar su tarjeta, esta acción se implementará con modelos de mixtura para clustering, que se explican a profundidad en el Anexo B. Esta técnica, a diferencia de los modelos tradicionales de clustering, emplea un criterio de convergencia para calcular los clusters o segmentos que identifican a un determinado conjunto de individuos con lo cual es ideal para trabajar con bases de datos extensas puesto que no incurre en altos costos computacionales. Para el proceso de clustering de los tarjetahabientes de la Institución Financiera en estudio se utilizarán los paquetes fpc y flexmix del software R donde se encuentran disponibles las funciones `flexmix()` y `lcmixed()`, imprescindibles para llevar a cabo la segmentación de los clientes con modelos de mixtura.

Componente	Nombre y Descripción
PC1	**Familia.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de monto y frecuencia en la categoría Familia, además posee altas correlaciones asociadas a los indicadores de las categorías Pagos e Impuestos, Entretenimiento y Hogar que son tareas vinculadas directamente con las obligaciones y necesidades que tiene una familia.
PC2	**ATMs y Obligaciones Personales.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de monto y frecuencia en la categoría ATMs, además posee altas correlaciones asociadas a los indicadores de la categoría Pagos e Impuestos. Se puede decir que los clientes calificados en este eje emplean sus tarjetas para realizar avances de efectivos, obtener efectivo y cancelar diferentes pagos y obligaciones que pueden tener.
PC3	**Telefonía y Servicios de Comunicación.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de monto y frecuencia en la categoría Telefonía. Los clientes calificados en este eje prefieren emplear su tarjeta para cancelar planes telefónicos, televisión pagada, internet, equipos celulares, etc.
PC5	**Hogar.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de monto y frecuencia en la categoría Hogar. Los clientes calificados en este eje emplean su tarjeta estrictamente para adquirir productos en establecimientos vinculados a mejoras de su hogar como muebles, materiales de diseño, etc; a diferencia del primer componente que confiere una calificación en base a interrelaciones con diferentes indicadores vinculados con las actividades de una familia.
PC4	**Servicios Varios.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de monto y frecuencia en las categorías Otros, además posee una correlación moderada asociada a la categoría Pagos e Impuestos. Los clientes calificados en este eje prefieren utilizar su tarjeta para adquirir diferentes servicios como servicios de asesoría, jurídicos, educación, etc, o en establecimientos y centros donde realizan compras por una sola ocasión como computadores, instrumentos musicales, etc.
PC6	**Viajes.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de monto y frecuencia en la categoría Viajes. Los clientes calificados en este eje emplean su tarjeta para gastos incurridos al momento de viajar como pasajes de avión, hospedaje, etc.
PC8	**Otros Pagos.-** Este componente presenta elevadas correlaciones con los indicadores de frecuencia en las categorías ATMs, Pagos e Impuestos y Viajes. Se puede decir que los clientes calificados en este eje utilizan su tarjeta para realizar pagos adicionales que tienen cuando se encuentran de viaje, como son restaurantes, centros de diversión etc; de igual manera recurren a su tarjeta para obtener efectivo o realizar avances.

Cuadro 4.6. Nombre y Descripción de Componentes Principales.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Al ser necesaria la existencia de una variable dependiente cualitativa en la ejecución de una segmentación con un modelo de mixtura se diseñara una variable cualitativa, Tipo de Cliente, tomando en cuenta los planteamientos de Tsiptsis and Chorianopoulos [2011], quien recomienda realizar una caracterización preliminar de los clientes creando 3 grupos que recopilen el 40%, 40% y 20% de los mismos en función del monto total que han gastado con su tarjeta de crédito. De acuerdo a este Autor, el primer 40% corresponde a los clientes que manejan montos bajos con su tarjeta de crédito, el segundo 40% está constituido por los clientes que manejan montos medios con su tarjeta de crédito y el 20% restante esta compuesto por los clientes que manejan montos altos con su tarjeta de crédito. La descripción de esta nueva variable se puede apreciar en el Cuadro 4.7.

Grupo	Intervalo de Monto Gastado	Número de Clientes
1	0 – 500	14742
2	501 – 1800	14615
3	Superior a 1800	7315

Cuadro 4.7. Descripción variable Tipo de Cliente.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Con el conjunto de datos compuesto por la variable tipo de cliente y las calificaciones de los clientes sobre los 7 componentes principales detallados en el Cuadro 4.6, se desarrollará el proceso de segmentación con un modelo de mixtura. Inicialmente se empleo la función `flexmixedruns()`, disponible en el paquete fpc, para calcular el número de clusters óptimo dentro de un intervalo de 3 a 10 grupos. Esta función realiza un número de simulaciones, prestablecido por el investigador, dentro de cada grupo hasta obtener el mejor criterio de información bayesiana (BIC) del conjunto de variables. En el caso de la presente investigación se efectuaron 5 simulaciones en cada grupo y el algoritmo determinó los mejores criterios de información bayesiana para 4, 5, 6 y 7 grupos. Una vez conocido el número de grupos óptimo, se implementó el modelo

de mixtura para segmentación (un modelo por cada número de grupos óptimo) y se obtuvieron cuatro variables de segmentación para los clientes. A partir de las variables de segmentación se estudiará el tamaño y la distribución del monto gastado que poseen los diferentes grupos en cada una de ellas y se seleccionará aquella variable que presente mejor estabilidad en relación a estos dos aspectos.

El resumen descriptivo para las variable de segmentación con cuatro grupos se muestra en el Cuadro 4.8.

Segmento	**1**	**2**	**3**	**4**
Tamaño	3576	7577	9737	15782
Porcentaje	9.75%	20.66%	26.55%	43.04%
Tamaño Acumulado	3576	11153	20890	36672
Porcentaje Tamaño Acumulado	9.75%	30.41%	56.96%	100%
Monto Total Gastado	12268062	12821449	581443	15371674
Monto Total Acumulado	12268062	25089511	25670954	41042628
Porcentaje Monto Acumulado	29.89%	61.13%	62.55%	100%

Cuadro 4.8. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con cuatro grupos. Fuente y Elaboración: El Autor.

Aquí se puede apreciar que el tamaño entre los cuatro segmentos que posee esta variable no es suficientemente homogéneo puesto que el porcentaje de clientes que contiene el segmento 4 es superior en amplio margen al porcentaje de clientes que existe en los segmentos restantes; de igual manera la concentración combinada de clientes en los segmentos 3 y 4 alcanza el 70% con lo que se puede afirmar que estos dos segmentos presentan saturación y al momento de gestionarlos se podrían declinar esfuerzos en los segmentos de clientes 1 y 2, cuya concentración combinada es de 30%. En relación al monto total gastado se puede observar que los segmentos 1, 2 y 4 manejan cantidades elevadas que son muy similares a excepción del segmento 3 que maneja una cantidad mínima en comparación con los demás segmentos. Esta situación también se puede contemplar en el porcentaje de monto acumulado donde el porcentaje acumulado para

el segmento 3 no crece significativamente como en el caso de segmento 2, lo que daría la pauta de que el segmento 3 podría ser similar al segmento 2. La variable de segmentación con cuatro grupos no es muy estable en cuanto al tamaño de los segmentos 3 y 4 y la distribución del monto total gastado en el segmento 3, esto conduciría a que las estrategias de administración de clientes lideradas por la Institución Financiera sean incorrectas y se pierdan oportunidades.

El resumen descriptivo para las variable de segmentación con cuatro grupos se muestra en el Cuadro 4.9.

Segmento	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Tamaño	8169	9600	10920	4854	3129
Porcentaje	22.28%	26.18%	29.78%	13.24%	8.53%
Tamaño Acumulado	8169	17769	28689	33543	36672
Porcentaje Tamaño Acumulado	22.28%	48.45%	78.23%	91.47%	100%
Monto Total Gastado	261558	7275348	15661062	6315659	11529001
Monto Total Acumulado	261558	7536906	23197968	29513627	41042628
Porcentaje Monto Acumulado	0.64%	18.36%	56.52%	71.91%	100%

Cuadro 4.9. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con cinco grupos. Fuente y Elaboración: El Autor.

Aquí se puede apreciar que el tamaño entre los cinco segmentos que posee esta variable es más homogéneo que en el caso de variable de segmentación con cuatro grupos y no existe una alta concentración para ninguno de los segmentos, lo cual se refleja en el porcentaje de tamaño en cada segmento y en el porcentaje de tamaño acumulado. Estos dos aspectos evidencian cierta consistencia en el tamaño de los segmentos. En relación al monto total gastado se puede observar que los segmentos 2, 3, 4 y 5 manejan cantidades elevadas que se encuentran sobre la barrera de los cinco millones a excepción del segmento 1 que es el que menos gasta. El hecho de que el segmento 1 gaste un monto pequeño con sus tarjetas de crédito no afecta al desarrollo de una estrategia de gestión de clientes puesto que los segmentos restantes, además de presentar un

tamaño coherente, mueven cantidades grandes con sus tarjetas con lo cual el enfoque adecuado hacia los clientes del segmento 1 podría generar muchas oportunidades para la Institución Financiera, sin descuidar a los otros segmentos que también son importantes para el Banco. De igual manera se puede contemplar que el porcentaje de monto acumulado para cada segmento de la variable es creciente, lo que significa que cada segmento aporta en beneficio de la Institución Financiera a diferencia de la variable de segmentación con cuatro grupos donde el porcentaje de monto acumulado no tenía un crecimiento relevante para los segmentos 2 y 3. La variable de segmentación con cinco grupos es más estable en cuanto al tamaño de los segmentos y la distribución del monto total gastado en cada segmento.

El resumen descriptivo para las variable de segmentación con seis grupos se muestra en el Cuadro 4.10.

Segmento	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
Tamaño	7987	4700	7799	5919	2761	7506
Porcentaje	21.78%	12.82%	21.27%	16.14%	7.53%	20.47%
Tamaño Acumulado	7987	12687	20486	26405	29166	36672
Porcentaje Tamaño Acumulado	21.78%	34.60%	55.86%	72.00%	79.53%	100%
Monto Total Gastado	5432276	3550750	213883	8038307	10661022	13146389
Monto Total Acumulado	5432276	8983026	9196909	17235216	27896238	41042627
Porcentaje Monto Acumulado	13.24%	21.89%	22.41%	41.99%	67.97%	100%

Cuadro 4.10. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con seis grupos. Fuente y Elaboración: El Autor.

Aquí se puede apreciar que el tamaño de los grupos es muy heterogéneo y los segmentos 1, 3, 4 y 6 recopilan más del 50% de los clientes mientras que los segmentos 2 y 5 son de menor tamaño. Este antecedente ayuda a evidenciar que no existe consistencia en cuanto a los segmentos de clientes y al gestionarlos no todos ellos tendrían un tratamiento eficiente y la Institución Financiera estaría propensa a perder oportunidades con sus clientes. En relación al monto total gastado se observa que todos los segmentos, a excepción del segmento 3, manejan cantidades elevadas que superan la

barrera de un millón. El segmento 3 es uno de los grupos que posee mayor tamaño pero gasta poco con sus tarjetas y enfocarse en la gestión de este segmento únicamente por su tamaño provocaría que clientes potenciales de segmentos que mueven mayores cantidades y cuyo tamaño es menor (como por ejemplo el segmento 2 y 5) no encuentren beneficio alguno en seguir utilizando la tarjeta de crédito del Banco, con lo cual se generarían posibles pérdidas para la Institución Financiera. Además un aspecto a resaltar es que el porcentaje del monto acumulado no presenta un crecimiento importante en los segmentos 2 y 3, lo que significaría que estos dos segmentos serían mejor administrados si formarán un solo grupo. La variable de segmentación con seis grupos no brinda una pauta clara sobre los clientes de la Institución Financiera ya que el tamaño de los segmentos no está muy equilibrado con respecto al monto total gastado.

El resumen descriptivo para la variable de segmentación con seis grupos se muestra en el Cuadro 4.11.

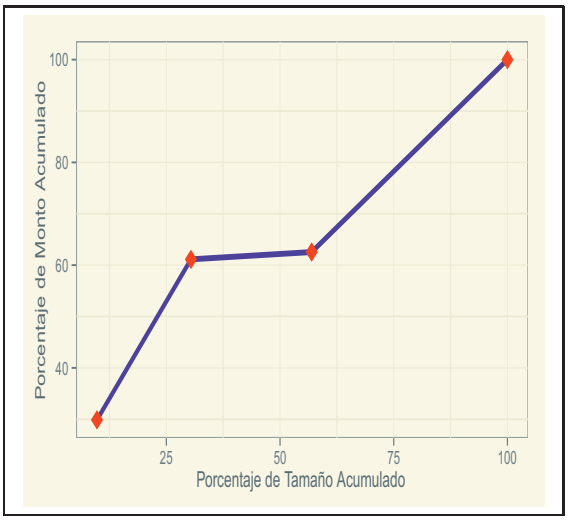
Segmento	1	2	3	4	5	6	7
Tamaño	4911	2682	8335	6347	7726	2771	3900
Porcentaje	13.39%	7.31%	22.73%	17.31%	21.07%	7.56%	10.63%
Tamaño Acumulado	4911	7593	15928	22275	30001	32772	36672
Porcentaje Tamaño Acumulado	13.39%	20.71%	43.43%	60.74%	81.81%	89.37%	100%
Monto Total Gastado	6386060	10717	6973803	396111	13697149	10560527	3018260
Monto Total Acumulado	6386060	6396777	13370580	13766691	27463840	38024367	41042627
Porcentaje Monto Acumulado	15.56%	15.59%	32.58%	33.54%	66.92%	92.65%	100%

Cuadro 4.11. Resumen descriptivo de la variable de segmentación con siete grupos. Fuente y Elaboración: El Autor.

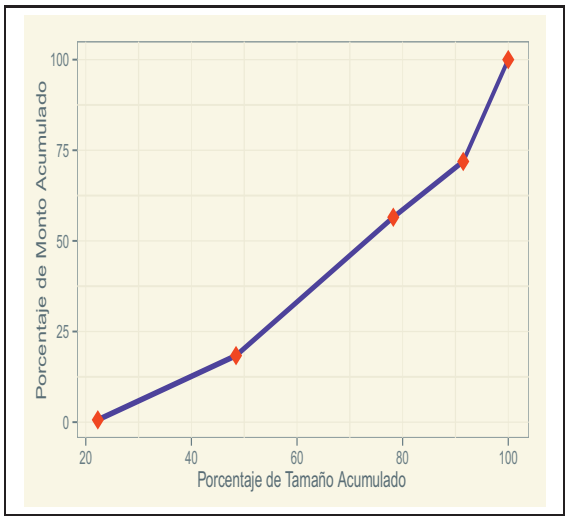
Aquí se puede apreciar que el tamaño de los grupos no es estable ya que los segmentos 3, 4 y 5 recopilan más del 50% de los clientes mientras que en los segmentos restantes el tamaño es mínimo y se encuentra por debajo de la barrera del 15% de clientes. En relación al monto total gastado se puede observar que los segmentos 1, 3, 5, 6 y 7 manejan cantidades elevadas superiores a tres millones, con excepción de los segmentos

2 y 4 que mueven cantidades pequeñas en comparación a las de los otros grupos. Esta situación generaría muchos inconvenientes en la gestión de estos clientes debido a que la Institución Financiera al ver que no gastan mucho con sus tarjetas preferiría enfocarse en los segmentos restantes donde los montos manejados son elevados sin tomar en cuenta que dentro de los dos segmentos podrían existir clientes con un comportamiento similar a los clientes de los demás segmentos, con lo cual el Banco estaría expuesto a eventuales pérdidas y fuga de clientes. De igual manera un elemento a resaltar es que el porcentaje de monto acumulado no manifiesta un crecimiento notable en los segmentos 1 y 2 así como en los segmentos 3 y 4, este factor evidencia que estos segmentos contribuirían de mejor forma a la Institución Financiera si fueran considerados como dos nuevos grupos. La variable de segmentación con 7 grupos no es adecuada para catalogar a los clientes porque presenta problemas en cuanto a la distribución del monto gastado y el tamaño de los diferentes segmentos que es muy variable en cada uno de ellos.

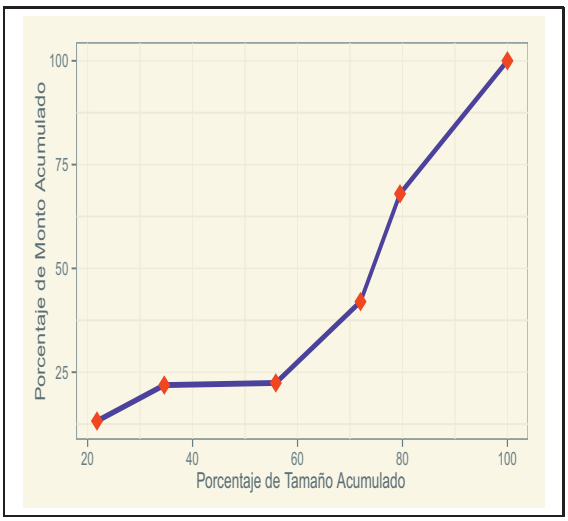
Además del estudio de la distribución del monto gastado y el tamaño en cada grupo, la elección de la variable de segmentación que caracterizará a los tarjetahabientes de la Institución Financiera se realizará en base a un criterio innovador propuesto por Tsiptsis and Chorianopoulos [2011]. De acuerdo a este Autor es necesario diseñar funciones de rentabilidad de las diferentes variables de segmentación que posee el conjunto de individuos. Una función de rentabilidad es un gráfico en dos dimensiones con el porcentaje acumulado de clientes y el porcentaje acumulado del monto gastado en cada grupo. La variable de segmentación cuya función de rentabilidad sea creciente en todos los grupos es la más idónea para identificar a los clientes. Las funciones de rentabilidad de las variables de segmentación con cuatro, cinco, seis y siete grupos se pueden visualizar en la Figura 4.1.



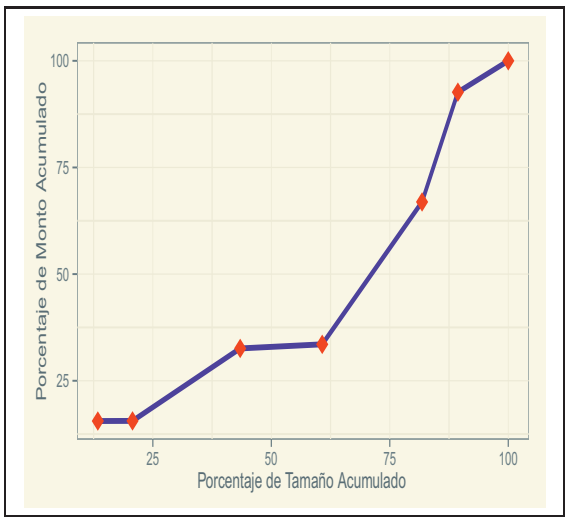
(a) Cuatro Grupos



(b) Cinco Grupos



(c) Seis Grupos



(d) Siete Grupos

Figura 4.1. Funciones de rentabilidad para las variables de segmentación.
Fuente y Elaboración: El Autor.

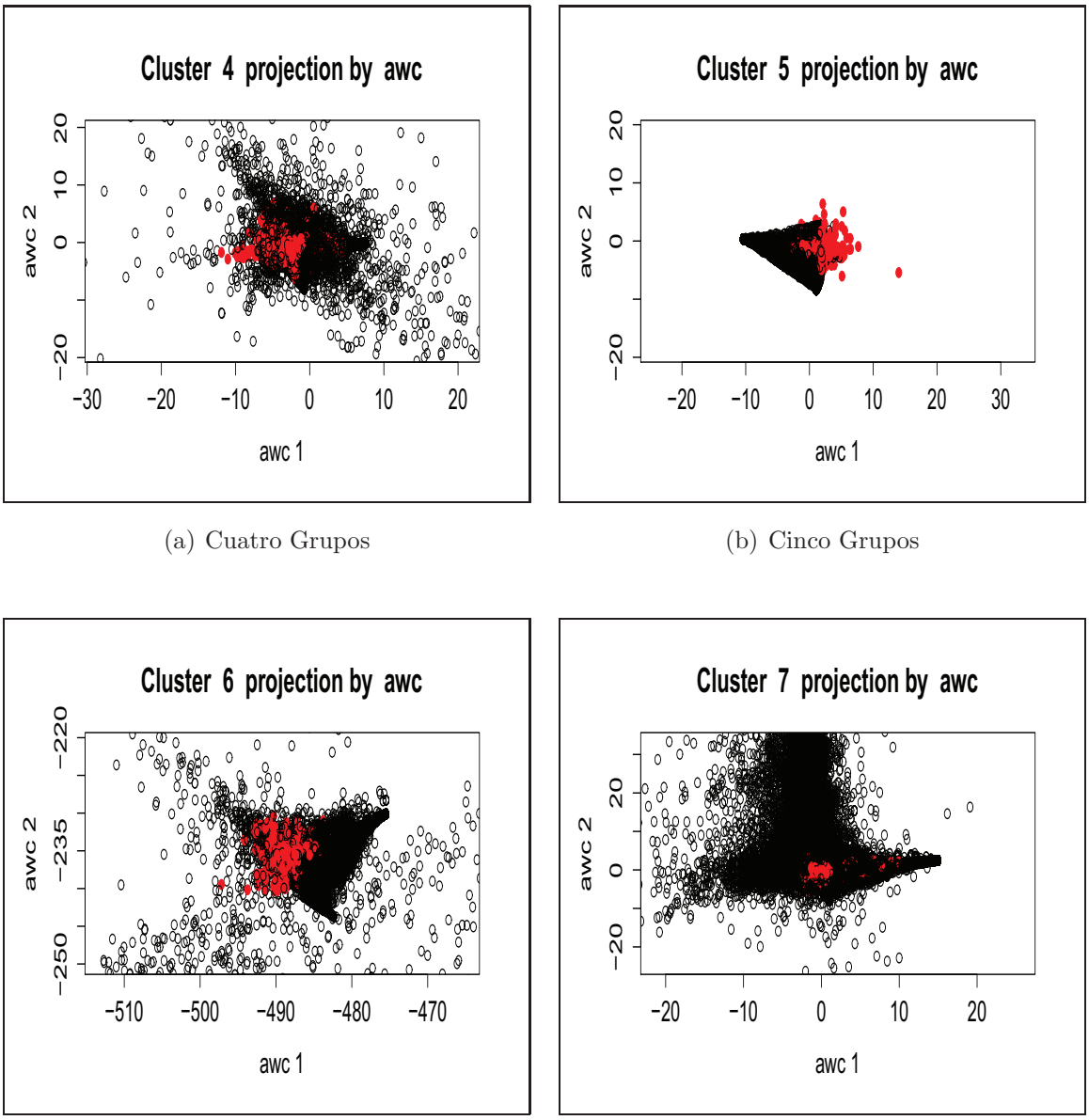
Se puede apreciar que la función de rentabilidad para la variable de segmentación con cinco grupos es creciente en todos los segmentos a diferencia de las demás variables de segmentación que contienen al menos dos segmentos en los cuales no existe un crecimiento relevante. En el caso de la variables de segmentación con cuatro grupos y seis grupos, no manifiestan un crecimiento importante en los segmentos 2 y 3 respectivamente. Para la variable de segmentación con siete grupos, la ausencia de crecimiento se evidencia en los segmentos 1 y 2 así como en los segmentos 3 y 4.

A parte de la función de rentabilidad propuesta por Tsiptsis and Chorianopoulos [2011], Hennig [2004] recomienda utilizar la prueba gráfica de proyecciones[2] al validar la bondad de una variable de segmentación. Esta prueba calcula las proyecciones de todos los segmentos con variables cuantitativas diferentes a las empleadas en la segmentación, dentro de un espacio compuesto por dos dimensiones a través de funciones matemáticas y transformaciones. El objeto de la prueba es elegir la variable de segmentación de acuerdo a la dispersión de las proyecciones tanto para el primer eje como el segundo. Mientras menor dispersión exista entre las proyecciones de una variable de segmentación, más apta será dicha variable en el rol de identificar a los individuos. Los resultados de la prueba gráfica de proyecciones se muestran en la Figura. Aquí se puede observar que las proyecciones de la variable de segmentación con cinco grupos presentan escasa dispersión a diferencia de las variables de segmentación con cuatro, seis y siete grupos, donde la dispersión es excesiva. La prueba gráfica de proyecciones se efectuó con los indicadores KPI descritos en el Cuadro 4.3.

Tomando en cuenta que la variable de segmentación con cinco grupos tiene una función de rentabilidad creciente en todos sus segmentos, la prueba gráfica de proyecciones no refleja elevada dispersión y que la distribución del tamaño y el monto gastado es apropiada en comparación a las variables de segmentación restantes, la formulación de políticas de gestión de clientes a través de la implementación de máquinas de soporte

[2]La prueba se encuentra disponible en el paquete fpc del software R.

vectorial y el estudio estadístico de los mismos se llevarán a cabo a partir de esta variable.



(a) Cuatro Grupos

(b) Cinco Grupos

(c) Seis Grupos

(d) Siete Grupos

Figura 4.2. Prueba gráfica de proyecciones para las variables de segmentación. Fuente y Elaboración: El Autor.

Un aspecto importante a resaltar es que todos los procedimientos efectuados anteriormente, desde el cálculo de indicadores hasta la obtención de la variable de segmentación óptima, se realizaron con información transaccional disponible de todos los tarjetahabientes de la Institución Financiera. A partir de la siguiente sección adicionalmente se empleará información socio demográfica de los clientes para los estudios finales, desafortunadamente debido a inconsistencias en las bases de datos de la Institución Financiera existieron 119 clientes que no poseían información socio demográfica. Estos clientes constituyen el 0.3% del conjunto de individuos y al ser un porcentaje muy reducido se decidió removerlos de la base de datos con la finalidad de no distorsionar los resultados de los modelos que se desarrollarán con máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión.

§ 4.1 Análisis de las características de los clientes tarjetahabientes del banco

El estudio de las características de los clientes es un medio inteligente que ayuda a comprender el comportamiento de compra y perfil demográfico que poseen cada uno de los segmentos. En la presente investigación, dicho estudio se llevará acabo con las variables transaccionales y variables socio demográficas. Las variables transaccionales estarán constituidas por los indicadores KPI propuestos en el Cuadro 4.3 y las variables socio demográficas, incluidas desde esta sección, serán las siguientes: ciudad de domicilio, ingreso mensual, género, nivel de educación, antigüedad de la cuenta, edad, rango, estado civil y profesión.

Las estadísticas generales de los segmentos de clientes se muestran en el Cuadro 4.12. Se puede apreciar que los clientes del segmento 1 son los que menos gastan y usan su tarjeta de crédito a diferencia de los segmentos 2, 3, 4 y 5 donde los clientes manejan cantidades por encima de la barrera de 700 dólares y lo hacen con mayor frecuencia.

Segmento	1	2	3	4	5
Tamaño	8135	9564	10895	4846	3113
Porcentaje	22.26%	26.16%	29.81%	13.26%	8.52%
Monto Promedio Gastado	32.02	759.23	1435.34	1300.53	3684.61
Frecuencia de Uso Promedio	5.70	28.65	35.27	37.93	52.44
Desviación Monto	37.80	575.71	991.86	828.99	3202.80
Desviación Frecuencia	6.23	15.29	17.18	14.96	30.28
Ingreso Promedio	305.34	367.42	441.88	444.27	735.99
Antigüedad Promedio	10.58	10.93	11.39	10.86	12.03
Contribución al Monto Gastado	0.64%	17.74%	38.20%	15.40%	28.02%

Cuadro 4.12. Estadísticas generales de los segmentos de clientes.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Los clientes de los segmentos 3, 4 y 5 gastan con sus tarjetas cantidades superiores al monto promedio general[3] con una frecuencia que también es mayor a la frecuencia promedio general[4], siendo el segmento 5 el que presenta mejores atributos en relación a estos dos aspectos. En cuanto al ingreso mensual se puede afirmar que los clientes de los segmentos 3, 4 y 5 poseen un ingreso mensual superior al ingreso promedio general[5], situación que no ocurre con los segmentos 1 y 2. En el caso de la antigüedad de cuenta, los clientes de los segmentos 3 y 5 tiene una antigüedad superior a la antigüedad promedio general[6] mientras que para los clientes de los demás segmentos esta se encuentra por debajo del promedio. Los clientes de los segmentos 3 y 5 son los que más porcentaje contribuyen al monto gastado con tarjeta de crédito en la Institución Financiera, en contraste a los segmentos 1, 2 y 4 que aportan con porcentajes moderados.

Las estadísticas de los indicadores KPI pertenecientes al monto promedio gastado por segmento en cada categoría mercantil se muestran en el Cuadro 4.13.

[3]El monto promedio gastado de todos los clientes es 1119.8 dólares.
[4]La frecuencia de uso promedio de todos los clientes es 28.77 veces.
[5]El ingreso mensual promedio de todos los clientes es 417.4 dólares.
[6]La antigüedad de cuenta promedio de todos los clientes es de 11.08 años.

Segmento	1	2	3	4	5
Monto Entretenimiento	0.53	17.81	53.39	42.06	206.07
Monto ATMs	8.72	316.23	401.59	330.37	527.79
Monto Hogar	0.00	0.00	35.51	15.74	154.80
Monto Pagos e Impuestos	21.10	399.43	793.42	704.72	1945.75
Monto Familia	0.00	19.58	94.49	52.16	353.55
Monto Telefonía	0.00	0.00	0.00	130.23	71.34
Monto Viajes	1.67	5.74	15.52	8.71	163.47
Monto Otros	0.00	0.43	41.43	16.54	261.85

Cuadro 4.13. Montos promedios gastados en cada categoría mercantil. Fuente y Elaboración: El Autor.

Los clientes del segmento 1 son los que menos monto manejan con sus tarjetas de crédito e inclusive no realizan consumo alguno en las categorías hogar, familia y telefonía. Los clientes del segmento 2 concentran su gasto con tarjeta de crédito en las categorías pagos e impuestos y ATMs con montos moderados y no presentan consumo en las categorías hogar y telefonía. Los clientes del segmento 3 manejan con sus tarjetas montos altos únicamente en la categoría pagos e impuestos mientras que para las demás categorías manejan montos medios y bajos, a excepción de la categoría telefonía donde no presentan consumo. Los clientes del segmento 4 consumen con sus tarjeta de crédito en todas las categorías; para este segmento el mayor monto gastado corresponde a las categorías pagos e impuestos, ATMs y telefonía. De igual manera los clientes del segmento 5 emplean su tarjeta de crédito en todos los grupos mercantiles con la diferencia de que los consumos en este segmento son máximos en comparación al consumo que efectúan los demás segmentos para las mismas categorías, a excepción de telefonía donde el monto gastado en el segmento 5 es superado por el monto gastado en el segmento 4.

Las estadísticas de los indicadores KPI pertenecientes a la frecuencia de uso promedio por segmento en cada categoría mercantil se muestran en el Cuadro 4.14.

Segmento	1	2	3	4	5
Frecuencia Entretenimiento	0.02	0.46	1.48	1.21	4.55
Frecuencia ATMs	1.60	12.82	13.96	13.63	13.73
Frecuencia Hogar	0.00	0.00	0.89	0.47	2.17
Frecuencia Pagos e Impuestos	3.49	12.85	13.43	14.32	16.34
Frecuencia Familia	0.00	0.60	2.46	1.52	7.66
Frecuencia Telefonía	0.00	0.00	0.00	3.89	1.88
Frecuencia Viajes	0.60	1.89	2.24	2.46	2.94
Frecuencia Otros	0.00	0.03	0.80	0.43	3.18

Cuadro 4.14. Frecuencia de uso promedio en cada categoría mercantil. Fuente y Elaboración: El Autor.

Los clientes del segmento 1 son los que menos usan su tarjeta de crédito y la emplean con mínima frecuencia solamente en las categorías pagos e impuestos y ATMs. Los clientes del segmento 2 usan su tarjeta de crédito con mayor frecuencia en las categorías pagos e impuestos y ATMs; así como en la categoría viajes, con menor frecuencia. No usan sus tarjetas en las categorías restantes. Los clientes del segmento 3 prefieren utilizar su tarjeta de crédito con elevada frecuencia en las categorías pagos e impuestos y ATMs. De igual manera la emplean con frecuencia intermedia en las categorías entretenimiento, familia y viajes. No usan su tarjeta en la categoría telefonía. Los clientes del segmento 4 emplean su tarjeta, con frecuencias medias y bajas, en gran parte de las categorías analizadas pero direccionan su consumo principalmente en las categorías pagos e impuestos, ATMs y telefonía. El uso que estos clientes hacen con sus tarjetas en las categorías hogar y otros es poco relevante en relación a los demás grupos mercantiles. Los clientes del segmento 5 utilizan su tarjeta de crédito en todas las categorías, con frecuencias intermedias y altas, y lo hacen al menos una vez para cada una de ellas.

Las estadísticas de los indicadores KPI pertenecientes al porcentaje promedio gastado por segmento en cada categoría mercantil se muestran en el Cuadro 4.15.

Segmento	1	2	3	4	5
Porcentaje Entretenimiento	0.39%	3.33%	4.51%	3.49%	5.03%
Porcentaje ATMs	50.24%	34.14%	21.41%	20.34%	13.04%
Porcentaje Hogar	0%	0%	4.54%	1.51%	5.35%
Porcentaje Pagos e Impuestos	46.68%	57.47%	55.88%	54.73%	51.30%
Porcentaje Familia	0%	3.87%	7.49%	4.14%	9.26%
Porcentaje Telefonía	0%	0%	0%	13.38%	2.60%
Porcentaje Viajes	2.64%	0.99%	1.60%	0.89%	5.91%
Porcentaje Otros	0%	0.19%	4.56%	1.52%	7.51%

Cuadro 4.15. Porcentaje promedio gastado en cada categoría mercantil.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Todos los segmentos de clientes evidencian un elevado porcentaje de gasto en las categorías Pagos e Impuestos y ATMs. Además de estas dos categorías, los clientes del segmento 1 gastan un porcentaje bajo en la categoría viajes y no incurren en gastos para las categorías hogar, familia, telefonía y otros. Los clientes del segmento 2 gastan porcentajes bajos en las categorías familia, entretenimiento y viajes y no incurren en gastos para las categorías hogar y telefonía. Los clientes del segmento 3 gastan porcentajes intermedios en las categorías familia, hogar, entretenimiento y otros, así como un porcentaje bajo en la categoría viajes, no incurren en gastos para la categoría telefonía. Los clientes del segmento 4 gastan porcentajes intermedios en las categorías telefonía, familia y entretenimiento, así como porcentajes bajos para las categorías hogar, viajes y otros. Los clientes del segmento 5 gastan porcentajes intermedios en todos los grupos mercantiles, exceptuando las dos categorías inicialmente mencionadas.

Desde el punto de vista de los indicadores KPI se puede observar que los segmentos 4 y 5 poseen mejores atributos en comparación con el segmento 1. Los segmentos 4 y 5 manejan montos elevados con sus tarjetas y lo hacen con alta frecuencia, a diferencia del segmento 1 que maneja montos reducidos y lo hace esporádicamente o nunca. Por otro lado los segmentos 2 y 3 manejan montos intermedios con sus tarjetas y de igual

manera lo hacen con una frecuencia intermedia. Finalizado el análisis de las variables transaccionales, se llevará a cabo el estudio de la distribución de los segmentos de clientes con variables socio demográficas, de esta manera se complementará el análisis transaccional para proceder a formular el perfil definitivo de cada segmento.

La distribución de los segmentos de clientes para la variable demográfica Edad, en porcentajes, se muestran en el Cuadro 4.16.

Segmento	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Hasta 30 años	21.68%	26.63%	24.42%	32.23%	17.54%
De 31 a 40 años	32.97%	32.10%	31.15%	29.34%	28.14%
De 41 a 50 años	22.99%	23.01%	24.00%	22.08%	25.51%
De 51 a 60 años	15.45%	13.99%	14.95%	12.84%	21.49%
Mayor a 60 años	6.91%	4.27%	5.47%	3.51%	7.32%

Cuadro 4.16. Distribución de los segmentos de clientes para la variable edad.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Se puede apreciar que los segmentos 1, 2, 3 y 5 están compuestos en su mayoría por clientes adultos, a diferencia del segmento 4 que posee un mayor porcentaje de clientes jóvenes. El segmento 5 tiene un porcentaje considerable de clientes mayores a 50 años en la relación al porcentaje de clientes mayores que presenta los demás grupos.

La distribución de los segmentos de clientes para la variable demográfica Género, en porcentajes, se muestran en el Cuadro 4.17.

Se puede apreciar que todos los segmentos están constituidos en su mayoría por clientes del género masculino. Los segmentos que poseen mayor porcentaje de clientes del género femenino son los número 1 y 5. Además en el segmento 1 existe un porcentaje considerable de clientes sin información sobre su género.

Segmento	1	2	3	4	5
Masculino	69.86%	83.09%	82.75%	86.71%	82.11%
Femenino	12.26%	8.93%	11.13%	8.32%	13.01%
Sin Información	17.89%	7.98%	6.11%	4.97%	4.88%

Cuadro 4.17. Distribución de los segmentos de clientes para la variable género. Fuente y Elaboración: El Autor.

La distribución de los segmentos de clientes para la variable demográfica Educación, en porcentajes, se muestran en el Cuadro 4.18.

Segmento	1	2	3	4	5
Sin Estudios	0.71%	0.56%	0.49%	0.37%	0.35%
Primarios y Básicos	4.97%	4.69%	3.88%	3.45%	2.09%
Estudios Medios o Secundarios	77.19%	80.61%	77.30%	80.87%	60.71%
Formación Intermedia o Técnica	1.67%	1.85%	1.80%	2.23%	1.90%
Universitarios	13.87%	11.22%	15.54%	12.36%	32.99%
No disponible	1.60%	1.06%	0.99%	0.72%	1.96%

Cuadro 4.18. Distribución de los segmentos de clientes para la variable educación. Fuente y Elaboración: El Autor.

Se puede apreciar que todos los segmentos de clientes están integrados en su mayoría por clientes con estudios medios o secundarios y universitarios. El segmento que posee mayor porcentaje de clientes con instrucción universitaria es el número 5 mientras que el segmento que tiene menor porcentaje de clientes con instrucción universitaria es el número 2. El segmento que tiene mayor porcentaje de clientes sin estudios o con formación básica es el número 1 mientras que el segmento que tiene menor porcentaje de clientes sin estudios o con formación básica es el número 5. Además un aspecto a resaltar es el mínimo porcentaje de información no disponible en todos los segmentos con lo cual la distribución de la variable no se verá afectada.

La distribución de los segmentos de clientes para la variable demográfica Estado Civil,

en porcentajes, se muestran en el Cuadro 4.19.

Segmento	1	2	3	4	5
Casado	47.15%	51.25%	56.66%	52.13%	63.57%
Soltero	29.86%	35.58%	31.39%	37.72%	25.73%
Divorciado	3.10%	3.17%	3.58%	3.07%	4.08%
Union Libre	0.98%	1.00%	1.08%	0.83%	0.67%
Viudo	1.02%	1.01%	1.17%	1.28%	1.06%
No disponible	17.89%	7.98%	6.11%	4.97%	4.88%

Cuadro 4.19. Distribución de los segmentos de clientes para la variable estado civil. Fuente y Elaboración: El Autor.

Se puede apreciar que todos los segmentos en su mayoría están compuestos por clientes solteros y casados. El segmento que posee mayor porcentaje de clientes casados es el número 5 mientras que el segmento que posee menor porcentaje de clientes casados es el número 1. El segmento que tiene mayor porcentaje de clientes solteros es el número 4 mientras que el segmento que tiene menor número de clientes solteros es el número 1. De igual forma, en el segmento 1 existe un porcentaje considerable de clientes sin información sobre su estado civil. El porcentaje de clientes divorciados, viudos o que viven en unión libre es reducido en todos los segmentos.

La distribución de los segmentos de clientes para la variable demográfica Ciudad de domicilio, en porcentajes, se muestran en el Cuadro 4.20.

Se puede apreciar que todos los segmentos están constituidos en su mayoría de clientes domiciliados en la ciudad de Quito, seguidos de clientes domiciliados en la ciudad de Guayaquil. El segmento que presenta mayor porcentaje de clientes domiciliados en la ciudad de Quito es el número 1, mientras que el segmento con menor porcentaje de clientes domiciliados en la ciudad de Quito es el número 4. El segmento que contiene mayor porcentaje de clientes domiciliados en la ciudad de Guayaquil es el número 5, mientras que el segmento que contiene menor porcentaje de clientes domiciliados en la

ciudad de Guayaquil es el número 1. El porcentaje de clientes domiciliados en otras ciudades como Latacunga, Esmeraldas, etc, es pequeño en relación a Quito y Guayaquil, que son los principales centros económicos del país.

Segmento	1	2	3	4	5
Quito	45.36%	32.35%	34.89%	30.83%	41.54%
Guayaquil	21.19%	24.91%	24.87%	27.26%	27.50%
Latacunga	3.04%	3.27%	2.97%	3.10%	2.09%
Esmeraldas	2.20%	3.30%	2.32%	2.31%	1.45%
Riobamba	3.66%	4.09%	4.04%	4.64%	2.31%
Machala	1.81%	3.05%	3.46%	3.30%	2.51%
Otras Ciudades	22.74%	29.03%	27.44%	28.56%	22.61%

Cuadro 4.20. Distribución de los segmentos de clientes para la variable ciudad.
Fuente y Elaboración: El Autor.

La distribución de los segmentos de clientes para la variable demográfica Rango, en porcentajes, se muestran en el Cuadro 4.21.

Segmento	1	2	3	4	5
Rango Uno	30.92%	15.24%	13.11%	9.27%	18.28%
Rango Dos	69.08%	84.76%	86.89%	90.73%	81.72%

Cuadro 4.21. Distribución de los segmentos de clientes para la variable rango.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Se puede apreciar que todos los segmentos poseen en su mayor parte clientes de rango dos. El segmento que ostenta mayor porcentaje de clientes de rango dos es el número 5 y el segmento que ostenta menor número es el número 1. El segmento que posee mayor porcentaje de clientes de rango uno es el número 1 y el segmento que posee menor porcentaje es el número 4.

En relación a la profesión se puede apreciar que todos los segmentos están formados en su mayoría de clientes cuyo campo ocupacional son los servicios civiles, seguidos

de clientes que brindan sus servicios como ejecutivos, ingenieros, etc. El segmento 4 se encuentra comprendido por un mayor porcentaje de clientes que efectúan servicios civiles, a diferencia del segmento 1 donde se localiza el menor porcentaje de clientes con dicha característica. El segmento 1 esta constituido por un mayor porcentaje de clientes que trabajan en relación de dependencia con empresas en contraste con el segmento 4 donde se ubica el menor porcentaje de clientes que poseen esta naturaleza laboral. El porcentaje de clientes en las categorías laborales restantes no es significativo en comparación al porcentaje de clientes en la categoría servicios personales.

Una vez concluida la investigación de las variables transaccionales y socio demográficas para los diferentes segmentos, los resultados conseguidos anteriormente se resumirán en perfiles adecuados a cada uno de los segmentos de clientes. Estos perfiles de características brindarán un conocimiento claro y profundo del status de los clientes con la Institución Financiera y posibilitarán el desarrollo de estrategias de gestión altamente efectivas. El perfil de los segmentos de clientes se especifica a continuación:

Segmento 1: Usuarios Ocasionales

- El tamaño del segmento es de 22.26%.
- Este segmento contribuye en un 0.64% al monto total gastado con tarjeta de crédito por todos los clientes de la Institución Financiera.
- Clientes que manejan montos bajos con su tarjeta de crédito y lo realizan con poca frecuencia.
- Clientes que principalmente usan sus tarjetas de crédito en las categorías pagos e impuestos, ATMs y viajes y que no efectúan consumo alguno sobre las categorías hogar, familia, telefonía y otros.
- Clientes que emplean su tarjeta de crédito con mayor frecuencia en las categorías

pagos e impuestos y ATMs.

- Clientes que concentran el porcentaje gastado con su tarjeta de crédito en las categorías pagos e impuestos y ATMs.
- Clientes con un ingreso promedio de 305.34 dólares y que tienen una cuenta abierta en la Institución Financiera por 10.58 años.
- Clientes adultos, de género masculino en mayor porcentaje, casados y con estudios medios o secundarios.
- Clientes domiciliados en la ciudad de Quito, de rango dos y cuyo campo laboral son los servicios civiles así como servicios personales.

Segmento 2: Usuarios Típicos

- El tamaño del segmento es de 26.16%.
- Este segmento contribuye en un 17.74% al monto total gastado con tarjeta de crédito por todos los clientes de la Institución Financiera.
- Clientes que manejan montos intermedios con su tarjeta de crédito y lo realizan con frecuencia moderada.
- Clientes que son responsables con sus obligaciones y deudas por lo que principalmente usan sus tarjetas de crédito en las categorías pagos e impuestos y ATMs para cancelar cantidades considerables y realizar avances de efectivo en cajeros. De igual manera estos clientes presentan cierto interés en las categorías familia, entretenimiento y viajes y no efectúan consumo alguno sobre las categorías hogar y telefonía.
- Clientes que emplean su tarjeta de crédito con mayor frecuencia en las categorías pagos e impuestos y ATMs.

- Clientes que concentran el porcentaje gastado con su tarjeta de crédito en las categorías pagos e impuestos y ATMs así como un mínimo porcentaje en las categorías entretenimiento y familia.

- Clientes con un ingreso promedio de 367.42 dólares y que tienen una cuenta abierta en la Institución Financiera por 10.93 años.

- Clientes adultos, de género masculino en mayor porcentaje, solteros y casados con estudios medios o secundarios.

- Clientes domiciliados en la ciudad de Quito, de rango dos cuyo campo laboral son los servicios civiles y servicios personales.

Segmento 3: Clientes de Familia

- El tamaño del segmento es de 29.81%.

- Este segmento contribuye en un 38.20% al monto total gastado con tarjeta de crédito por todos los clientes de la Institución Financiera.

- Clientes que manejan montos intermedios con su tarjeta de crédito y lo realizan con frecuencia moderada.

- Clientes que usan sus tarjetas de crédito en todas las categorías, a excepción del grupo mercantil telefonía. Son clientes que además de cubrir cantidades considerables en las categorías pagos e impuestos y ATMs, gastan montos importantes en familia, hogar y entretenimiento. Estas tres categorías constituyen el eje de las necesidades familiares.

- Clientes que emplean su tarjeta de crédito con mayor frecuencia en las categorías pagos e impuestos, ATMs, familia, viajes y entretenimiento.

- Clientes que concentran el porcentaje gastado con su tarjeta de crédito en las categorías pagos e impuestos y ATMs así como un porcentaje relativo en las categorías familia, hogar, entretenimiento y otros.

- Clientes con un ingreso promedio de 441.88 dólares y que tienen una cuenta abierta en la Institución Financiera por 11.39 años.

- Clientes adultos, de género masculino en mayor porcentaje, casados y con estudios medios o secundarios.

- Clientes domiciliados en la ciudad de Quito, de rango dos cuyo campo laboral son los servicios civiles y servicios personales.

Segmento 4: Jóvenes consumidores

- El tamaño del segmento es de 13.26%.

- Este segmento contribuye en un 15.40% al monto total gastado con tarjeta de crédito por todos los clientes de la Institución Financiera.

- Clientes que manejan montos intermedios con su tarjeta de crédito y lo realizan con frecuencia moderada.

- Clientes que usan sus tarjetas de crédito en todas las categorías mercantiles. Son clientes que además de cubrir cantidades considerables en las categorías pagos e impuestos y ATMs, gastan montos importantes en las categorías telefonía y entretenimiento.

- Clientes que emplean su tarjeta de crédito con mayor frecuencia en las categorías pagos e impuestos, ATMs, telefonía, entretenimiento y familia a diferencia de las categorías hogar y otros donde casi no la utilizan.

- Clientes que concentran el porcentaje gastado con su tarjeta de crédito en las categorías pagos e impuestos, ATMs, telefonía y entretenimiento así como un porcentaje relativo en las categoría familia.
- Clientes con un ingreso promedio de 444.27 dólares y que tienen una cuenta abierta en la Institución Financiera por 10.86 años.
- Clientes jóvenes, de género masculino en mayor porcentaje, solteros y casados, que poseen estudios medios o secundarios.
- Clientes domiciliados en la ciudad de Quito y Guayaquil, de rango dos y cuyo campo laboral son los servicios civiles.

Segmento 5: Clientes Gold

- El tamaño del segmento es de 8.52%.
- Este segmento contribuye en un 28.02% al monto total gastado con tarjeta de crédito por todos los clientes de la Institución Financiera.
- Clientes que manejan montos altos con su tarjeta de crédito y lo realizan con elevada frecuencia.
- Clientes que usan sus tarjetas de crédito en todas las categorías mercantiles.
- Clientes que emplean su tarjeta de crédito al menos dos veces en cada categoría mercantil.
- Clientes que concentran el porcentaje gastado con su tarjeta de crédito esencialmente en la categoría pagos e impuestos, sin hacer de lado a las demás categorías donde los porcentajes de gasto se encuentran equilibrados para cada una de ellas.
- Clientes con un ingreso promedio de 735.99 dólares y que tienen una cuenta abierta en la Institución Financiera por 12.03 años.

- Clientes adultos y mayores, de género masculino en mayor porcentaje, casados, que poseen estudios secundarios y universitarios.

- Clientes domiciliados en la ciudad de Quito y Guayaquil, de rango dos cuyo campo laboral son los servicios civiles y servicios personales.

§ 4.2 Aplicación de la metodología de Máquinas de soporte vectorial

En esta sección se desarrollará la metodología planteada en el Capítulo 3 para la implementación de máquinas de soporte vectorial, con el fin de obtener lineamientos orientados hacia la gestión de los clientes tarjetahabientes de la Institución Financiera en análisis. En el caso de la presente investigación se trabajará con el paquete e1071 del software R. Este paquete posee muchas bondades relativas al uso de máquinas de soporte vectorial en el estudio de extensos conjuntos de datos, entre las cuales destacan:

- La estandarización de variables cuantitativas se realiza internamente por lo que no es necesario efectuar un paso adicional para cumplir con esta acción.
- La optimización mínima secuencial del clasificador viene prestablecida en todos los algoritmos del paquete por lo que no se debe recurrir a otros paquetes o métodos disponibles en R para llevar a cabo dicha tarea.

Los aspectos mencionados anteriormente son esenciales en la aplicación de la metodología de máquinas de soporte vectorial, ya que coinciden con las etapas 1 y 3 del proceso descrito en el Capítulo 3. En cuanto a la etapa 2, selección de muestras, se utilizará validación cruzada en dos grupos. A través de muestreo aleatorio simple se separará el 60% de los clientes en una muestra inicial para entrenar los modelos y se reservará el 40% restante de los clientes en una muestra para validar los mismos.

En relación a la etapa 4 de la metodología, la implementación de máquinas de soporte vectorial se ejecutará considerando los siguientes elementos. La variable principalmente vinculada con la gestión de los tarjetahabientes es el segmento al cual pertenecen cada uno de ellos por lo que se tendrá un problema multiclasificación (más de dos clases en la variable dependiente). La metodología propone ensayar clasificadores individuales para diferentes costos y funciones núcleo. En el estudio vigente de los tarjetahabientes

se diseñaran tres combinaciones con diferentes funciones núcleo para tres costos de clasificación ya establecidos. Es decir que de acuerdo a los expuesto en el Capítulo 3, se construirán tres clasificadores con funciones núcleo radial, lineal y polinomial para costos de clasificación de 10, 50 y 100 respectivamente.

De igual manera se aplicó un algoritmo de optimización sobre los parámetros de las funciones núcleo radial y polinomial así como sobre el costo de clasificación. El resultado de la optimización derivó en parámetros óptimos $\gamma = 0.1$, $d = 2$ y $C = 50$. La función núcleo radial trabaja únicamente con el parámetro $\gamma =$ mientras que la función núcleo polinomial trabaja con los parámetros γ y d. La función núcleo lineal no usa ninguno de los parámetros mencionados anteriormente puesto que se encuentra estructurada sobre productos internos normales. Los modelos de máquinas de soporte vectorial toman en cuenta todos estos parámetros, situación que no sucede con un árbol de decisión. El árbol de decisión es un método sencillo, de fácil implementación y que se integra apropiadamente a otros clasificadores. En esta sección se aplicará el árbol de decisión a nivel de un clasificador individual y como un complemento de la máquina de soporte vectorial.

Inicialmente se ejecutarán los modelos de máquinas de soporte vectorial con los antecedentes previamente señalados para luego proceder al diseño del árbol de decisión con el algoritmo CART. Las muestras de entrenamiento y validación serán utilizadas tanto en las máquinas de soporte vectorial así como en el árbol de decisión.

Una vez compiladas las diferentes versiones de máquinas de soporte vectorial asociadas a distintos costos y funciones núcleo, los resultados derivados de la nueva clasificación serán valorados mediante el área bajo la curva ROC en vista de que no se puede realizar una prueba gráfica en base a esta curva ya que únicamente admite resultados binarios (dos clases) y en el caso de esta investigación se tiene un resultado multiclase (cinco clases). No existe ningún inconveniente al valorar el resultado de un clasificador a

través del AUROC puesto que utiliza los mismos principios y teoría planteados para diseñar una curva ROC normal. El AUROC calculada en las diferentes configuraciones de máquinas de soporte vectorial dentro del marco de estudio de los tarjetahabientes de la Institución Financiera se muestra en el Cuadro 4.22.

Núcleo y Costo	C=10	C=50	C=100
Base Radial	**0.60**	0.5501	0.5531
Lineal	0.5339	0.5517	0.5453
Polinomial	0.5620	0.5612	0.5519

Cuadro 4.22. AUROC de las configuraciones SVM método uno contra uno.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Es necesario resaltar que en primera instancia se elaboraron configuraciones de SVM bajo el método uno contra uno. El método uno contra uno efectúa clasificadores tomando en cuenta diferentes parejas para cada clase en la variable objetivo. Los resultados del AUROC que se visualizan en el Cuadro 4.22 corresponden a este método. De igual manera se realizarán configuraciones SVM bajo el método uno contra todos. En el método uno contra todos no se construye un clasificador considerando parejas de clases en la variable objetivo, al contrario el número de clasificadores diseñados es igual al número de clases en la variable objetivo. Este método desarrolla un clasificador binario por cada clase en la variable objetivo. Los resultados del AUROC referentes a dicho método se pueden apreciar en el Cuadro 4.23.

Núcleo y Costo	C=10	C=50	C=100
Base Radial	**0.60**	0.5494	0.520
Lineal	0.5285	0.5278	0.5101
Polinomial	0.5285	0.5006	0.5117

Cuadro 4.23. AUROC de las configuraciones SVM método uno contra todos.
Fuente y Elaboración: El Autor.

De los cálculos efectuados anteriormente es importante resaltar que las configuraciones para las cuales se obtiene un mejor AUROC corresponden a los modelos de máquina de soporte vectorial determinados a partir de los métodos uno contra uno y uno contra todos, con un costo de 10 y cuya función núcleo es Base radial. La formulación de políticas de gestión de clientes se realizarán en función a la configuración derivada del método uno contra uno puesto que su performance en clasificación es elevado en relación a otras configuraciones y autores como Yu [2008] utilizan modelos desarrollados sobre esta estructura con resultados extraordinarios.

§ § 4.2.1 Caso de la política de gestión de clientes tarjetahabientes

En este apartado se elaborará la política de gestión de clientes de la Institución Financiera utilizando la configuración SVM que presenta los mejores atributos de acuerdo al análisis ejecutado anteriormente. La configuración SVM se denominará M1 y será empleada para obtener una nueva clasificación en base a la variable dependiente segmento de cliente y un conjunto de variables socio demográficas independientes. Con la nueva variable de clasificación se construirán cuadros descriptivos que permitan establecer una comparación con las estadísticas descriptivas de la variable original segmento y además se implementará un árbol de decisión bajo el algoritmo CART para extraer un sistema de reglas adecuadas que faciliten la toma de decisiones en cuanto a los clientes del Banco.

Aplicando el modelo M1 sobre la base de datos de 36553 individuos, la variable dependiente Segmento y 11 variables socio demográficas independientes, se obtuvo la variable `Clasificación`. Después de emplear el modelo M1 el tamaño de los segmentos de clientes se vio reducido, con una mayor concentración de clientes en los segmentos 1, 2 y 3 en contraste a los segmentos 4 y 5. Esto no quiere decir que el modelo M1 se haya equivocado sino que por el contrario los clientes de estos dos segmentos se encuentran

en etapas diferentes de su ciclo de vida con la Institución Financiera, por un lado el segmento 4 son clientes jóvenes y el segmento 5 son clientes adultos que gastan elevadas cantidades. Los dos segmentos de clientes pueden constituir tanto el inicio como el fin del ciclo de vida del cliente con el Banco por lo que la interrelación que ellos presentan con los segmentos restantes podría ser limitada o nula. Un elemento importante a destacar es que la información de muchas variables del estudio se estabilizó luego de utilizar el modelo M1. La comparación del monto promedio manejado con tarjeta de crédito por segmento de clientes antes y después de implementar el modelo M1 así como la frecuencia de uso promedio se encuentran en el Cuadro 4.24 y Cuadro 4.25 respectivamente.

Segmento	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Antes de usar M1	32.02	759.23	1435.34	1300.53	3684.61
Después de usar M1	682.50	1037.26	1222.62	1020.96	3206.90

Cuadro 4.24. Comparativa monto manejado antes y después de implementar M1.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Segmento	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Antes de usar M1	5.70	28.65	35.27	37.93	52.44
Después de usar M1	18.79	29.92	31.04	28.06	40.23

Cuadro 4.25. Comparativa frecuencia de uso antes y después de implementar M1.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Se puede visualizar que el monto manejado y la frecuencia de uso en cada segmento de clientes tiene un cambio notable y cada segmento mueve cantidades medias y elevadas con frecuencia considerable al utilizar sus tarjetas de crédito. De igual manera los cinco segmentos de clientes ahora gastan con sus tarjetas en todas las categorías y con frecuencia moderada lo cual equivale a un beneficio importante para la Institución Financiera. El Cuadro 4.26 y el Cuadro 4.27 muestran los montos y frecuencia de uso

en las diferentes categorías mercantiles que se analizan en la investigación actual.

Segmento	1	2	3	4	5
Monto Entretenimiento	29.63	31.55	47.94	51.23	204.52
Monto ATMs	127.17	333.22	325.96	187.12	403.62
Monto Hogar	17.51	16.07	28.67	47.11	137.63
Monto Pagos	399.78	548.16	655.34	541.66	1728.18
Monto Familia	52.36	45.35	77.28	72.99	329.11
Monto Telefonía	13.01	23.77	25.55	90.97	46.18
Monto Viajes	15.57	15.83	21.97	10.45	148.89
Monto Otros	27.48	23.30	39.90	19.43	208.76

Cuadro 4.26. Monto manejado por categoría mercantil después de implementar M1.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Segmento	1	2	3	4	5
Frecuencia Entretenimiento	0.77	0.84	1.23	1.34	4.19
Frecuencia ATMs	5.11	12.83	11.94	8.11	8.55
Frecuencia Hogar	0.37	0.33	0.59	0.37	1.73
Frecuencia Pagos	9.47	11.75	11.84	12.00	13.54
Frecuencia Familia	1.29	1.11	1.97	2.03	6.53
Frecuencia Telefonía	0.34	0.67	0.76	2.03	1.13
Frecuencia Viajes	1.07	2.01	2.05	1.77	2.21
Frecuencia Otros	0.37	0.38	0.65	0.40	2.35

Cuadro 4.27. Frecuencia de uso por categoría mercantil después de implementar M1.
Fuente y Elaboración: El Autor.

El modelo M1 permitió a muchos clientes que estaban en un segmento no muy adecuado acorde a sus características ser reasignados con lo cual el proceso analítico del modelo M1 hizo posible tener segmentos con actividad transaccional media y alta. De esta forma la gestión de los clientes no se enfocará únicamente en ciertos grupos, al contrario cada segmento estará gestionado efectivamente y así se obtendrá el mayor bienestar posible para la Institución Financiera. Una situación similar sucede con el porcentaje gastado con tarjeta de crédito en cada categoría mercantil, que se elevó después de la

nueva clasificación. El porcentaje gastado en cada diferente categoría con tarjeta de crédito se muestra en el Cuadro 4.28.

Segmento	1	2	3	4	5
Porcentaje Entretenimiento	2.35	3.10	3.43	4.57	4.88
Porcentaje ATMs	20.51	34.77	31.96	12.87	21.14
Porcentaje Hogar	1.60	1.53	2.25	3.31	3.32
Porcentaje Pagos	67.20	50.75	50.75	52.46	52.40
Porcentaje Familia	4.00	3.67	4.99	10.13	7.40
Porcentaje Telefonía	1.25	2.27	2.11	12.41	1.93
Porcentaje Viajes	1.36	2.11	2.01	2.81	4.02
Porcentaje Otros	1.68	1.81	2.50	1.44	4.91

Cuadro 4.28. Porcentaje gastado por categoría mercantil después de implementar M1.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Los resultados expuestos en estos Cuadros ayudan a ratificar la utilidad de un modelo analítico, como el implementado en la investigación actual, puesto que permite tener segmentos con clientes mejor agrupados según sus características y comportamiento de compra. En base a la nueva clasificación todos los segmentos poseen actividad y además la gestión de nuevos clientes y de los clientes actuales tendrá un fundamento estructurado correctamente y evitará que la Institución Financiera pierda tiempo y recursos usando métodos de gestión poco efectivos. La parte final de este apartado consiste en realizar un árbol de decisión (Algoritmo CART) sobre la nueva variable de clasificación y un conjunto de 11 variables socio demográficas. La finalidad de esta acción es extraer un sistema de reglas a partir de información socio demográfica que faciliten la gestión de los clientes que posee el Banco así como nuevos clientes que podrían ser atraídos a la misma. En la Figura 4.3 se encuentra el árbol de decisión efectuado sobre el conjunto de variables mencionado anteriormente.

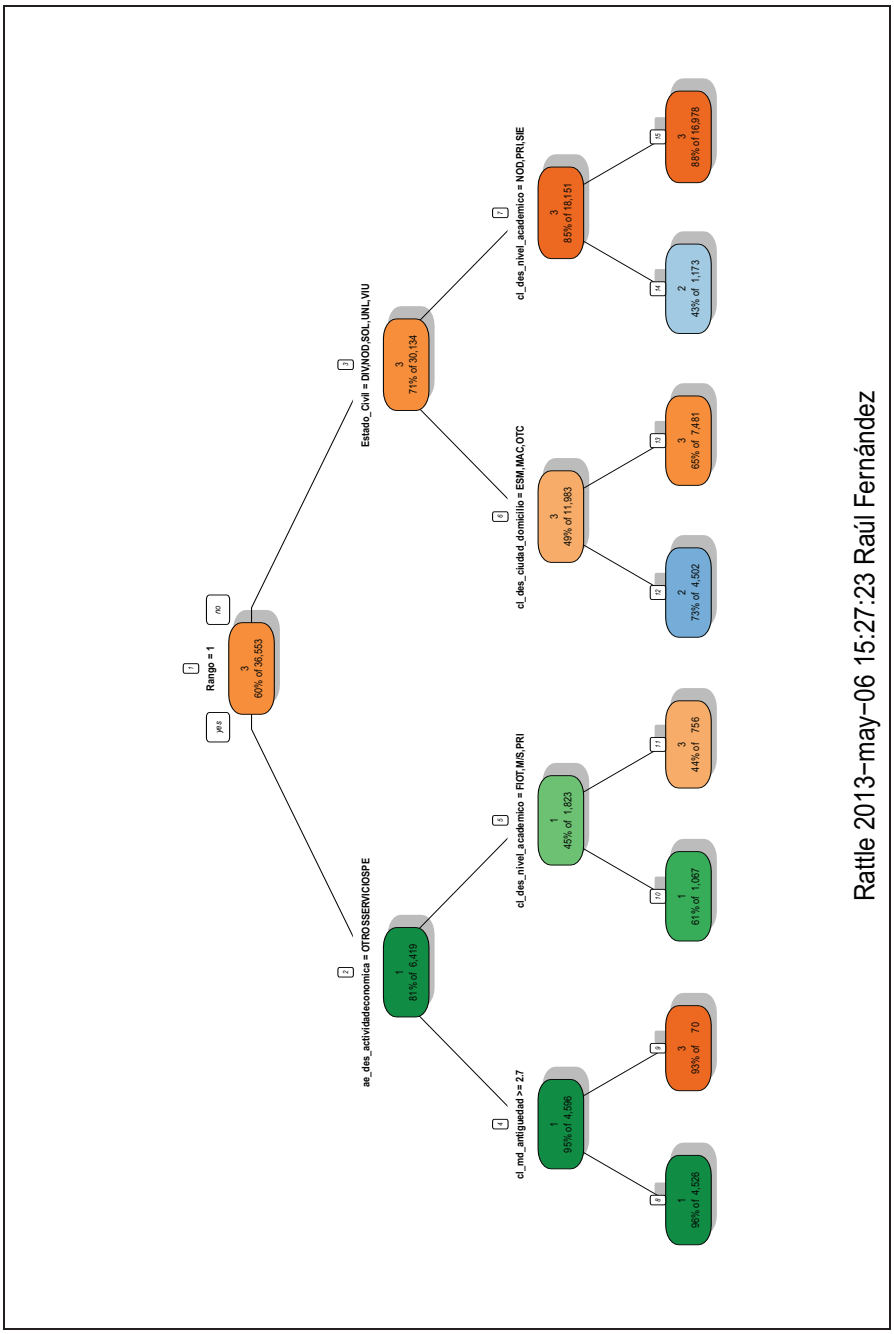
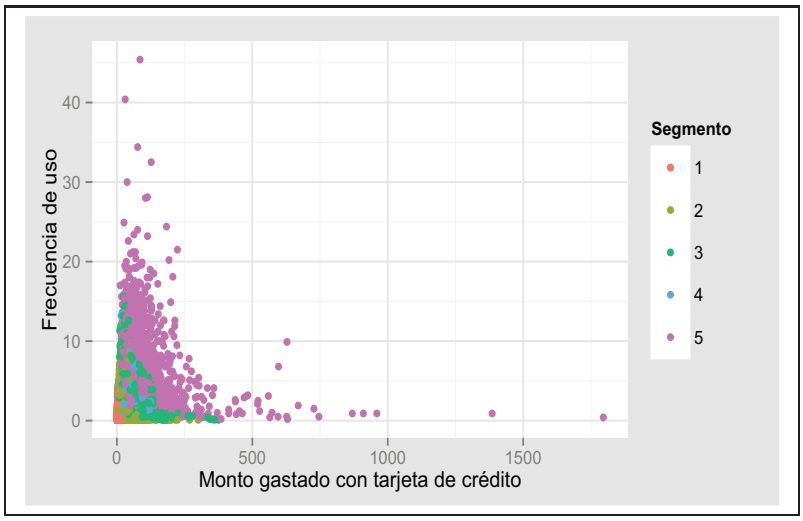


Figura 4.3. Árbol de decisión para la extracción de reglas de gestión.
Fuente y Elaboración: El Autor.

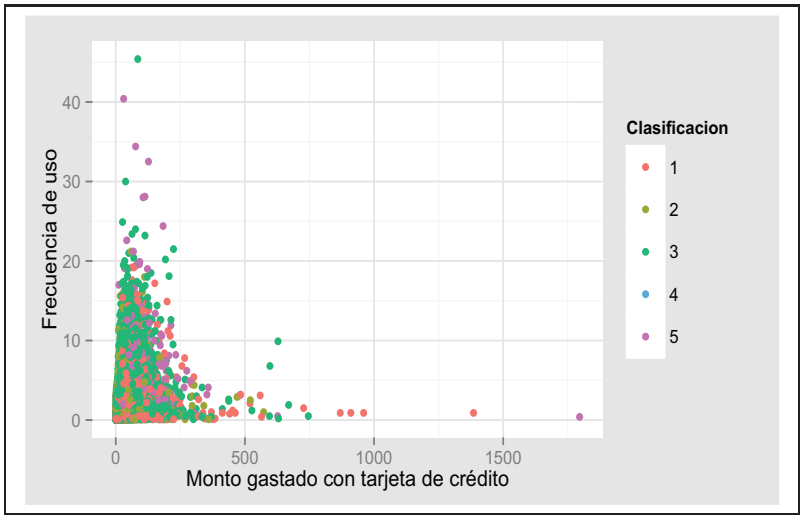
El árbol de decisión diseñado sobre el algoritmo CART constituye la etapa final del modelo analítico de gestión de tarjetahabientes de la Institución Financiera. A través del árbol de decisión se establecerán las reglas y políticas de gestión acerca de los clientes que posee la institución y los nuevos prospectos que podrían llegar a esta. Cabe recalcar que el árbol de decisión ejecutado en el presente estudio es un complemento del modelo obtenido a partir de máquinas de soporte vectorial. Para medir el rendimiento en clasificación del árbol de decisión se utilizó de igual manera la medida AUROC, obteniéndose un valor de 0.7. Esta cantidad es coherente y garantiza la calidad del modelo a nivel global, es decir desde la implementación de la máquina de soporte vectorial hasta la estructuración del árbol de decisión. La comparación del algoritmo CART y la máquina de soporte vectorial como clasificadores independientes se efectuará más adelante.

§ § 4.2.2 Caso de la lealtad de los clientes tarjetahabientes del banco

Un lineamiento apropiado para estudiar la lealtad de los clientes de una empresa o una institución financiera lo proponen Zou and Yu [2011]; la idea esencial de esta concepción radica en elaborar un gráfico bidimensional entre el monto gastado por cada cliente y la frecuencia de compra, que en el caso de la presente investigación sería el uso de tarjeta de crédito. Las bases de datos entregadas por la institución financiera disponen de dichas variables por lo que se procederá a construir dos gráficos, el primero con la segmentación original de los clientes y el segundo con la clasificación derivada del modelo M1, así se podrá visualizar los cambios en la lealtad de los clientes antes y después de hacer uso del modelo M1. Los diseños antes descritos se muestran en la Figura 4.4. Aquí se puede apreciar que los tarjetahabientes en análisis poseen una lealtad intermedia con la Institución Financiera. Los clientes gastan con sus tarjetas aproximadamente 500 dólares y lo hacen alrededor de 20 veces en un mes. La cantidad de clientes que gastan cantidades elevadas con alta frecuencia es mínima.



(a) Distribución de clientes antes de aplicar M1



(b) Distribución de clientes luego de aplicar M1

Figura 4.4. Estudio de lealtad de los clientes antes y después de aplicar M1.
Fuente y Elaboración: El Autor.

Antes de aplicar el modelo M1 hay la presencia de un cierto grado de concentración de clientes del segmento cinco lo cual no facilita la gestión de los segmentos restantes e impide comprender su lealtad con la Institución Financiera, al existir un gran número de clientes del segmento cinco (transaccionistas) las acciones al administrarlos no podrían ser adecuadas puesto que son clientes adultos que gastan elevadas cantidades y que probablemente se encuentran en la etapa final de su ciclo de vida con el Banco. Luego de aplicar el modelo M1 aún hay la concentración de clientes pero ahora no se ubica en el segmento cinco sino que se enfoca sobre otros segmentos, en particular sobre el segmento tres. Los clientes del segmento tres se hallan en una etapa intermedia de su ciclo de vida con el Banco (clientes de familia) por lo que la toma de decisiones al momento de gestionarlos permitirá definir que clientes deben permanecer en su segmento y cuales clientes son aptos para migrar hacia otro segmento con mejores características. La gestión efectiva de segmentos de clientes como el segmento tres, así como los segmentos uno y dos, posibilitará fidelizar y mantener a estos clientes en contraste a los segmentos cuatro y cinco. Los dos segmentos están compuestos por clientes que contribuyen al bienestar del Banco, pero las etapas de su ciclo de vida con la Institución Financiera (en el caso del segmento cuatro son clientes jóvenes que se encuentran iniciando su historial bancaria y el segmento cinco son clientes adultos y mayores en la fase final de su historial bancario) no son las adecuadas para canalizar demasiados recursos y excesivos esfuerzos. Con la nueva clasificación la lealtad de los clientes mejorará ya que los segmentos uno, dos y tres tendrán especial atención al realizar su administración sin descuidar los segmentos cuatro y cinco.

§ § 4.2.3 Comparación de Máquinas de Soporte Vectorial y CART

En este apartado de la investigación se llevará a cabo la comparación entre el algoritmo CART y la máquina de soporte vectorial como dos clasificadores a nivel individual. Para este análisis comparativo se empleará la medida AUROC, que es el indicador de uso común al realizar esta tarea. El entrenamiento y validación del árbol de decisión tiene las mismas consideraciones de la máquina de soporte vectorial, es decir se utilizó el 60% de los clientes en la etapa de entrenamiento del modelo y el 40% restante en su validación. El árbol obtenido luego de aplicar el algoritmo CART sobre los clientes de la Institución Financiera se puede visualizar en la Figura 4.5.

El AUROC correspondiente al modelo desarrollado bajo el algoritmo CART fue de 0.4563. En comparativa a los valores AUROC calculados con diferentes configuraciones de máquinas de soporte vectorial, y que se muestran en los Cuadros 4.24 y 4.25 respectivamente, el poder de discriminación del algoritmo CART como metodología independiente no alcanza el nivel de una máquina de soporte vectorial y no cubre el mínimo admisible de 0.5 propuesto por Anderson [2007] para ser considerado como un modelo de clasificación coherente. Este suceso se puede deber a que los árboles de decisión generalmente recurren a métodos de partición sucesiva a diferencia de la máquina de soporte vectorial que tiene como base un problema de optimización, lo cual convierte a estos modelos en una alternativa efectiva al momento de clasificar individuos.

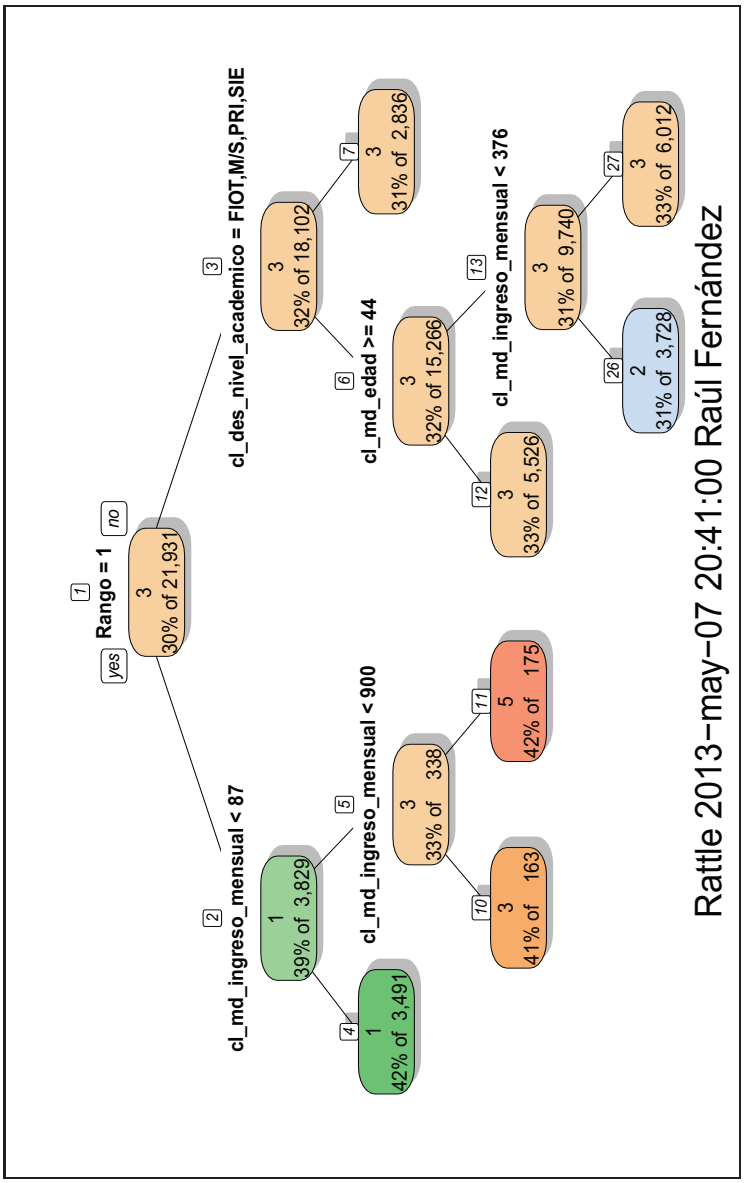


Figura 4.5. Árbol de decisión como clasificador individual.
Fuente y Elaboración: El Autor.

§ 4.3 Evaluación de los resultados

Los resultados obtenidos tanto en los modelos de máquinas de soporte vectorial así como en los árboles de decisión son alentadores en unos casos y en otros no. La finalidad de un modelo de clasificación es alcanzar un alto nivel al discriminar conjuntos de individuos. Las máquinas de soporte vectorial evidenciaron que poseen un rendimiento de clasificación medio – alto, conseguiéndose un AUROC de 0.6 en la mejor configuración de dichos modelos. Las máquinas de soporte vectorial se implementaron bajo dos métodos el uno contra uno y el uno contra todos; en ambos métodos se encontraron dos configuraciones con un mismo valor del AUROC y el cual es máximo en comparación a las combinaciones restantes. Todas las configuraciones de máquinas de soporte vectorial ostentan un AUROC superior a la barrera de 0.5, es decir cumplen con el valor mínimo requerido para ser empleados como modelos clasificadores. Esta situación no ocurre con los árboles de decisión. El algoritmo CART mostró que su nivel de clasificación como un clasificador individual no es adecuado en relación a los modelos de máquinas de soporte vectorial pero al ser utilizado como un complemento de la misma demostró que tiene una eficiencia magnífica puesto que su AUROC fue de 0.7. La integración de máquinas de soporte vectorial con árboles de decisión ayudo a refinar la clasificación de tal manera que se pueda comprender de mejor manera a los clientes de la Institución Financiera.

§ 4.4 Formulación de la política de gestión de clientes y criterios de lealtad

Una de las ventajas de emplear un árbol de decisión es la facilidad que brindan al establecer un sistema de reglas de decisión en referencia a los individuos clasificados. Las reglas a extraerse del árbol de decisión que aparece en la Figura 4.3 facilitarán la formulación de políticas de gestión de clientes de la Institución Financiera. El árbol de decisión da pautas para la gestión de clientes de los segmentos no, dos y tres por lo que la administración de los segmentos cuatro y cinco se realizará en base a los montos que manejan y las categorías en las que gastan. Las políticas de gestión se detallan a continuación:

- Si un cliente tiene rango uno, su actividad económica es de servicios personales y la antigüedad de su cuenta en el banco es mayor o igual a 2.7 años es posible que su perfil y características se acoplen al segmento uno. De igual manera los clientes del segmento uno gastan cantidades altas y medias en las categorías entretenimiento, familia y viajes por lo que se deberían centrar esfuerzos en fijar conexiones con establecimientos relacionados con estas que categorías que brinden beneficios a estos clientes para que gastan con sus tarjetas de crédito cantidades importantes que contribuyan al bienestar de la Institución Financiera.

- Si un cliente tiene rango dos, su estado civil es divorciado, soltero, unión libre o viudo y su ciudad de domicilio es Machala, Esmeraldas u otras es posible que su perfil y características se acoplen al segmento dos. Los clientes de este segmento gastan cantidades altas y medias en las categorías entretenimiento, familia y viajes por lo que se deberían centrar esfuerzos en fijar conexiones con establecimientos relacionados con estas que categorías que brinden beneficios a estos clientes para que gastan con sus tarjetas de crédito cantidades importantes que contribuyan al bienestar de la Institución Financiera.

- Si un cliente tiene rango dos, su estado civil es casado y su nivel académico corresponde a estudios secundarios, técnicos o formación universitaria es posible que su perfil y características se acoplen al segmento tres. Los clientes del segmento tres gastan cantidades altas y medias en las categorías entretenimiento, hogar, familia, viajes y otros por lo que se deberían centrar esfuerzos en fijar conexiones con establecimientos relacionados con estas que categorías que brinden beneficios a estos clientes para que gastan con sus tarjetas de crédito cantidades importantes que contribuyan al bienestar de la Institución Financiera.

- Los clientes del segmento cuatro se caracterizan por gastar con sus tarjetas de crédito cantidades medias y altas en todas las categorías sobre todo en la categoría telefonía por lo que sería factible realizar convenios con empresas de telefonía y comunicación para que los clientes inviertan cantidades importantes que beneficien a la Institución Financiera.

- Los clientes del segmento cinco se caracterizan por gastar con sus tarjetas de crédito cantidades altas en todas las categorías por lo que sería coherente fomentar el consumo de estos clientes aumentando el cupo de las tarjetas de crédito de los mismos y tratando de obtener nuevos beneficios en los locales y centros que usualmente visitan estos clientes.

Si se toma en cuenta los planteamientos propuestos por Zou and Yu [2011] en torno a la lealtad de los clientes, se puede enunciar que los clientes del segmento cinco son más leales con la Institución Financiera puesto que gastan cantidades elevadas con frecuencia considerable en comparación a los demás segmentos. Es necesario resaltar que existen diversos lineamientos en cuanto a la lealtad de un cliente, en este estudio se uso como referencia el criterio propuesto por Zou and Yu [2011] pero no se debe olvidar que todos los clientes constituyen el eje principal de una empresa o banco por lo que la gestión de todos ellos a un mismo nivel ayudará a la organización a obtener el mayor bienestar posible.

CAPÍTULO 5

Conclusiones y Recomendaciones

Al terminar la presente investigación se debe resaltar que la finalidad de este proyecto fue brindar lineamientos y principios para la ejecución de una estrategia CRM en una Institución Financiera. Los criterios expuestos en el trabajo actual no se generalizan únicamente hacia una entidad bancaria sino que son fácilmente interpretables y se pueden aplicar en otro tipo de organizaciones comerciales como empresas de servicios, telecomunicaciones, etc. La implementación de un modelo analítico en la parte final ayudó a ratificar la importancia de establecer un proceso de estudio de las bases de datos que posee una institución financiera o empresa. La minería y explotación de bases de datos facilitan la toma de decisiones adecuadas en torno a los clientes mediante el uso de modelos sencillos o complejos. En el caso del estudio realizado se desarrollo un modelo global que incluyó máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión. Su rendimiento fue bueno y en base a la nueva clasificación derivada de la máquina de soporte vectorial se determinaron ciertas reglas de decisión o políticas sobre los clientes a través de un árbol de decisión. Las reglas obtenidas servirán como base al momento de gestionar un nuevo cliente y de igual manera al ejercer acciones sobre los clientes actuales de la Institución Financiera. La vinculación de diversos modelos estadísticos conjuntamente con las pautas acerca de la estrategia CRM en la banca contribuirán al bienestar de la Institución Financiera en análisis así como a un mejor entendimiento de la situación de sus clientes.

§ 5.1 Conclusiones

- La administración de relaciones con los clientes (CRM) es el conjunto de principios y herramientas que ayudan a una empresa a otorgar un mejor servicio y atención a sus clientes en relación a sus competidores con lo cual la empresa podrá conservar sus clientes actuales, atraer nuevos clientes y fidelizar aquellos clientes que están a punto de abandonar la entidad así se conseguirán elevados beneficios y la organización tendrá una mejor posición dentro del mercado en el que desempeña sus funciones comerciales.

- Existen tres tipos diferentes de CRM: CRM Operacional, CRM Analítico y CRM Estratégico. El CRM Operacional se encuentra relacionado con el componente tecnológico de una empresa puesto que contempla todas las tareas y acciones vinculadas al desarrollo de sistemas automáticos que faciliten la toma de decisiones rápida en cuanto a la administración de clientes. El CRM Analítico se encuentra relacionado con la ejecución de modelos de minería de datos sobre bases de datos correctamente estructuradas a partir de metodologías de hospedaje de datos (data warehouse o data mart). Estos modelos ayudan a identificar perfiles de características acerca de los clientes que permiten conocer la situación actual de los clientes para gestionarlos efectivamente. El CRM se encuentra relacionado con la definición de procesos y estrategias enfocados a instaurar al cliente como la unidad principal que posibilitará a cualquier empresa obtener el liderazgo deseado. Una empresa que no considera importantes a sus clientes pierde la capacidad de competir frente a sus similares y no alcanzará las metas y objetivos establecidos.

- La implementación de una estrategia CRM en una empresa consta de tres etapas. La primera etapa consiste en fijar los objetivos que la empresa busca alcanzar en el corto, mediano o largo plazo y de acuerdo a esto realizar inteligencia de

clientes mediante la creación de patrones sobre datos recopilados acerca de los mismos. La segunda etapa contempla el uso de la inteligencia de clientes para tener un conocimiento claro de cual es su situación con la empresa, así se podrá decidir la orientación de campañas de marketing hacia segmentos específicos de clientes, creación de productos especiales y que clientes deberían ser removidos por su baja actividad con la entidad. La tercera etapa engloba los resultados una vez que se han efectuado las etapas uno y dos. Si dichas etapas se desarrollaron correctamente, en esta fase final se visualizará un incremento de las ventas, la masa de clientes y la rentabilidad de la empresa en general.

- El marketing bancario es un campo especializado del marketing que constituye la base del CRM en la banca y esta compuesto por cuatro etapas. La etapa inicial consiste en diferenciar y seleccionar al cliente; aquí se estudiará cuales son la preferencias de los clientes y que productos y servicios son adecuados para satisfacer su demanda. La segunda etapa contempla la personalización y desarrollo de la oferta de productos que tiene el banco; en esta etapa una vez identificadas las preferencias de los clientes se deben diversificar los productos bancarios, de esta manera se conseguirá vincular al cliente con la entidad bancaria a través de un producto bancario que cumple sus expectativas. La tercera etapa hace referencia a la interacción del banco con el cliente para entregarle un producto bancario acorde a sus requerimientos y establecer una relación comercial que proporcione beneficios a las dos partes. La cuarta etapa engloba todas las acciones y lineamientos que llevará a cabo la entidad bancaria con la finalidad de atraer nuevos clientes y mantener a aquellos que ya ha captado como resultado de las fases anteriores. El CRM bancario articula dichas etapas en una serie de principios globales que asocian el bienestar de una institución financiera a la forma en como se satisfacen las necesidades bancarias de los clientes.

- El concepto de CRM bancario en su forma más elemental implica el conjunto de es-

trategias efectuadas para identificar las perspectivas de los clientes más rentables de un banco con el objeto de concentrar tiempo y recursos en ampliar la relación con estos clientes mediante marketing individualizado y servicios personalizados, así la Institución Financiera conseguirá altos beneficios. La diferencia del CRM bancario en relación a otras herramientas de gestión radica en que no se enfoca solamente en los productos y servicios que se ofertan al cliente sino que al contrario permite comprender el valor presente y futuro que representan los clientes dentro de la entidad bancaria, de esta forma se podrán determinar políticas y tácticas coherentes que conduzcan a la organización al cumplimiento de sus metas y objetivos.

- El objetivo general del CRM en banca es ampliar las relaciones con los clientes identificando y extendiendo las líneas del negocio bancario hacia nuevos segmentos de mercado que faciliten la adición de valor a los productos que actualmente poseen los mismos, de esta manera se profundizarán los vínculos que ellos mantienen con la Institución Financiera y se podrán direccionar procesos de venta cruzada y venta superior para comprender la propensión de compra de los diferentes grupos de clientes del banco, así se aprovecharán todas las nuevas oportunidades de venta que se presenten en beneficio del crecimiento de la entidad bancaria.

- El ciclo del CRM en la banca está formado de tres etapas. La primera etapa consiste en la recolección de datos del cliente. El núcleo de esta etapa es recopilar datos de calidad desde las diferentes fuentes de almacenamiento que posee la Institución Financiera. Los datos sobre los clientes pueden ser descriptivos, relacionales y contextuales. La finalidad que se persigue aquí es consolidar la mayor cantidad posible de información relativa a los clientes, así se tendrá una visión única, precisa y completa de cuál es la situación de los mismos con la entidad. La segunda etapa contempla el análisis de los datos del cliente. En esta fase

se construyen modelos y se aplican técnicas avanzadas para establecer perfiles y segmentos de clientes así como para analizar su valor dentro del banco. Dichas acciones ayudan a generar conocimiento del cliente, elemento esencial al momento de administrarlos y definir estrategias de gestión efectivas. La tercera etapa engloba la ejecución de planes de marketing empleando como base el conocimiento de los clientes obtenido en las etapas previas, de esta forma se enriquecerán las decisiones tomadas en torno a ellos y se conseguirán relaciones banco – cliente durables que aporten altos beneficios a la entidad.

- Las herramientas utilizadas en la arquitectura del CRM bancario son el análisis de marketing directo, análisis RFM y el análisis estadístico y econométrico. El análisis de marketing directo es una técnica tradicional que considera importantes únicamente a aquellos clientes cuya respuesta es positiva ante campañas especiales realizadas por el banco, a través de diferentes medios de contacto como correo electrónico, redes sociales, etc. Debido a esta razón se deben concentrar esfuerzos y recursos en la gestión adecuada de esta clase de clientes. El análisis RFM es una técnica nueva que se basa en calificaciones a los clientes a partir del recency (intervalo de tiempo entre la primera y última compra de un producto de la entidad bancaria), frequency (número de productos adquiridos en el banco) y monetary (inversión total acumulada para diferentes productos de la institución financiera). De acuerdo a estos tres aspectos se cuantifica el comportamiento de compra de los clientes y se establecen lineamientos y acciones coherentes en cuanto a su administración. El análisis estadístico y econométrico es una técnica avanzada que utiliza modelos de alta complejidad con el objeto de entender el comportamiento y las preferencias de los clientes, así se concretarán nuevas oportunidades de venta que fortalecerán la relación del banco con sus clientes y a su vez le permitirán obtener el mayor beneficio posible.

- Los modelos de arquitectura CRM en banca se enfocan en la administración de la satisfacción del cliente, la administración del contacto con el cliente y la administración de la rentabilidad del cliente. El primer modelo de arquitectura se centra en la búsqueda de la satisfacción de las necesidades del cliente en base a prácticas de marketing efectivas que permitan al cliente cumplir sus expectativas al adquirir un producto y mantenerse con la entidad bancaria. El segundo modelo de arquitectura contempla el mejoramiento de los procesos de comunicación del banco. De esta forma se preservarán los clientes a través de la toma de decisiones óptima en cuanto a que canales de contacto se deben utilizar para interactuar con los mismos y se reducirán los costos operativos del banco. El tercer modelo de arquitectura persigue el incremento de la lealtad de los clientes y la explotación al máximo de su potencial valor en la entidad bancaria a través de un profundo estudio del conocimiento generado sobre el cliente para determinar como ellos influyen en la rentabilidad de la institución financiera y establecer pautas adecuadas al momento de administrarlos. En todos los modelos de arquitectura CRM en banca es imprescindible el uso del conocimiento del cliente proveniente de diferentes fuentes de almacenamiento de datos y a través de diversos métodos, pero el modelo final es el que mejor aprovecha este elemento al definir políticas de gestión correctas.

- La fusión de diversas técnicas estadísticas en un modelo general permite a las empresas y bancos identificar patrones de características que facilitan la generación de conocimiento del cliente en forma de segmentos y perfiles de clientes. El desarrollo de este tipo de estructuras analíticas ayuda a las organizaciones a comprender cual es la situación actual de sus clientes y en base a los resultados derivados de dichos modelos se pueden formular estrategias y tomar decisiones que no afecten el status y la rentabilidad de una empresa o banco.

- La segmentación efectuada en los clientes tarjetahabientes de la Institución Financiera en estudio a través de análisis de componentes principales y modelos de mixtura, proporcionó resultados que posibilitaron conocer la situación actual de los mismos dentro del banco. Se pudo apreciar que el segmento que tiene un mayor gasto con su tarjeta de crédito es el número cinco en contraste a los segmentos uno y dos que son los que menos gasto realizan. Los segmentos que contribuyen en mayor porcentaje a la rentabilidad de la Institución Financiera son el segmento tres y cinco con un 38% y 28% en comparación al segmento uno es el que menos aporte realiza. Todos los segmentos de clientes emplean sus tarjetas de crédito principalmente para cancelar sus obligaciones personales y realizar avances de efectivo. El segmento cinco gasta con sus tarjetas de crédito en todas las categorías mercantiles consideradas en esta investigación. Los clientes del segmento cuatro poseen preferencia en la categoría telefonía al momento de utilizar sus tarjetas de crédito. Los clientes del segmento tres poseen preferencia en la categoría familia y hogar al momento de utilizar sus tarjetas de crédito. Los clientes de los segmentos uno y dos utilizan sus tarjetas de crédito únicamente para cancelar sus deudas. Los segmentos uno, dos , tres y cinco están compuestos en sus totalidad por clientes adultos a diferencia del segmento cuatro que está formado por clientes jóvenes. El segmento cinco es el grupo que ostenta el mayor porcentaje de clientes del género femenino en relación a los demás grupos, con un 13% de clientes mujeres. Todos los segmentos de clientes poseen estudios medios y secundarios siendo el segmento cinco el que tiene un mayor porcentaje de individuos con educación universitaria, 33% de clientes. El estado civil que caracteriza a todos los grupos es casado y soltero. Las ciudades donde residen los clientes de todos los segmentos son en su mayoría Quito y Guayaquil. La actividad económica donde se encuentra concentrado un elevado porcentaje de clientes en todos los segmentos es servicios profesionales.

- La implementación de máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión como dos modelos de clasificación independientes permitió evidenciar que la máquina de soporte vectorial posee un mejor rendimiento en clasificación contra el árbol de decisión puesto que el área bajo la curva ROC (AUROC) fue de 0.6 para la mejor configuración de máquina de soporte vectorial, mientras que el árbol de decisión obtuvo un AUROC de 0.45. Inclusive las configuraciones de máquina de soporte vectorial restantes consiguieron un AUROC superior al que presentó el árbol de decisión. Por el contrario la combinación de máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión en un modelo agregado exhibió un rendimiento en clasificación superior a la máquina de soporte vectorial y árboles de decisión, tomando en cuenta que estas dos técnicas fueron desarrolladas como clasificadores individuales. El modelo agregado de máquina de soporte vectorial y árboles de decisión alcanzó un AUROC de 0.7, con lo cual se puede manifestar que la asociación de varios métodos estadísticos es una mejor alternativa al momento de realizar un modelo de clasificación de individuos.

- La lealtad de los clientes con la Institución Financiera, en términos del monto gastado y la frecuencia de uso, es de nivel intermedio ya que los clientes del banco gastan en su mayoría aproximadamente 500 dólares con una frecuencia de 20 veces, habiendo clientes que llegan a gastar con sus tarjetas de crédito hasta 1500 dólares y clientes que utilizan sus tarjetas hasta 40 veces.

- Los resultados derivados del modelo agregado con máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión servirán como base en la gestión de los clientes de la Institución Financiera. La clasificación efectuada con la máquina de soporte vectorial sobre la segmentación inicialmente realizada reveló una agrupación de clientes específicamente en los segmentos uno, dos y tres. Dichos segmentos constituyen grupos de clientes que caracterizan al entorno económico actual puesto que un cliente común emplea su tarjeta de crédito para cubrir necesidades familiares y

lo hace solamente cuando es necesario. En cambio se presenta otra situación con los segmentos cuatro y cinco; el segmento cuatro está compuesto de clientes jóvenes que están comenzando su carrera laboral y tienen elevada preferencia de consumo y el segmento cinco esta formado por clientes adultos que gastan altas cantidades en diversas categorías porque sus presupuestos así lo permiten. Esto no quiere decir que los segmentos cuatro y cinco no son importantes dentro del banco, por el contrario con las reglas obtenidas del árbol de decisión se sabrá como administrar a todos los clientes de la entidad, que hacer cuando llega un nuevo cliente y que acciones se deben aplicar a los clientes actuales de tal manera que se incentiven sus hábitos de consumo. El sistema de reglas proveniente del enlace de máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión facilitará la toma de decisiones en cuanto a que grupo pertenece un cliente y cuales son sus posibles preferencias al utilizar su tarjeta de crédito.

§ 5.2 Recomendaciones

- La administración de la relación con el cliente CRM, tanto a nivel empresarial como a nivel bancario, es una temática de investigación con muchos tópicos en desarrollo. Se sugiere iniciar nuevos proyectos referentes a la integración global de los diferentes tipos de CRM en sistemas avanzados que faciliten la toma de decisiones óptima dentro de una organización. En cuanto al CRM bancario es un campo que no ha sido estudiado en su totalidad y la literatura relacionada al tema es poco abundante, además no existe una teoría suficientemente estructurada que permita a las instituciones financieras implementar con facilidad esta herramienta administrativa. Con el trabajo actual se busca dar los lineamientos y pautas iniciales acerca del proceso que sigue el CRM en una entidad bancaria pero sería recomendable profundizar el análisis de nuevas metodologías y formulaciones CRM especializadas en determinados movimientos de la actividad bancaria como gestión de la deserción de clientes, técnicas de captación de un tipo particular de clientes y administración del valor de los clientes. De esta manera se enriquecerán las contribuciones al CRM bancario y las entidades bancarias podrán utilizarlas eficientemente para conseguir una mejor posición frente a sus competidores directos en el mercado.

- Los modelos de CRM analítico actúan como soporte en la generación de conocimiento acerca de los clientes para permitir a las empresas y bancos entender cual es la situación del principal activo que poseen y ejercer acciones adecuadas. En el trabajo realizado, el uso de diversos modelos estadísticos hizo posible comprender como diferentes segmentos de clientes influenciaban de una forma u otra la rentabilidad y posición de la institución financiera. Igualmente las reglas de decisión obtenidas sirven como punto de partida en la gestión de los clientes actuales y nuevos clientes que podrían llegar al banco. El modelo diseñado en la presente investigación es capaz de predecir a que segmento pertenecería un

determinado cliente dado un conjunto de características socio demográficas. La construcción de estructuras estadísticas a partir de las extensas cantidades de datos que disponen los bancos es una gran ventaja que propiciará la reducción de elevadas inversiones en sistemas CRM poco efectivos y se conseguirán lineamientos coherentes que ayuden en la administración de clientes. Por ello es recomendable adentrarse en el estudio de técnicas estadísticas de CRM innovadoras cuyo objeto sea modelizar el comportamiento y valor preciso de los clientes, pronosticar que clientes son más propensos a abandonar la organización, medir el impacto de los canales de comunicación del banco sobre sus clientes, etc. Tomando en cuenta todos estos elementos se conseguirán modelos óptimos que facilitarán la ejecución de acciones y políticas adecuadas sin tener que incurrir en costos innecesarios.

- Las máquinas de soporte vectorial son una herramienta de minería de datos altamente eficiente al clasificar individuos y admiten otras formas estadísticas como complementos, en el caso del proyecto realizado árboles de decisión. Un inconveniente que presentaron los modelos de máquinas de soporte vectorial fue el tiempo computacional invertido al entrenar extensos conjuntos de observaciones. Inclusive trabajando con ciertos parámetros optimizados dicho tiempo llegó a superar la barrera de tres horas. El origen de tal problema puede radicar en que las bases de entrenamiento contenían aproximadamente veinte mil clientes y diez variables, lo cual derivo en ese resultado. Dado este antecedente se sugiere probar configuraciones de máquinas de soporte vectorial con funciones núcleo desarrolladas de acuerdo al tamaño de las muestras de individuos en análisis y también evaluar el comportamiento de estos modelos considerando que existen nuevas metodologías de máquinas de soporte vectorial con mayor efectividad en cuanto al tiempo. Entre estas técnicas se encuentran máquinas de soporte vectorial ponderadas, máquinas de soporte vectorial con mínimos cuadrados y máquinas de soporte vectorial difusas. De igual manera es recomendable estudiar procesos de com-

putación paralela y desplegarlos al utilizar máquinas de soporte vectorial puesto que ellos contribuyen en la rapidez de cualquier algoritmo estadístico, empleando todo el potencial disponible en un ordenador.

- Un aspecto fundamental en la gestión bancaria es la administración de riesgos financieros por lo que es necesario vincular dicho elemento con las prácticas CRM que realizan las instituciones financieras. La administración de riesgos permite identificar, medir y controlar las posibles pérdidas a las que expone la organización al vender diferentes productos bancarios a sus clientes. Muchos modelos de CRM analítico tienen la característica de pronosticar que productos y montos son adecuados para el cliente de acuerdo a su perfil pero realizar esta acción sin articular criterios de riesgo podría derivar en potenciales pérdidas a la entidad bancaria. Se recomienda analizar el desarrollo de sistemas expertos que contemplen CRM y administración del riesgo en una estructura global. Tales sistemas estarían compuestos por modelos internos de riesgo y CRM analítico diseñados con datos del banco. La primera etapa del sistema consistiría en la evaluación de los clientes a partir de lineamientos CRM obtenidos de técnicas analíticas. Una vez conocidos que productos bancarios son adecuados a cada cliente, en la segunda etapa se debería utilizar un modelo de calificación crediticio con el fin de establecer la probabilidad de que el cliente sea buen o mal pagador si se llegasen a concederle los productos recomendados en la fase inicial. De acuerdo a la valoración de riesgo del cliente se tendría que decidir si se le entregan los productos bancarios o si se reduce el límite crediticio de los mismos, así se enlazará al cliente con la institución financiera evitando que migren hacia la competencia. La etapa final del sistema englobaría la administración y control de riesgo asociado a los clientes mediante alertas tempranas y reportes de como están respondiendo los mismos ante los nuevos productos bancarios que han adquirido. Los modelos internos constituirían la base del sistema antes descrito y el proceso en su totali-

dad facilitará las decisiones de los banqueros a través de políticas estructuradas coherentemente sobre estrategias CRM y administración de riesgos. La combinación de varias metodologías estadísticas en sistemas integrales de gestión es un interesante tópico de estudio que contribuiría en alto grado a la evolución de las prácticas bancarias realizadas por los miembros del mercado financiero nacional.

Anexos

ANEXO A

Análisis de Componentes Principales

El Análisis de Componentes Principales (ACP) es una herramienta estadística empleada para reducir la dimensión del conjunto de variables que identifican a un determinado grupo de individuos. Es una técnica no supervisada enfocada específicamente al estudio de variables continuas. Este análisis deriva un limitado número de *Componentes* que pueden sustituir eficientemente a las variables originales mientras capturan la mayor cantidad de información posible acerca de los individuos. El ACP se basa en correlaciones lineales. Esta técnica identifica la correlación entre todos los campos de entrada y usa dicha información para construir medidas apropiadas que expliquen aspectos relevantes sobre los individuos, las cuales se denominan *Componentes Principales*. El objetivo del ACP es extraer el menor número de *Componentes Principales* que contengan la mayor cantidad de información relativa a las variables originales. Además, el ACP calcula componentes no correlacionados, característica que convierte a los componentes principales en variables de entrada ideales para otros modelos estadísticos y algoritmos de clustering.

El problema que resuelve el ACP es el siguiente: Sea $\mathbb{X}$ el conjunto de datos compuesto por n individuos y $x_1, x_2, \ldots, x_p$ variables. Disponemos de n individuos en $\mathbb{R}^p$ y deseamos representar a los individuos en un espacio de dimensión 1. Es decir tratamos de encontrar un vector $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^p$ tal que $\mathbf{u^T u} = 1$. También sabemos que el resultado de la multiplicación $\mathbb{X}\mathbf{u}$ nos dará un vector de dimensión nx1 que contiene las proyecciones de los n individuos sobre el vector $\mathbf{u}$. El criterio para la búsqueda de $\mathbf{u}$ es maximizar

la suma de los cuadrados de las proyecciones para los n individuos, en otras palabras queremos hallar un vector $\mathbf{u}$ tal que:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{u}} \quad & \mathbf{u^T}\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}\mathbf{u} \\ \text{s.a.} \quad & \mathbf{u^T}\mathbf{u} = 1 \end{aligned}$$

El problema de optimización antes planteado se resuelve aplicando Multiplicadores de Lagrange. La función Lagrangiana para este problema es la siguiente:

$$\mathrm{L} = \mathbf{u^T}\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}\mathbf{u} - \lambda(\mathbf{u^T}\mathbf{u} - 1)$$

Derivando la función Lagrangiana e igualando a cero obtenemos:

$$\begin{aligned} \frac{\delta \mathrm{L}}{\delta \mathbf{u}} &= 0 \\ 2\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}\mathbf{u} - \lambda(2\mathbf{u}) &= 0 \end{aligned}$$

Resolviendo y simplificando la igualdad anterior tenemos:

$$\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}\mathbf{u} = \lambda\mathbf{u} \tag{A.1}$$

La Expresión A.1 es la ley fundamental del Análisis de Componentes Principales, y en ella observamos que $\mathbf{u}$ es el vector propio de la matriz $\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}$ asociado al valor propio λ. Como se busca maximizar la cantidad $\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}$ entonces se elige el mayor λ, puesto que:

$$\begin{aligned} \mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}\mathbf{u} &= \lambda\mathbf{u} \\ \mathbf{u^T}\mathbb{X}^\mathbf{T}\mathbb{X}\mathbf{u} &= \lambda\mathbf{u^T}\mathbf{u} \\ &= \lambda \end{aligned}$$

El mayor valor propio es asignado como λ_1, el cual tiene asociado el vector unitario $\mathbf{u_1}$. El proceso para calcular nuevos vectores continua hasta obtener un número de

vectores q menor o igual a p. Además para calcular nuevos vectores la formulación del problema de optimización tiene que modificarse añadiendo restricciones que contemplen la ortogonalidad entre diferentes vectores, por ejemplo para calcular un vector $\mathbf{u_2}$ se debe adicionar la restricción $\mathbf{u_2^T u_1} = 0$. De esta manera los nuevos vectores calculados serán perpendiculares entre sí.

El cálculo de las proyecciones se lo realiza de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} p_1 &= u_{11}x_1 + u_{12}x_2 + \ldots + u_{1p}x_p \\ p_2 &= u_{21}x_1 + u_{22}x_2 + \ldots + u_{2p}x_p \\ &\vdots \\ p_q &= u_{q1}x_1 + u_{q2}x_2 + \ldots + u_{qp}x_p \end{aligned}$$

Existen diversos criterios para la selección del número de *Componentes Principales*, muchos de los cuales se basan en pruebas de significación estadísticas. Un criterio comúnmente empleado por muchos investigadores lo plantea Tsiptsis and Chorianopoulos [2011], que consiste en seleccionar aquellos componentes que presentan un valor propio mayor o igual a uno, esta regla puede ser complementada con el estudio de la variabilidad explicada por cada componente. Lo esencial es elegir los componentes que tienen asociado un valor propio mayor a uno y que explican la variabilidad de los datos al menos en un 60%. El criterio de selección depende del analista y debe acoplarse a los objetivos de su investigación.

Un aspecto a tomar en cuenta al momento de realizar un ACP, es que existen dos maneras de hacerlo. La primera opción consiste en utilizar como entrada del ACP una matriz con variables centradas $\mathbb{X}_\mathbf{C}$, es decir $\mathbb{X}_\mathbf{C} = x_{ij} - \bar{x_j}$, esto ayuda a que los datos no se encuentren dispersos y las variables presenten promedio igual a cero. A esta opción se conoce como ACP no normado. La segunda opción consiste en utilizar como entrada

del ACP una matriz con variables centradas reducidas $\mathbb{X}_{\mathbf{CR}}$, es decir $\mathbb{X}_{\mathbf{CR}} = \frac{x_{ij} - \bar{x_j}}{\sigma_j}$, esto facilita análisis posteriores puesto que los datos no presentan unidades y se puede interpretar de mejor forma los resultados. A esta opción se conoce como ACP normado.

El realizar un ACP con una matriz centrada $\mathbb{X}_{\mathbf{C}}$, es equivalente a calcular los valores y vectores propios de la matriz de covarianza de $\mathbb{X}$ puesto que $\mathbb{X}_{\mathbf{C}}^{\mathbf{T}}\mathbb{X}_{\mathbf{C}} = \text{cov}(\mathbb{X})$. Mientras que realizar un ACP con una matriz centrada reducida $\mathbb{X}_{\mathbf{CR}}$, es equivalente a calcular los valores y vectores propios de la matriz de correlación de $\mathbb{X}$ puesto que $\mathbb{X}_{\mathbf{CR}}^{\mathbf{T}}\mathbb{X}_{\mathbf{CR}} = \text{cor}(\mathbb{X})$. Este aspecto es fundamental para ahorrar tiempo computacional y evitar extensos cálculos sobre las variables originales [Peña, 2002].

Otro elemento importante al ejecutar un ACP y que contribuye notablemente en un estudio de individuos y variables es la rotación de componentes principales. La finalidad de esta rotación es tener una mejor interpretabilidad de los componentes, para ello se emplean transformaciones que aumentan ciertas proyecciones y disminuyen otras así se tiene una mejor distribución de las proyecciones en cada componente, sin alterar la solución general del ACP. Las principales transformaciones para rotación de componentes son las siguientes:

- **Varimax.-** Transformación que disminuye el número de variables que poseen proyecciones altas en cada componente. Ayuda a una mejor interpretación de los componentes ya que las proyecciones luego de la transformación se vuelven más estables.

- **Quartimax.-** Transformación que disminuye el número de componentes necesarios para explicar una variable. Al tener un menor número de componentes se puede tener una interpretación concreta sobre que variable o grupos de variables caracterizan a cada componente principal y la forma en como estas variables se relacionan entre sí dentro de cada componente.

- **Promax.-** Transformación que disminuye el número de variables que poseen

proyecciones altas en cada componente mediante el estudio de la relación existente entre cada componente. Esta transformación posibilita obtener un conjunto de ejes que explican adecuadamente la influencia de cada variable o grupo de variables sobre cada uno de los componentes.

El Análisis de Componentes Principales es una potente técnica enfocada al estudio de bases de datos que contienen un elevado número de variables. Los componentes principales permiten contemplar un nuevo conjunto de características que recopila una gran cantidad de información acerca de todas las variables que inicialmente disponía la base de datos. Para fortalecer un ACP es factible tomar en cuenta los criterios de selección de componentes y rotación antes mencionados. Esto brindará un modelo de excelente calidad y favorecerá a futuras implementaciones a partir del cálculo de calificaciones de individuos o proyecciones sobre los componentes principales.

ANEXO B

Modelos de Mixtura para Clustering

§ B.1 Introducción

Los modelos de mixtura son técnicas de alto nivel computacional empleados en áreas como biología, medicina, economía y marketing. Una de las utilidades de estos modelos es que pueden ser aplicados a bases de datos para estimar la pertenencia de las observaciones a diferentes grupos de los cuales pueden provenir según las características y atributos que las mismas presenten. Esto es posible debido a que esta técnica es capaz de modelizar heterogeneidad no observada de un conjunto de datos y también puede aproximar funciones de distribución general de los datos en forma semi paramétrica. La segmentación de mercados es un área que se ha visto beneficiada por las cualidades de los modelos de mixtura puesto que su funcionamiento ha demostrado ser más efectivo que los métodos de clustering tradicionales y los resultados derivados de su implementación son ideales para la formulación de estrategias de posicionamiento empresarial y oferta de productos.

Otro problema que ayudan a resolver los modelos de mixtura es el comportamiento de los consumidores, elemento influyente en el ámbito de Marketing. El comportamiento suele ser modelado como una combinación de variables de marketing mix como precio, producto y promoción. Bajo el supuesto que los segmentos de consumidores responden ante diferentes precios, productos y promociones se implementan modelos de mixtura para modelar la heterogeneidad de los consumidores y segmentar el mercado de

acuerdo a este criterio. Para muchos investigadores las variables socio demográficas como la edad y el género son referentes iniciales para la segmentación de un mercado pero segmentar el mercado únicamente en función de estas variables no es correcto. Los modelos de mixtura mitigan este inconveniente estableciendo una relación entre las variables socio demográficas y las variables de comportamiento del consumidor a través de covariantes donde el tamaño de los grupos depende de las variables socio demográficas [Grün and Leisch, 2008].

Los modelos de mixtura son estimados con un número fijo de componentes o grupos empleando el algoritmo de maximización de la esperanza (EM) dentro de un cuadro de máxima verosimilitud y muestreo de cadenas markovianas de montercalo dentro de un cuadro de estimación bayesiana. La idea básica de un modelo de mixtura es similar a un modelo de regresión. Se considera un modelo de mixtura con K componentes de la forma:

$$h(y|x,\psi) = \sum_{k=1}^{K} \pi_k f(y|x,\theta_k) \tag{B.1}$$

$$\pi_k \geqslant 0, \qquad \sum_{k=1}^{K} \pi_k = 1$$

Donde y es una variable dependiente (posiblemente multiclase) con densidad condicional h, x es un vector de variables independientes, π_k es la probabilidad a–priori del componente k, θ_k es el vector de parámetros específicos de cada componente k para la función de densidad f, y $\psi = (\pi_1, \ldots, \pi_K, \theta_1', \ldots, \theta_K')'$ es el vector de todos los parámetros.

Si f es una densidad normal univariante con media $\beta_k' x$ y varianza σ_k^2, se tiene $\theta_k = (\beta_k' x, \sigma_k^2)'$ y la ecuación B.1 describe una mixtura de modelos de regresión estándar. Si f es miembro de la familia exponencial, se obtiene una mixtura de modelos lineales generalizados. Si f es normal multivariada se consigue una mixtura gaussiana. La probabilidad a–posteriori que la observación (x, y) pertenezca a la clase j esta dada

por:

$$\Pr(j|x, y, \psi) = \frac{\pi_j f(y|x, \theta_j)}{\sum_k \pi_k f(y|x, \theta_k)} \tag{B.2}$$

Las probabilidades a–posteriori son usadas para segmentar los datos, asignando cada observación a la clase con mayor probabilidad a–posteriori.

§ B.2 Estimación de Parámetros

El logaritmo de verosimilitud de una muestra de N observaciones $\{(x_1, y_1), \ldots, (x_n, y_n)\}$ está dado por:

$$\log \mathrm{L} = \sum_{n=1}^{N} \log h(y_n|x_n, \psi) = \sum_{n=1}^{N} \log \left(\sum_{k=1}^{K} \pi_k f(y_n|x_n, \theta_k) \right) \tag{B.3}$$

Generalmente $\log \mathrm{L}$ no puede ser maximizado directamente por lo cual se recurre a un método de maximización de verosimilitud. El más popular es el algoritmo EM que se utiliza para calcular iterativamente el vector de parámetros ψ. El algoritmo EM inicia estimando las probabilidades a–posteriori para cada observación usando la ecuación B.2 (Paso E):

$$\hat{p}_{nk} = \Pr(k|x_n, y_n, \hat{\psi})$$

Luego calcula las probabilidades a–priori:

$$\hat{\pi}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \hat{p}_{nk}$$

Una vez que se tienen todas las probabilidades, el algoritmo EM maximiza el logaritmo de la verosimilitud para cada componente separadamente utilizando las probabilidades a–posteriori como pesos (Paso M):

$$\max_{\theta_k} \sum_{n=1}^{N} \hat{p}_{nk} \log f(y_n|x_n, \theta_k)$$

Los pasos E y M son repetidos hasta que la mejora de la verosimilitud se encuentre dentro de un umbral prestablecido o se alcance un máximo número de iteraciones.

§ B.3 El paquete Flexmix y el funcionamiento del modelo de mixtura

El funcionamiento de un modelo de mixtura suele ser un poco complejo debido a que requiere de varias iteraciones para calcular los parámetros descritos en las secciones anteriores y efectuar el algoritmo EM por esto es necesario utilizar un software estadístico que contenga estos modelos. En este trabajo se empleará el paquete flexmix del software R que implementa modelos de mixtura para segmentación y clustering. En esta sección se ilustrarán las principales funciones que posee este paquete para clasificar observaciones.

El paquete flexmix fue desarrollado por Friedrich Leisch y Bettina Grün en el año 2004 como una interfaz para ajustar modelos de mixtura de forma simple y rápida. La característica principal de flexmix se encuentra en que los modelos implementados presentan mayor refinación estadística, en comparación a otros paquetes del mismo software que también los implementan, y se especializan en Clustering y Mixturas de distribuciones gaussianas.

Dentro del paquete flexmix las principales funciones que se usarán son `flexmix()`, `flexmixedruns()` y `lcmixed()`; estas dos últimas funciones pertenecen al paquete fpc, también diseñado para clustering, pero son métodos de enlace para que el proceso de clustering llevado a cabo por la función `flexmix()` sea correcto.

La función `flexmix()` implementa realiza el proceso clustering de un conjunto de datos definido por el investigador. La sintaxis de la función `flexmix()` es la siguiente:

```
flexmix(formula, data, k,model)
```

Esta función toma como entrada un conjunto de individuos caracterizado por p variables, al menos una variable cualitativa y $p-1$ variables cuantitativas, que debe ser

especificado en el parámetro `data` de la función. El parámetro `formula` sirve para describir la ecuación que se desea ajustar, similar a un modelo de regresión, pero en el caso de clustering es necesario establecer `formula=x~1`, donde `x` es el conjunto de individuos compuesto por todas las variables, así se evita que los resultados del clustering se encuentren determinados por una combinación de variables para que todas las variables puedan contribuir al proceso de segmentación. De igual manera se puede usar `formula=y~.`, donde `y` es una variable seleccionada por el investigador y `~.` representa las variables restantes del conjunto en estudio. El parámetro `k` indica el número de clusters que se desea obtener mientras que `model` sirve para que la función pueda establecer conexión con métodos que le permitan realizar el clustering eficientemente como `lcmixed()` que se describirá a continuación.

La función `lcmixed()` es un método que provee la información necesaria en la ejecución del algoritmo EM para la estimación de máxima verosimilitud de un modelo clustering donde las variables cuantitativas son modeladas mediante distribuciones gaussianas y las variables cualitativas a través de distribuciones multinomiales. La sintaxis de la función `lcmixed()` es la siguiente:

```
lcmixed(formula,continuous,discrete,ppdim,diagonal)
```

Si se desea realizar un proceso de clustering no es necesario especificar el parámetro `formula` en la función porque esta considerará la misma fórmula que fue asignada para la función `flexmix()`. El parámetro `continuous` indica el número de variables cuantitativas que posee el conjunto de datos mientras que `discrete` indica el número de variables cualitativas. El parámetro `ppdim` es un vector que especifica el número de clases que posee cada una de las variables cualitativas del conjunto de datos. El parámetro `diagonal` es un valor lógico; si es verdadero permite que el clustering se realice restringido a la diagonal de la matriz de covarianza del conjunto de datos, caso contrario se trabaja con toda la matriz de covarianza lo cual implica un alto costo

computacional. Un aspecto que se debe resaltar tanto en la función `flexmix()` como en su método `lcmixed()` es que toman en cuenta la estructura en la que se presentan las variables para realizar el clustering por ello es necesario que el conjunto de datos sea recodificado. Se puede recodificar el conjunto de datos manualmente o también se puede aplicar la función `discrete.recode()` del paquete `fpc` que recodifica especialmente a las variables cualitativas para que la función `flexmix()` pueda trabajar con el método `lcmixed()`. La sintaxis de esta función es la siguiente:

```
discrete.recode(x,xvarsorted=TRUE,continuous=0,discrete)
```

El parámetro `x` representa el conjunto de datos. El parámetro `xvarsorted` es un valor lógico que en caso de ser igual a verdadero las variables cuantitativas serán colocadas antes de las variables cualitativas, caso contrario se mantedrá el mismo orden que posee el conjunto de datos. El parámetro `continuous` es un vector que especifica la posición de las variables cuantitativas; si `xvarsorted=TRUE`, el parámetro `continuous` es igual al número de variables cuantitativas en el conjunto de datos. El parámetro `discrete` especifica la posición de las variables cualitativas en el conjunto de datos; de igual manera que `continuous` si `xvarsorted=TRUE` solo se debe indicar el número de variables cualitativas en el conjunto de datos.

La función `flexmixedruns()` es muy similar a `flexmix()` con la diferencia que esta función calcula el número adecuado de clusters que debe poseer el conjunto de datos mediante simulaciones dentro de un intervalo que es determinado por el investigador. Para el cálculo del número de clusters emplea el criterio de información bayesiana (BIC) dentro del cuadro del algoritmo EM. La sintaxis de esta función es la siguiente:

```
flexmixedruns(x,simruns,n.cluster,...)
```

La función `flexmixedruns()` también puede incorporar los parámetros de la función `discrete.recode()` para recodificar automáticamente las variables y proceder con el

proceso clustering. Los parámetros que hacen diferente a esta función de `flexmix()` son `simruns` y `n.cluster`, el primero especifica el número de simulaciones que se debe realizar con el algoritmo EM para obtener un número de clusters óptimo mientras que el segundo es el intervalo de posibles clusters en el cual se realizarán las simulaciones para que los datos sean segmentados. Esta función es ideal para conocer el número de clusters óptimo para un conjunto de datos de tal manera

Las funciones `flexmix()` y `flexmixedruns()` tienen la capacidad de segmentar al conjunto de datos; el resultado de la ejecución de estas dos funciones es un objeto flexmix de características S4 donde se encuentran almacenados los resultados del proceso de clustering. Los métodos genéricos de R para describir estos resultados son `print()` y `summary()` y para extraer el cluster, el principal resultado, se emplea la orden `flexmix@cluster` considerando que el objeto ha sido etiquetado como `flexmix`; en caso de no ser esa la etiqueta se debe reemplazar `flexmix` por el nombre seleccionado por el investigador.

§ B.4 Ejemplo de un modelo de mixtura para clustering

En esta sección se desarrollará un ejemplo para segmentar un pequeño conjunto de datos aplicando las funciones descritas en el apartado anterior. El conjunto de datos empleado para esta demostración esta compuesto por dos variables: la variable cuantitativa altura y la variable cualitativa grupo de ingresos. El conjunto de datos consta de 10 individuos, la variable altura esta dada en centímetros y la variable grupo de ingresos puede tomar dos valores: 1 si el individuo percibe un ingreso desde $500 hasta $1000 y 2 si el ingreso del individuo es superior a $1000. Existen 8 individuos con ingresos desde $500 hasta $1000 (clase 1) y 2 individuos con ingresos superiores a $1000 (clase 2).

Inicialmente se debe llamar a las librerías que poseen las funciones descritas en la

sección anterior, luego se procederá a ejecutar las funciones para realizar el proceso de clustering. El código para la recodificación de variables y el número óptimo de clusters se muestran a continuación:

```
> library(fpc)
> datos.reco<-discrete.recode(Datos,xvarsorted=FALSE,continuous=c(1),
+ discrete=(2))
> numcluster<-flexmixedruns(datos.reco$data,continuous=1,discrete=1,
+ simruns=5,n.cluster=2:3,allout=FALSE)

k=  2  new best fit found in run  1
Nonoptimal or repeated fit found in run  2
Nonoptimal or repeated fit found in run  3
Nonoptimal or repeated fit found in run  4
k=  2  new best fit found in run  5
k=  2  BIC=  96.87974
k=  3  new best fit found in run  1
k=  3  new best fit found in run  2
Nonoptimal or repeated fit found in run  3
Nonoptimal or repeated fit found in run  4
k=  3  new best fit found in run  5
k=  3  BIC=  106.0507

> numcluster$optimalk

[1] 2
```

El código anterior muestra los pasos para recodificar las variables en estudio y calcular el número ideal de clusters para el conjunto de datos. También se pueden apreciar las

iteraciones del algoritmo EM para la obtención del número de clusters considerando el criterio de información bayesiana. El resultado de las simulaciones del algoritmo EM muestra que el conjunto de datos estudiado debería ser dividido en dos grupos. Una vez efectuado estos procedimientos resta realizar la segmentación del conjunto de datos; el código para dicha acción es el siguiente:

```
> library(flexmix)
> clustering<-flexmix(datos.reco$data~1,k=numcluster$optimalk,
+ model=lcmixed(continuous=1,discrete=1, ppdim=c(2),diagonal=TRUE))
> print(clustering)

Call:
flexmix(formula = datos.reco$data ~ 1, k = numcluster$optimalk,
    model = lcmixed(continuous = 1, discrete = 1, ppdim = c(2),
        diagonal = TRUE))

Cluster sizes:
1 2
6 4

convergence after 18 iterations

> clustering@cluster

 [1] 1 2 1 1 2 1 2 2 1 1
```

Ejecutando el código anterior la segmentación del conjunto de datos termina y toda la información referente al proceso de clustering es almacenada en el objeto `clustering`.

Un aspecto a resaltar en el código anterior es que para el número de clusters `k` se empleo el cálculo derivado de la función `flexmixedruns()`, almacenado en el objeto `numcluster`, mediante la instrucción `numcluster$optimalk`. Como resultado del proceso de clustering se obtiene una nueva clasificación de los individuos tomando como referencia a la variable cualitativa grupo de ingresos y aplicando el algoritmo EM en el contexto de las variables cuantitativas, en este caso la variable altura. La nueva clasificación se puede apreciar en el Cuadro B.1.

Individuo	Altura	Grupo	Clasificación
1	195	1	1
2	166	2	2
3	188	1	1
4	195	1	1
5	179	1	2
6	198	1	1
7	161	1	2
8	179	2	2
9	200	1	1
10	191	1	1

Cuadro B.1. Individuos segmentados con un Modelo de Mixtura.
Fuente y Elaboración: El Autor.

La clasificación proporcionada por el modelo de mixtura difiere de la original, realizada en base a la variable grupo de ingresos y es más consistente ya que agrupa a los individuos también considerando a la variable altura. La ventaja de un modelo de mixtura es que permite trabajar tanto con variables cuantitativas y cualitativas mediante el uso del algoritmo EM realizando iteraciones a partir de criterios de información y buscando la máxima verosimilitud; ahora se procederá a realizar un ejemplo de una iteración para el mismo conjunto de datos con el objeto de dar una noción más clara del funcionamiento del algoritmo EM dentro del modelo de mixtura.

Inicialmente el algoritmo EM asigna una probabilidad de pertenencia aleatoria a cada individuo en función de la variable cualitativa seleccionada como referencia para el clustering, en el caso del conjunto de datos en estudio es la variable grupo de ingresos. Para realizar estos cálculos se seguirá trabajando en el entorno de R. Las probabilidades asignadas a cada individuo son las siguientes:

```
> pg1

 [1] 0.73 0.43 0.68 0.73 0.59 0.75 0.37 0.59 0.77 0.70

> pg2

 [1] 0.27 0.57 0.32 0.27 0.41 0.25 0.63 0.41 0.23 0.30
```

Donde pg1 es la probabilidad que un individuo pertenezca al grupo 1 y pg2 su complemento. Una vez asignadas las probabilidades se debe proceder a calcular la media, varianza y probabilidad de que todos los individuos pertenezcan a un determinado grupo mediante las siguientes expresiones:

$$\mu_G = \frac{p_{G1}x_1 + p_{G2}x_2 + \ldots + p_{Gn}x_n}{p_{G1} + p_{G2} + \ldots + p_{Gn}}$$

$$\sigma_G^2 = \frac{w_{G1}(x_{G1} - \mu_G)^2 + w_{G2}(x_{G2} - \mu_G)^2 + \ldots + w_{Gn}(x_{Gn} - \mu_G)^2}{w_{G1} + w_{G2} + \ldots + w_{Gn}}$$

$$p_G = \frac{w_{G1} + w_{G2} + \ldots + w_{Gn}}{(w_{G1} + w_{G2} + \ldots + w_{Gn}) + (w_{G1'} + w_{G2'} + \ldots + w_{Gn'})}$$

Los valores calculados correspondientes a las medidas antes descritas son los siguientes:

```
> media1;media2;var1;var2;p1;p2

[1] 187.8

[1] 180.6

[1] 131.9984

[1] 188.6482

[1] 0.64

[1] 0.36
```

Después de obtener estas medidas se debe emplear las siguientes fórmulas para el cálculo de las probabilidades de Bayes correspondientes a cada uno de los grupos de la variable dependiente y verificar su igualdad con las probabilidades que se asignaron en la parte inicial:

$$\Pr(G|x) = \frac{\Pr(x|G)\Pr(G)}{\Pr(x)} = \frac{f(x;\mu_1,\sigma_1)p_1}{f(x;\mu_1,\sigma_1)p_1 + f(x;\mu_2,\sigma_2)p_2}$$

$$f(x;\mu,\sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Utilizando estas fórmulas se obtienen los siguientes resultados:

```
> fx1;fx2

 [1] 0.097 0.019 0.118 0.097 0.088 0.080 0.008 0.088 0.067 0.113
```

```
 [1] 0.062 0.061 0.093 0.062 0.107 0.048 0.039 0.107 0.040 0.081
```

```
> v1;v2;pc1;pc2
```

```
 [1] 0.06208 0.01216 0.07552 0.06208 0.05632 0.05120 0.00512
 [8] 0.05632 0.04288 0.07232

 [1] 0.02232 0.02196 0.03348 0.02232 0.03852 0.01728 0.01404
 [8] 0.03852 0.01440 0.02916

 [1] 0.7355450 0.3563892 0.6928440 0.7355450 0.5938423 0.7476636
 [7] 0.2672234 0.5938423 0.7486034 0.7126527

 [1] 0.2644550 0.6436108 0.3071560 0.2644550 0.4061577 0.2523364
 [7] 0.7327766 0.4061577 0.2513966 0.2873473
```

Las expresiones `fx1` y `fx2` corresponden al cálculo de la función de densidad para los individuos tanto del grupo 1 como el grupo 2, empleando las fórmulas antes descritas; `v1` y `v2` son el resultado de la multiplicación de la probabilidad de pertenecer a cada grupo y su función de densidad respectiva. Las expresiones `pc1` y `pc2` representan las probabilidades condicionales de cada individuo para los dos grupos, mismas que coinciden con las probabilidades asignadas al comienzo de este ejemplo. Esto quiere decir que el algoritmo ha estimado correctamente las probabilidades en esta iteración y puede proceder a calcular la verosimilitud empleando la Ecuación B.3. Para esta iteración el valor de la verosimilitud se muestra a continuación:

```
> verosimilitud
```

```
[1] -27.04332
```

El ejemplo antes expuesto muestra como funciona el algoritmo EM para maximizar la verosimilitud pero es necesario recalcar que el algoritmo completo realiza varias iteraciones hasta conseguir el mejor criterio de información bayesiano en función de la verosimilitud. En el caso de este ejemplo se alcanza la mejor segmentación con un `BIC: 96.88044` y un `log Lik: -40.38117`. Las fórmulas descritas para este ejemplo son modificaciones realizadas para dos grupos de las expresiones originales, detalladas en las dos primeras secciones de este anexo y con las cuales trabaja el paquete flexmix del software R.

ANEXO C

Segmentación de Clientes: Código en R

§ C.1 Librerías necesarias

```
> library(colorspace)
> library(data.table)
> library(e1071)
> library(fBasics)
> library(flexmix)
> library(fpc)
> library(GPArotation)
> library(grid)
> library(Hmisc)
> library(lattice)
> library(MASS)
> library(pmml)
> library(pROC)
> library(psych)
> library(rattle)
> library(RColorBrewer)
> library(RGtk2)
> library(RGtk2Extras)
```

```
> library(ROCR)
> library(rpart)
> library(rpart.plot)
> library(survival)
> library(stabledist)
> library(tools)
> library(XML)
```

§ C.2 Depuración y carga de Bases de datos

```
> #Carga de la Base de datos de clientes y grupos mercantiles
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/BASE_TDC_F.RData")
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/Locales15.RData")

> #Match de la base de clientes con las base de grupos mercantiles
> Base_TDC15$x<-Clases[match(Base_TDC15[,5],Clases$Establecimiento),
+ "Categoría"]

> #Carga de las base de clientes categorizados en grupos mercantiles
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/BT15.RData")

> #Cambio del formato de las variables ID y fechas
> Base1[,2]=as.Date(Base1[,2],format="%d/%m/%Y")
> Base1[,3]=as.Date(Base1[,3],format="%d/%m/%Y")
> Base1[,6]=as.character(Base1[,6])

> #Eliminación de duplicados en las Bases de clientes
> BSD15=data.frame(unique(Base1))
```

§ C.3 Construcción de Indicadores KPI

```
> #Indicadores de Gestión
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/BaseAgregada.RData")
> dt <- data.table(BSD15[,c(4,6,7)], key="ID")
> IndicadoresPrueba=data.frame(dt[,{tt<-tapply(Valor.Movimiento,
+ Categoría,sum)/sum(Valor.Movimiento);tt[is.na(tt)]<-0;
+ tt[is.nan(tt)]<-0;as.list(c(Total=sum(Valor.Movimiento),
+ summary(Valor.Movimiento)[c(6,1,4)],
+ Total.Entretenimiento=sum(Valor.Movimiento[Categoria==
+ "Entretenimiento"]),
+ Total.ATMs=sum(Valor.Movimiento[Categoria=="ATMs"]),
+ Total.Hogar=sum(Valor.Movimiento[Categoria=="Hogar"]),
+ Total.Pagos.e.Impuestos=sum(Valor.Movimiento[Categoria==
+ "Pagos.e.Impuestos"]),
+ Total.Familia=sum(Valor.Movimiento[Categoria=="Familia"]),
+ Total.Telefonia=sum(Valor.Movimiento[Categoria=="Telefonía"]),
+ Total.Viajes=sum(Valor.Movimiento[Categoria=="Viajes"]),
+ Total.Otros=sum(Valor.Movimiento[Categoria=="Otros"]),
+ Prom.Entretenimiento=mean(Valor.Movimiento[Categoria==
+ "Entretenimiento"]),
+ Prom.ATMs=mean(Valor.Movimiento[Categoria=="ATMs"]),
+ Prom.Hogar=mean(Valor.Movimiento[Categoria=="Hogar"]),
+ Prom.Pagos.e.Impuestos=mean(Valor.Movimiento[Categoria==
+ "Pagos.e.Impuestos"]),
+ Prom.Familia=mean(Valor.Movimiento[Categoria=="Familia"]),
+ Prom.Telefonia=mean(Valor.Movimiento[Categoria=="Telefonía"]),
```

```
+ Prom.Viajes=mean(Valor.Movimiento[Categoria=="Viajes"]),
+ Prom.Otros=mean(Valor.Movimiento[Categoria=="Otros"]),
+ Freq.Entretenimiento=length(Valor.Movimiento[Categoria==
+ "Entretenimiento"]),
+ Freq.ATMs=length(Valor.Movimiento[Categoria=="ATMs"]),
+ Freq.Hogar=length(Valor.Movimiento[Categoria=="Hogar"]),
+ Freq.Pagos.e.Impuestos=length(Valor.Movimiento[Categoria==
+ "Pagos.e.Impuestos"]),
+ Freq.Familia=length(Valor.Movimiento[Categoria=="Familia"]),
+ Freq.Telefonia=length(Valor.Movimiento[Categoria=="Telefonía"]),
+ Freq.Viajes=length(Valor.Movimiento[Categoria=="Viajes"]),
+ Freq.Otros=length(Valor.Movimiento[Categoria=="Otros"]),
+ tt* 100))},by=ID])

> #Limpieza de las Bases de Indicadores
> for(i in 2:37){
+ IndicadoresPrueba[,i]<-ifelse(is.nan(IndicadoresPrueba[,i]),0,
+ IndicadoresPrueba[,i])
+ }
```

§ C.4 Análisis de Componentes Principales

```
> #ACP global
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/Prueba.RData")
> #Escalamiento
> Indicador=scale(as.matrix(IndicadoresPrueba
+ [,c(-1,-2,-3,-4,-5,-30:-37)]),center=TRUE,scale=TRUE)
> #ACP con criterio de rotacion Promax
```

```
> ACPGlobal<-principal(Indicador,8,rotate="promax",scores=TRUE)
> Componentes=data.frame(ACPGlobal$scores)
> write.table(Componentes,file="Promax.txt")
> #Union Indicadores y Componentes
> Indicadores.Componentes=cbind(Indicador,Componentes)
> #Correlacion Indicadores y Componentes
> Correlacion=data.frame(cor(Indicadores.Componentes))
> write.table(Correlacion[1:24,25:32],"CorrFinal.txt")
> #Calificaciones
> Calificaciones=cbind(IndicadoresPrueba[,1],Componentes[,-4])
```

§ C.5 Modelo de mixtura para clustering

```
> #Recodificacion
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/Bases Agregadas/Clustering
+ /BaseGlobalTodos.RData")
> Base=BaseCluster[,c(-1,-9)]
> pre.cluster=discrete.recode(Base,xvarsorted=FALSE,continuous=
+ c(1,2,3,4,5,6,7),discrete=c(8))

> #Numero de clusters optimos
> numcluster=flexmixedruns(pre.cluster$data,continuous=7,discrete=1,
+ simruns=5,n.cluster=2:4,allout=FALSE)

> #Clustering
> clustering<-flexmix(pre.cluster$data~1,k=5,
+ model=lcmixed(continuous=7,discrete=1, ppdim=c(3),diagonal=TRUE,
+ pred.ordinal=TRUE))
```

§ C.6 Máquinas de soporte vectorial

```
> #Muestreo
> load("~/Bibliografia/Bases tratadas/Bases Finales Cruzadas
+ /BaseMaquinas.RData")
> d = sample(nrow(BaseEstudio), nrow(BaseEstudio)*0.6)
> train<-BaseEstudio[d,c(1,2,30:38)]
> test<-BaseEstudio[-d,c(1,2,30:38)]

> #Mejor configuración de máquina de soporte vectorial
> model1=svm(Segmento~.,data=train[,-1],method="C-classification",
+ kernel="radial",cost=10,gamma=0.1,probability=TRUE)
> prediccionm1 <- predict(model1,test[,-1], probability = TRUE)
> Variables=data.frame(test[,c(1,2)],prediccionm1)
> aurocm1=multiclass.roc(Variables$Segmento,Variables$prediccionm1)
```

§ C.7 Árboles de decisión

```
> #Árbol de decisión como clasificador individual
> arbol<-rpart(formula =Segmento~., method="class",data=train[,-1],
+ control=rpart.control(minsplit=20,cp = 0.001,maxdepth=5))
> fancyRpartPlot(arbol)
> prediccionarbol <- predict(arbol,test[,-1])
> Variablesarbol=data.frame(test[,c(1,2)],prediccionarbol)
> aurocarbol=multiclass.roc(Variablesarbol$Segmento,
+ Variablesarbol$prediccionarbol)

> #Árbol de decisión como complemento de SVM
```

```
> arbolf <- rpart(formula =Clasificacion~., method="class",
+ data=BaseEstudio[,c(30:38,40)],control=rpart.control(minsplit=20,
+ cp = 0.001,maxdepth=5))
> fancyRpartPlot(arbolf)
> prediccionarbol<- predict(arbolf,BaseEstudio[,c(30:38,40)])
> Variablesarbol=data.frame(BaseEstudio[,c(1,40)],prediccionarbol)
> aurocarbol=multiclass.roc(Variablesarbol$Clasificacion,
+ Variablesarbol$prediccionarbol)
```

Referencias Bibliográficas

J. M. Abella. La nueva era en las relaciones con los clientes. 2005.

Accenture. Knowing the customer: this time it is personal, how analytics can help banks achieve superior crm, secure growth and drive high performance. *Accenture High Performance Series*, pages 3 – 10, 2011.

P. Aggeliki. Bank marketing as a quality development tool in the greek banking industry. 2011.

A. Ahmed. Crm practices in local and multinational banks, an exploratory study in karachi. *Business Research Project Report*, 2011.

I. Ahmed, S. Ashfaq, S. Mahmood, and U. Farooq. Determinant attributes of customer choice of banks, supplying mortgage products. *Journal of Economics and Behavioral Studies*, 4(5):287 – 296, 2012.

J. Amaya. *Gerencia: Planeacion & Estrategia*. SYC, 2005. ISBN 9789589730584.

D. Anderson and D. Sweeney. *Estadística Para Administración y Economía*. Cengage Learning Latin America, 2008. ISBN 9789706868251.

R. Anderson. *The Credit Scoring Toolkit:Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*. OUP Oxford, 2007. ISBN 9780199226405.

I. Asmundson. ¿qué son los servicios financieros? *Finanzas y Desarrollo*, 2011.

J. M. Barrutia and C. Echeberria. Banca de relaciones: de la declaración de intenciones a la implantación real. *Boletín Económico de ICE*, 2737:13 – 30, 2001.

BBVA. La nueva banca orientada al cliente. *Innovation Edge*, 1:9 – 10, 2012.

D. Birant. *Data Mining Using RFM Analysis, Knowledge-Oriented Applications in Data Mining*. Intech, 2011. ISBN 9789533071541.

R. Blattberg, P. Kim, B. Kim, and S. Neslin. *Database marketing: analyzing and managing customers*. International Series in Quantitative Marketing. Springer, 2008. ISBN 9780387725789.

C. J. C. Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining Knowledge Discover*, 2(2):121–167, June 1998. ISSN 1384-5810.

Business2000. Aib - customer relationship management. 2005.

F. Buttle. *Customer Relationship Management Concepts and Tools*. Genesis Typesetting Limited, Rochester, Kent, 2004. ISBN 7506 5502.

M. Cánovas, V. Navarro, and M. Orts. *Optimización matemática aplicada.: Enunciados, ejercicios y aplicaciones del mundo real con matlab*. Editorial Club Universitario, 2011. ISBN 9788499482439.

J. M. Cervantes. Aprendizaje automático y modelos de clasificación. aplicación en la calificación crediticia de los gobiernos autónomos descentralizados municipales como clientes del banco del estado. Tesis, Escuela Politécnica Nacional, 2012.

J. Cerveró, O. Iglesias, and O. Villacampa. *Marketing Turístico*. Horizontes-Turismo. Octaedro, 2002. ISBN 9788480635332.

CFFT. *Banking Systems*. Finance Series. CENGAGE LEARNING INT, 2009. ISBN 9780538449281.

J. Cheng, P. Papatla, and S. Sambamoorthi, N. Yadavendra. An investigation of approaches to control for heterogeneity in direct marketing models. *Direct Marketing Analytics Journal: An Annual Publication from the Direct Marketing Association Analytics Council*, pages 11 – 22, 2009.

S. Chiu and D. Tavella. *Data Mining and Market Intelligence for Optimal Marketing Returns*. Taylor & Francis, 2012. ISBN 9780750682343.

Cámara de Comercio de Valencia. Manual de buenas prácticas para la implantación de una solución crm. España.

F. Colbert, M. Cuadrado, and J. Natel. *Marketing de Las Artes y la Cultura*. Ariel Patrimonio. Ariel, 2003. ISBN 9788434466883.

H. L. Croxatto. *Creando Valor En La Relacion Con Sus Clientes*. Editorial Dunken, 2005. ISBN 9789870211945.

D. Cui and D. Curry. Prediction in marketing using the support vector machine. *Marketing Science*, 24(4):595–615, Oct. 2005. ISSN 1526-548X.

V. Danciu. The relationship marketing era for the romanian banking institutions: Could it bring something different. *The Romanian Economic Journal*, 12(32):3 – 20, 2009. ISSN 14544296.

P. I. Dávila. La producción de servicios bancarios: Problemática en torno a su delimitación. *Boletín Económico de ICE*, 2735:31 – 41, 2002.

B. Erskine and M. McGinty. The case for customer focused banking. *FIS white papers*, pages 1 – 8, 2010.

M. Geib, A. Reichold, L. Kolbe, and W. Brenner. Architecture for customer relationship management approaches in financial services. *Proceedings of the 38th Hawaii International Conference on System Sciences*, 8(5):1 – 10, 2005.

P. Giudici and S. Figini. *Applied Data Mining for Business and Industry*. John Wiley & Sons, 2009. ISBN 9780470058862.

B. Grün and F. Leisch. Flexmix version 2: Finite mixtures with concomitant variables and varying and constant parameters. *Journal of Statistical Software*, 28(4):1–35, 10 2008. ISSN 1548-7660.

L. Hamel. *Knowledge Discovery with Support Vector Machines*. Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining. Wiley, 2011. ISBN 9781118211038.

J. Han, M. Kamber, and J. Pei. *Data Mining: Concepts and Techniques*. The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Elsevier, 2011. ISBN 9780123814791.

H. E. Hashimura. Fundamentos para establecer una estrategia crm. 2011.

T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer series in statistics. Springer-Verlag New York, 2009. ISBN 9780387848587.

R. Henao. Selección de hiperparámetros en máquinas de soporte vectorial. Master's thesis, Universidad Nacional de Colombia - Sede Manizales, 2004. Tesis Meritoria.

C. Hennig. Asymmetric linear dimension reduction for classification. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 13(4):930–945, 2004.

C. W. Hsu and C. J. Lin. A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2):415 –425, mar 2002. ISSN 1045-9227.

D. Igual. *CONOCER LOS PRODUCTOS Y SERVICIOS BANCARIOS: Productos de tesorería, de inversión, de financiación, leasing, factoring, renting, tarjetas*. Profit Editorial, 2008. ISBN 9788492956999.

R. Ijaz and Y. Hu. How banks manage crm, a b2b perspective. Master's thesis, Lulea University of Technology, 2005.

B. Johnston, O. Sohail, and L. Dalle. Finally: Customer analytics for banks. *Deloitte publication series*, pages 1 – 5, 2011.

S. Kanti. Customer relationship management in banking sector, a comparative study of sbi and other nationalised commercial banks in india. *Arth Prabhand: A Journal of Economics and Management*, 1(6):68 – 82, 2012. ISSN 22780629.

D. Keller, G. Blauzwirn, V. Sikka, and R. Faricy. Crm y bi en la nueva era cloud, mobile y de las redes sociales en américa látina. *Prensario TI*, pages 22 – 42, 2011.

P. Kotler. *Marketing Management; Analysis, Planning, and Control*. Prentice-Hall, 1972. ISBN 9780135573891.

T. Lacki. Customer experience in retail banking: Understanding the drivers of growth. *Efma and Peppers and Rogers Group Publications*, pages 3 – 29, 2010.

G. Laursen. *Business Analytics for Sales and Marketing Managers: How to Compete in the Information Age*. Wiley and SAS Business Series Wiley and SAS Business. Wiley, 2011. ISBN 9781118030387.

R. Leiva. *Banca Comercial*. EUNED, Editorial Universidad Estatal a Distancia, 2001. ISBN 9789968311588.

G. Linoff and M. Berry. *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*. IT Pro. John Wiley & Sons, 2011. ISBN 9781118087503.

H. Liu. Exploiting customer relationship management for taiwan banking industry. *CiteSeerX - Scientific Literature Digital Library and Search Engine*, pages 1 – 20, 2008.

M. R. López. Como evaluar y medir la satisfacción del cliente, una propuesta para el banco de los trabajadores. Master's thesis, Universidad Mariano Gálvez, 2007.

O. Maimon and L. Rokach. *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Series in Solid-State Sciences. Springer, 2010. ISBN 9780387098227.

D. Maldonado and M. Pazmiño. Nuevas herramientas para la administración del riesgo crediticio: El caso de una cartera crediticia ecuatoriana. *Cuestiones Económicas*, 24 (2):5 – 75, 2008.

M. Marcos, M. Puparelli, and M. Bravo. *Productos y servicios financieros y de seguros*. Administración y finanzas. Paraninfo, 2009. ISBN 9788497327244.

J. Marín. La banca privada en españa. *Los restos de la industria bancaria en España*, 8, 2005.

J. Maroto. *Estrategia: De la visión a la acción*. Libros profesionales. Esic, 2007. ISBN 9788473565035.

G. Martínez. *Clasificación mediante Conjuntos*. PhD thesis, Universidad Autónoma de Madrid, Febrero 2006. Departamento de Ingenería Infórmatica.

Microsoft. Changing the banking customer experience: Increasing profitability through better customer service. *Microsoft Financial Services Papers*, pages 4 – 11, 2007.

E. Mooi and M. Sarstedt. *A Concise Guide to Market Research: The Process, Data, and Methods Using IBM SPSS Statistics*. Springer, 2011. ISBN 9783642125416.

F. Moroy and D. Primo. *Banca comercial con talento: Claves de un modelo comercial de éxito en banca minorista*. Libros profesionales. ESIC Editorial, 2011. ISBN 9788473567930.

E. C. Muñoz. *Gestión comercial de servicios financieros*. Libros profesionales. ESIC, 2007. ISBN 9788473564755.

J. Mylonakis. Bank satisfaction factors and loyalty: a survey of the greek bank customers. *Innovative Marketing*, 5(1):16 – 25, 2009.

S. Nelson, R. Singhal, W. Janowski, and N. Frey. Customer data quality and integration: The foundation of successful crm. *Strategic Analysis Report Gartner Research*, 14(7181):1 – 30, 2001.

R. Nisbet, J. Elder, and G. Miner. *Handbook of Statistical Analysis & Data Mining Applications*. Academic Press. Academic Press, 2009. ISBN 9780123747655.

J. Olalla, R. Badidi, M. Otto, and G. Sondur. Customer relationship management in banking. *Finacle Connect: Connecting the Banking World, A quarterly journal from Finacle*, 1(6):18 – 20, 2006.

S. Onut, I. Erdem, and B. Hosver. *Unifying Themes in Complex Systems IV: Proceedings of the Fourth International Conference on Complex Systems*, chapter Customer relationship management in banking sector and a model design for banking performance enhancement, pages 370 – 378. New England Complex Systems Institute Series on Complexity. Springer, 2008. ISBN 9783540738480.

Oracle. Customer relationship management in the financial services industry. 2002. An Oracle White Paper.

V. M. Ornelas. Crm: Estrategia de negocios que crea valor. 2010.

S. Padmalatha. *Management of Banking and Financial Services*. Pearson Education, 2011. ISBN 9788131730942.

D. Peña. *Análisis multivariante de datos*. McGraw-Hill Interamericana de España S.L., 2002. ISBN 9788448136109.

J. Pedroza. *Creatividad Efectiva*. Lulu.com, 2007. ISBN 9781430328254.

D. Peppers and M. Rogers. *Managing Customer Relationships: A Strategic Framework*. John Wiley & Sons, 2011. ISBN 9780470930182.

C. Pérez. *Minería de datos*. Paraninfo Cengage Learning, 2007. ISBN 9788497324922.

C. Pérez. *Econometría avanzada : técnicas y herramientas*. Ibergarceta Publicaciones, S.L., 2011. ISBN 9788492812981.

J. C. Platt. Advances in kernel methods. chapter Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization, pages 185–208. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1999. ISBN 0-262-19416-3.

R. Rai and R. Pal. Crm in banking: Trends and dynamics. *Gyan Jyoti E - Journal*, 1 (2), 2012.

K. Rajeev. Marketing of banking services. 1997.

B. Ratner. *Statistical modeling and analysis for database marketing : effective techniques for mining big data*. CRC Press LLC, 2003. ISBN 1574443445.

I. Rebaza. 1998.

L. Renart. Crm: Tres estrategias de éxito. *E-business Center PricewaterhouseCoopers and IESE publications*, pages 5 – 60, 2004.

L. G. Renart and C. Cabré. Como mejorar una estrategia relacional. *Documentos de Investigación IESE Business School*, pages 1 – 28, 2007.

P. Rose and S. Hudgins. *Bank Management & Financial Services*. McGraw-Hill Companies,Incorporated, 2012. ISBN 9780078034671.

P. Russ. Customer relationship management in retail banking. *EDS Business Transformation Outsourcing, CRM Services*, pages 1 – 16, 2006.

S. San Martín. *La relación del consumidor con las agencias de viajes*. Estudios y monografías. Universidad de Burgos, 2003. ISBN 8495211769.

J. A. Sangil. Crm ¿filosofía o tecnología? mitos y realidades de la orientación al cliente. *Pecunia: Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de León*, (5):209 – 227, 2005. ISSN 1699-9495.

B. Sanjeev. Bank marketing. *The Economic Times*, 1980.

SAP. Estrategias para un crecimiento rentable, el sector bancario. 2005.

SAS. Customer relationship management in banking. 2001.

A. Schalk and T. Gudlaugsson. Market orientation in banking. *Institute of Business Research, School of Business University of Iceland. Working Paper Series*, 8(4):1 – 24, 2008.

M. Stone and B. Foss. *CRM in Financial Services: A Practical Guide to Making Customer Relationship Management Work*. Kogan Page Series. Kogan Page, 2002. ISBN 9780749436964.

K. Tsiptsis and A. Chorianopoulos. *Data Mining Techniques in CRM: Inside Customer Segmentation*. Wiley, 2011. ISBN 9781119965459.

M. C. Turkes. Concept and evolution of bank marketing. *Annals of the University of Oradea : Economic Science*, 1(2):1165 – 1168, 2010.

R. K. Uppal. Customer complaints in banks: Nature, extent and strategies to mitigation. *Journal of Economics and International Finance*, 2(10):212 – 220, 2010.

I. Valcárcel. *CRM. Gestión de la relación con los clientes*. Fundación Confemetal, 2001. ISBN 9788495428394.

L. Valenzuela, J. García, and M. Blasco. Evolución del marketing hacia la gestión orientada al valor del cliente, revisión y análisis. *Theoria: Revista Científica para América Latina, El Caribe, España y Portugal*, 15(2):99 – 105, 2006.

J. Vilaginés. *Cómo obtener clientes leales y rentables: Marketing relacional*. MARKETING Y VENTAS. Gestión 2000, 2004. ISBN 9788480884938.

R. Vilches. *Contabilidad de gestión de Cajas de Ahorros*. Cajamadrid, Departamento de Relaciones Públicas, 1989. ISBN 9788450584806.

H. Wallard. Marketing tradicional vs. relacional. *Ipsos Ideas*, 1(4), 2004.

B. Wierenga. *Handbook of Marketing Decision Models*. International Series in Operations Research & Management Science. Springer, 2008. ISBN 9780387782133.

I. Witten, E. Frank, and M. Hall. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Elsevier Science, 2011. ISBN 9780123748560.

X. Wu and V. Kumar. *The Top Ten Algorithms in Data Mining*. Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery. CRC PressINC, 2009. ISBN 9781420089646.

M. Wyganowski. *Classification Algorithms on the Cell Processor*. Rochester Institute of Technology, 2008. ISBN 9780549726562.

Xpressiv Consultora. Modelos para la gestión integral del conocimiento del cliente. Ecuador, 2008.

L. Yu. *Bio-inspired Credit Risk Analysis: Computational Intelligence with Support Vector Machines*. Springer Verlag, 2008. ISBN 9783540778035.

M. Zineldin. Bank strategic positioning and some determinants of bank selection. *International Journal of Bank Marketing*, 14(6):12 – 22, 1996.

C. Zopounidis. *New Trends in Banking Management*. Contributions to Management Science. Physica-Verlag, 2002. ISBN 9783790814880.

P. Zou and B. Yu. Customer loyalty segmentation based on multi-category svm. *Journal of Computational Information Systems*, 7(2):403–410, 2011.