

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

## **FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS**

### **DESARROLLO DE UN MODELO DE SCORING PARA EL OTORGAMIENTO DE CRÉDITOS QUIROGRAFARIOS E HIPOTECARIOS EN LOS FONDOS COMPLEMENTARIOS PREVISIONALES CERRADOS DEL ECUADOR. CASO FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO DE LOS EMPLEADOS CIVILES DE LAS F.F.A.A. "CAPREMCI"**

**TESIS DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE MAGISTER EN GERENCIA EMPRESARIAL**

**ELBA SOFÍA SALAZAR GRANIZO**  
soffyessg@yahoo.com.ar

**RONMEL SANTIAGO SOSA PAZMIÑO**  
sanps\_79@yahoo.com.ar

**Director: ING. FRANCISCO PATRICIO CARRASCO MEDINA**  
patricio.carrasco@epn.edu.ec

**2014**

## **DECLARACIÓN**

Nosotros, Elba Sofía Salazar Granizo y Ronmel Santiago Sosa Pazmiño, declaramos bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de nuestra autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que hemos 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.

---

**Elba Sofía Salazar Granizo**

---

**Ronmel Santiago Sosa Pazmiño**

## **CERTIFICACIÓN**

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Elba Sofía Salazar Granizo y Ronmel Santiago Sosa Pazmiño, bajo mi supervisión.

---

**Ing. Francisco Patricio Carrasco Medina**

**DIRECTOR DE TESIS**

## ÍNDICE DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS .....	I
LISTA DE TABLAS .....	III
LISTA DE ANEXOS .....	V
RESUMEN .....	VI
ABSTRACT .....	VII
1 CAPITULO I. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 SISTEMA DE SEGURIDAD SOCIAL DEL ECUADOR .....	6
<b>1.1.2 PRESTACIONES DEL IESS E INVERSIONES PRIVATIVAS DEL BIESS ...</b>	<b>8</b>
<b>1.1.3 SEGUROS OBLIGATORIOS ISSFA, ISSPOL, SCPN .....</b>	<b>9</b>
<b>1.1.4 FONDOS COMPLEMENTARIOS PREVISIONALES.....</b>	<b>11</b>
<b>1.1.5 NORMATIVA LEGAL QUE REGULA A LOS FCPC's .....</b>	<b>15</b>
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	19
<b>1.2.1 DELIMITACIÓN ESPACIAL .....</b>	<b>21</b>
1.3 FORMULACIÓN Y SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA .....	22
<b>1.3.1 FORMULACIÓN .....</b>	<b>22</b>
<b>1.3.2 SISTEMATIZACIÓN .....</b>	<b>22</b>
1.4 OBJETIVOS .....	22
<b>1.4.1 OBJETIVO GENERAL.....</b>	<b>22</b>
<b>1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....</b>	<b>23</b>
1.5 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN .....	23
<b>1.5.1 JUSTIFICACIÓN METODOLÓGICA .....</b>	<b>23</b>
<b>1.5.2 JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA .....</b>	<b>24</b>
1.6 HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN .....	24
<b>1.6.1 HIPÓTESIS DE TRABAJO .....</b>	<b>24</b>
2 CAPITULO II. MARCO TEÓRICO.....	25
2.1 TEORÍAS DE ESTIMACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO .....	25
<b>2.1.2 EL ENFOQUE ACTUARIAL .....</b>	<b>25</b>
<b>2.1.3 LA TEORÍA DE RIESGO INDIVIDUAL Y RIESGO DE CRÉDITO .....</b>	<b>27</b>
2.1.3.1 Fundamentos.....	27
<b>2.1.4 LA TEORÍA DE RIESGO COLECTIVO Y RIESGO DE CRÉDITO.....</b>	<b>28</b>

2.1.4.1 Fundamentos.....	29
2.1.4.2 CreditRisk.....	31
2.1.4.3 Conclusión.....	32
<b>2.1.5 ENFOQUE BASADO EN JUICIOS.....</b>	<b>33</b>
2.1.5.1 Las cinco C del crédito.....	33
2.1.6 Modelo Relacional.....	34
2.2 <b>NORMATIVA LEGAL.....</b>	<b>36</b>
<b>2.2.1 RECOMENDACIONES DE BASILEA II.....</b>	<b>37</b>
<b>2.2.1.2 PRIMER PILAR: REQUERIMIENTOS MÍNIMOS DE CAPITAL.....</b>	<b>37</b>
<b>2.2.1.3 SEGUNDO PILAR: PROCESO DE SUPERVISIÓN BANCARIA.....</b>	<b>38</b>
<b>2.2.1.4. TERCER PILAR: DISCIPLINA DE MERCADO.....</b>	<b>39</b>
2.3 METODOLOGÍA DE CASOS.....	40
<b>2.3.1 DISEÑO DEL ESTUDIO DE CASO.....</b>	<b>42</b>
<b>2.3.2. PRINCIPIO DE TRIANGULACIÓN.....</b>	<b>43</b>
2.4 RIESGO CREDITICIO.....	46
2.5 MODELOS Y TÉCNICAS PARA MEDIR LOS RIESGOS.....	48
<b>2.5.1 TÉCNICA DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE.....</b>	<b>50</b>
<b>2.5.2 TÉCNICA DEL ÁRBOL DE DECISIONES.....</b>	<b>51</b>
<b>2.5.3. MODELOS Z-SCORE.....</b>	<b>54</b>
2.5.3.1 Modelo Z.....	54
<b>2.5.4 MODELO DE REGRESIÓN LINEAL.....</b>	<b>55</b>
<b>2.5.5 MODELO DE RESPUESTA BINARIA.....</b>	<b>56</b>
2.5.5.1 Modelo Logit o Logístico.....	57
2.5.5.2 Modelo Logit o Logístico Dicotómico.....	59
3 <b>CAPITULO III. METODOLOGÍA APLICADA A LA INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>63</b>
3.1 <b>SITUACIÓN ACTUAL DE LOS FONDOS COMPLEMENTARIOS PREVISIONALES CERRADOS EN EL ECUADOR (FCPC).....</b>	<b>64</b>
<b>3.1.2 FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRRADO DE EMPLEADOS CIVILES DE FF.AA. “CAPREMCI”.....</b>	<b>70</b>
<b>3.1.3. DIRECCIÓN Y ADMINISTRACIÓN.....</b>	<b>73</b>
<b>3.1.4 INTEGRANTES.....</b>	<b>74</b>
<b>3.1.5 FINANCIAMIENTO.....</b>	<b>77</b>

3.1.5.1 Inversiones Privativas.....	77
3.1.5.2. Inversiones no Privativas.....	82
3.1.5.3 Proyectos de Inversión Inmobiliaria.....	84
<b>3.1.6 PRESTACIONES Y BENEFICIOS .....</b>	<b>85</b>
<b>3.1.7 DIAGNÓSTICO SITUACIONAL .....</b>	<b>88</b>
<b>3.1.8 PROCESO CREDITICIO ACTUAL .....</b>	<b>90</b>
3.1.8.1 Subproceso en el Área Comercial .....	90
3.1.8.2 Subproceso de Verificación y Recepción.....	91
3.1.8.3 Subproceso de Análisis de Crédito y Riesgos .....	93
3.1.8.4. Subproceso de Niveles de Aprobación.....	95
3.2 CONSTRUCCIÓN DEL MODELO .....	97
<b>3.2.1 SELECCIÓN Y DESCRIPCIÓN DE VARIABLES.....</b>	<b>97</b>
<b>3.2.2 DETERMINACIÓN DE CLIENTES BUENOS Y MALOS.....</b>	<b>102</b>
<b>3.2.3 TRATAMIENTO DE LAS VARIABLES.....</b>	<b>105</b>
3.2.3.1. Análisis Univariado .....	105
3.2.3.2 Análisis Bivariado .....	105
<b>3.2.4 SELECCIÓN DE LAS VARIABLES.....</b>	<b>106</b>
<b>3.2.5 GENERACIÓN DEL MODELO .....</b>	<b>109</b>
3.2.5.1. Selección de la Muestra.....	109
3.2.5.2. Ponderación o Expansión de la Información.....	109
3.2.5.3. Prueba de Betas .....	111
3.2.5.4. Logaritmo Estadístico Likelihood (Verosimilitud) .....	111
3.2.5.5. Prueba de Omnibus.....	112
3.2.5.6. Prueba de Hosmer y Lemeshow .....	114
3.2.5.7. Tabla de Clasificación .....	116
3.2.5.8 Coeficientes estimados del Modelo.....	117
4 CAPITULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS .....	119
4.1 PRUEBAS DE SIGNIFICANCIA Y PREDICTIBILIDAD DEL MODELO .....	119
<b>4.1.1 ESTADÍSTICO KOLMOGOROV – SMIRNOV (K-S) .....</b>	<b>119</b>
<b>4.1.2 RAZON DE AJUSTE (ACCURACY RATIO - AR – ROC o CURVA DE PODER).....</b>	<b>124</b>
<b>4.1.3 PRUEBAS DE BACKTESTING.....</b>	<b>127</b>

<b>4.1.4 SCORECARD</b> .....	<b>128</b>
4.2 NUEVO PROCESO DE CRÉDITO .....	130
<b>4.2.1 ASPECTOS GENERALES PREVIO SU IMPLEMENTACIÓN</b> .....	<b>131</b>
<b>4.2.2 FLUJOGRAMA DEL NUEVO PROCESO DE EVALUACIÓN Y APROBACIÓN DEL CRÉDITO</b> .....	<b>134</b>
4.2.2.1 Proceso de Créditos Quirografarios.....	134
4.2.2.2 Proceso de Créditos Hipotecarios.....	135
4.3 BENEFICIOS POST - IMPLEMENTACIÓN .....	139
5 CAPITULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	142
5.1 CONCLUSIONES.....	142
5.2 RECOMENDACIONES .....	145
REFERENCIAS .....	147
ANEXOS .....	151

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Activos e inversiones totales en millones de dólares a noviembre 2012.....	10
Figura 2 – Procedimiento Metodológico para el Estudio de Caso .....	44
Figura 3 – Árbol de Decisión .....	53
Figura 4– Análisis en Sitio (construcción de la data).....	63
Figura 5 – Foco de Análisis.....	64
Figura 6 - Análisis de los Resultados (Presentación o Socialización del análisis).....	64
Figura 7– Tipos de FCPC en el Ecuador a Enero 2014, porcentajes.....	65
Figura 8 – Evolución de los Activos e Inversiones, millones de dólares .....	66
Figura 9- Diversificación de Inversiones Privativas.....	67
Figura 10 - Tasas promedio del Sistema Financiero, segmento Consumo.....	68
Figura 11 - Tasas promedio del Sistema Financiero, segmento Consumo.....	68
Figura 12 - Diversificación de Inversiones no Privativas.....	69
Figura 13 – Estructura Organizacional de CAPREMCI.....	72
Figura 14 – Número de Partícipes Activos.....	76
Figura 15 - Productos Segmento Quirografario .....	79
Figura 16 - Productos Segmento Hipotecario.....	80
Figura 17 – Cartera de Inversiones Privativas – Dic. 2013; Millones de dólares y porcentajes .....	81
Figura 18 - Evolución de la Cartera en Riesgo; Provisiones e Índice de Morosidad; en Millones de Dólares y porcentajes.....	82
Figura 19 – Comparativo de la Rentabilidad; porcentajes .....	84
Figura 20 – Comparativo del índice de morosidad; porcentaje.....	89
Figura 21 – Zona de aceptación o rechazo para una hipótesis con un 95% de confianza.	106
Figura 22 - Variable Demográfica creada (árbol de decisión) .....	108
Figura 23 – Prueba K-S .....	122
Figura 24 – Curva COR.....	125



Figura 25 – Funcionamiento General de la Aplicación.....	132
Figura 26 – Funcionamiento General de la Evaluación .....	133
Figura 27 – Flujograma propuesto de Administración del Crédito Quirografario .....	137
Figura 28 – Flujograma propuesto de Administración del Crédito Hipotecario .....	138

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1 – Listado de Fondos Complementarios Activos controlados por la SBS.....	12
Tabla 2 – Similitudes de estimar pérdidas por Riesgo de Crédito vs. Portafolios de asegurados .....	26
Tabla 3 – Procesos Válidos en un Estudio de Caso.....	46
Tabla 4 - Aspectos Determinantes previo la elección de la técnica utilizarse.....	60
Tabla 5 - Aspectos Determinantes previo la elección del modelo a utilizarse .....	60
Tabla 6 - Entidades Patronales adscritas a CAPREMCI .....	74
Tabla 7 – Portafolio de Inversiones, diciembre 2013 .....	83
Tabla 8 – Documentación mínima requerida por tipo de Crédito .....	92
Tabla 9 - Descripción de variables al punto de observación .....	98
Tabla 10 - Descripción de variables al punto de desempeño .....	99
Tabla 11 - Descripción de variables proporcionadas por el Buró de Crédito.....	100
Tabla 12 - Análisis Roll Rate .....	103
Tabla 13 - Tabla de contingencia Clase de crédito * Clasificación de sujetos a 90 días según análisis Roll Rate (buenos, indeterminados y malos) .....	104
Tabla 14 – Codificación de la variable dependiente.....	110
Tabla 15 – Variables del Modelo final .....	111
Tabla 16 – Estadístico Likelihood .....	112
Tabla 17 – Prueba Omnibus .....	112
Tabla 18 – Resumen del Modelo .....	114
Tabla 19 – Prueba de Hosmer y Lemeshow .....	115
Tabla 20 – Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow.....	115
Tabla 21 – Tabla de clasificación del Modelo.....	116
Tabla 22 – Variables en la ecuación .....	117
Tabla 23 – Distribución y Valores de la Prueba Kolmogorov - Smirnov .....	121
Tabla 24 – $C\alpha$ .....	123

Tabla 25 – $K(n)$ .....	123
Tabla 26– Resumen del proceso de casos .....	124
Tabla 27 – Área bajo la curva ROC .....	126
Tabla 28 – Pruebas de Backtesting (Comparación).....	127
Tabla 29 – Nivel de riesgo, según los distintos puntos de corte.....	129

## LISTA DE ANEXOS

ANEXO A Proceso de Crédito (Crédito Ordinario).....	152
ANEXO B Proceso de Crédito (Crédito Hipotecario).....	158
ANEXO C Análisis univariado de las Variables Cuantitativas .....	165
ANEXO D Análisis univariado Variables Cualitativas .....	169
ANEXO E Análisis bivariado de las Variables Cualitativas y Cuantitativas .....	182
ANEXO F:Interacciones para definir las variables finalistas.....	237

## RESUMEN

La presente investigación tiene como objetivo el desarrollar un modelo de scoring previo al otorgamiento de los créditos quirografarios e hipotecarios en el Fondo Complementario Previsional Cerrado de Empleados Civiles de FFAA. Se analiza la situación actual de los Fondos en el Ecuador y se revisa de manera particular el proceso crediticio actualmente empleado en CAPREMCI. Se enfatiza en la importancia de la recolección y construcción de las variables así como la metodología utilizada que para el caso fue la regresión logística dicotómica, donde el incumplimiento queda definido por todas aquellas variables independientes que son significativas. El desarrollo del modelo de scoring no propone reducir la incertidumbre a la hora de evaluar a los distintos sujetos de crédito, sino por el contrario logra incorporar valor agregado al proceso de evaluación de créditos dotando a la entidad de una herramienta estadística capaz de discriminar desde el momento de la concesión además de disminuir el grado de análisis subjetivo y por ende las pérdidas económicas debido a los incumplimientos de pago. La parte final del trabajo además de las pruebas de significancia y predictibilidad del modelo creado, describe los beneficios de la implementación de este tipo de metodologías, así como varias acciones que se deben considerar previas a su implementación y producción, acordes a las buenas prácticas en la gestión de riesgo crediticio.

**Palabras clave:** Modelo de scoring, regresión logística dicotómica, incumplimiento, variables independientes, significancia, predictibilidad, metodología, riesgo.

## **ABSTRACT**

This research aims to develop a scoring model prior to the granting of unsecured and mortgage loans in the Supplementary Pension Fund Closed Civilian Employees of armed forces. The current status of the Funds in Ecuador is analyzed and reviewed particularly the lending process currently employed in CAPREMCI. Emphasizes the importance of collecting and construction of the variables and the methodology used for the case was the dichotomous logistic regression, where the breach is defined by all the independent variables that are significant. The scoring model development does not propose reducing uncertainty when evaluating different credit subjects, but rather does add value to the evaluation process by providing credit to the institution of a statistical tool to discriminate from the time of grant in addition to reducing the degree of subjective analysis and thus the economic losses due to defaults. The final part of the work as well as tests of significance and predictability created model describes the benefits of implementing such methodologies as well as several actions that should be considered prior to implementation and production, in line with good practice the management of credit risk.

**Keywords:** model scoring, dichotomous logistic regression, compliance, independent variables, significance, predictability, methodology, risk.

## **1 CAPITULO I. INTRODUCCIÓN**

Actualmente el sistema financiero en el Ecuador se encuentra ampliamente diversificado, pues existen varios actores como son los bancos, compañías de seguros, cooperativas de ahorro y crédito y el sistema de seguridad social, el mismo que gracias a las operaciones de índole crediticia e inversiones que actualmente representan se lo incluye en un solo contexto, además que su regulación y control está determinado por un solo ente como lo es la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador.

Debido a la naturaleza del negocio las instituciones del sistema financiero, seguridad social, y en sí todas aquellas entidades controladas las cuales estén directamente relacionadas con actividades de concesión de créditos, en cada una de sus operaciones poseen implícito la incertidumbre, por lo que se encuentran continuamente expuestas a riesgos de diversa naturaleza como son: crédito, mercado, liquidez, operativo, de reputación, legal, etc., los mismos que deben ser identificados, medidos y controlados.

El riesgo es esencial en toda actividad de inversión general, en la medida en que los resultados esperados siempre estarán determinados por la actuación e intervención de otros actores o agentes, en la banca el análisis, medición, administración y control del riesgo tiene una importancia relevante debido al volumen de recursos que destina esta industria, además se debe considerar también que la intermediación financiera es el motor que impulsa la economía productiva, encontrándose inmersa en marcos regulatorios estrictos, además de un entorno cada vez más competitivo obligando a este sector a crear estrategias innovadoras y a la vez diferenciadas.

Los organismos de control buscan alcanzar una armonía entre la seguridad de las actividades bancarias y su liberalización (globalización) inevitable para el desarrollo de esta actividad, con lo cual se pretende disminuir el riesgo

sistemático para el conjunto de entidades de tal manera que no incida en el comportamiento crediticio de los clientes.

Las entidades financieras son más sensibles ante cualquier cambio que se pueda dar en las promesas de pagos, por ello actualmente es preponderante la importancia que tiene el uso de información histórica para la gestión y administración del riesgo, claro ejemplo de esto es que en la actualidad existe integración total de la información (entidades financieras, burós de crédito y organismos de control), de ahí el interés del ente de control (SBS) de minimizar el riesgo sistemático implantando modelos basados en dicha información histórica, razón por la cual en esta herramienta llamada score se centra la presente investigación.

Uno de los principios básicos en la administración del riesgo señala que “a mayor riesgo debe tenerse un mayor monto de recursos reservados para hacer frente al elevado monto de pérdidas que pudieran suscitarse” (García). Esto ha provocado que las instituciones financieras en los últimos años pongan mucho más énfasis en su forma de gestionar el riesgo, evolucionando de herramientas y procesos subjetivos conocidos a herramientas técnicas concebidas desde procesos estadísticos.

Una adecuada administración y gestión de riesgos en una entidad cuya actividad primordial sea la colocación de créditos permitirá disminuir las pérdidas generadas por desequilibrios financieros y por ende disminuir la alteración de las ganancias esperadas (utilidad).

Siendo el Riesgo Crediticio el que se encuentra presente en gran parte de la actividad financiera, se torna altamente importante el tratar de identificarlo, medirlo y controlarlo contribuyendo a la construcción de herramientas optimas que reduzcan las pérdidas implícitas dentro de este riesgo.



Dentro de un proceso normal de colocación o captación de los créditos, toda entidad realiza la evaluación del sujeto, volviéndose este instante, el de la evaluación el factor preponderante en la concesión pues de su resultado dependerá la calidad del crédito ya que una mala evaluación podría resultar en que existan dificultades en el retorno del capital, sobreendeudamiento, incurrir en costos adicionales por gastos de cobranza (preventiva o reactiva) y la variación del monto a provisionarse de una fecha a otra.

Pues una óptima gestión de riesgo crediticio deberá orientarse a la creación o dotación de herramientas más eficaces que permitan la creación de valor dentro del proceso crediticio, resultando en una disminución en la afectación de las utilidades previstas (provisiones), permitiendo un eficiente reparto de la utilidad optimizando así las ganancias de la entidad.

Otro de los aspectos que permitirá controlar esta herramienta es el índice de morosidad de la entidad, entendiéndose este a manera general para el inversionista como un indicador de la eficiencia del proceso de crédito y de la efectividad de las políticas y procedimientos de crédito que se están aplicando, además permite evaluar de primera mano la calidad de la cartera crediticia.

Por lo cual la evaluación del sujeto de crédito es el paso más importante del proceso crediticio (desde su concesión hasta su recuperación), dentro de la evaluación se analizan una serie de parámetros en forma individual, ya que no todos los sujetos tienen el mismo carácter crediticio (intención de pago).

En la actualidad las instituciones financieras se han vuelto más restrictivas y cautelosas al momento de otorgar un crédito; pues éstas dentro de sus procesos de evaluación intentan predecir la probabilidad de ocurrencia de incumplimiento en que caerá un sujeto en un determinado período temporal, y sus probables causas de acuerdo a su entorno y características.

Al momento de la colocación de un crédito toda entidad financiera busca obtener réditos económicos y a su vez que los procesos que le permitieron estos réditos sean cada vez más rápidos y eficientes con resultados medibles y cuantificables que permitan como resultado una cartera crediticia sana.

Otro factor determinante para la realización de la presente investigación es la situación actual del buró de información crediticia en el Ecuador, que según Registro Oficial # 843, del 3 de diciembre del 2012, se expide la “Ley orgánica derogatoria a la ley de burós de información crediticia y reformatoria a la ley del sistema nacional del registro de datos públicos”, la cual ratifica que los buró de crédito finalizan sus actividades.

Los burós de crédito en Ecuador son:

instituciones que recolectan, en bases de datos, mucha de la información de crédito que no posee la Central de Riesgo, y permiten, a cambio de un pago, consultar en sus bases de datos el comportamiento de pagos de una persona e incluso el total de cuotas que ella paga. Se evita así que un mal pagador obtenga crédito o que un buen pagador se sobre endeude. De esta manera, pueden contribuir efectivamente a la protección de los recursos del público contra su pérdida al ser mal prestados, mejorando así el desempeño del sistema financiero y su viabilidad en el tiempo. (hoy.com.ec, 2005).

Siendo el servicio de referencias crediticias una herramienta que permite conocer el comportamiento crediticio de cada individuo, desde una perspectiva mucho más objetiva y técnica, ya que proporciona información de vital importancia con respecto a las características crediticias como: historial crediticio, calificación del sujeto, probabilidad de incumplimiento, saldo a pagar, cuota estimada, etc.

La información que brinda el buró de crédito ha permitido dentro del proceso de evaluación de los créditos que la decisión de conceder o no una operación no se base únicamente en la experiencia del oficial sino que también utilice un soporte técnico histórico.

Pero particularmente en el caso de las entidades que conforman la Seguridad Social y que brindan el servicio de crédito quirografario e hipotecario, la información proporcionada por el buró constituye solamente un elemento adicional pero no tiene relevancia en la toma de decisiones para la concesión de las operaciones crediticias, mientras que la mayor ponderación y única a la hora de evaluar está dada entre lo establecido en las políticas y procedimientos de crédito (manual de crédito) y la capacidad analítica de quien otorga el crédito.

Además la información que figura en el reporte del buró de crédito son datos actualizados (endeudamiento promedio en el sistema financiero ecuatoriano, cuota estimada de pago, etc.), los mismos que se pueden comparar con la información detallada por el cliente, permitiendo saber si dicha información es real o no, a fin de que no presente problemas de cobro en el futuro, se debe tomar en cuenta también que mientras los acuerdos de Basilea hablan de la importancia de la información histórica de los clientes potenciales, actualmente en el país esta referencia se pretende eliminar.

Las entidades financieras están sujetas a regulaciones bastante rigurosas tanto en requerimientos (fondos previsionales) como en el ámbito de su administración y control.

Por lo cual la investigación propuesta constituye un aporte fundamental dentro del proceso de crédito de toda entidad, en el Ecuador varios Bancos han incursionado en el desarrollo de modelos de score internos para la Gestión de Riesgo de Crédito; mientras que en el Sistema de Economía Popular y Solidaria (Cooperativas) el ritmo de desarrollo ha sido lento pero algunas Cooperativas (29 de octubre) cuentan ya con este tipo de herramientas; mientras que en el Sistema de Seguridad Social (sector de nuestra investigación) el desarrollo de metodologías propias aún es lejano, debido a su complejidad, costos y a la falta del personal necesario para este tipo de investigaciones y desarrollos.

## 1.1 SISTEMA DE SEGURIDAD SOCIAL DEL ECUADOR

La Seguridad Social en el Ecuador se encuentra constituida bajo principios universales de aplicación, es así que la Ley de Seguridad Social vigente en su primer artículo recoge a todos los principios rectores, razón por lo cual es necesario citar dicho artículo de la ley referida:

**Art. 1.- Principios Rectores.-** El Seguro General Obligatorio forma parte del sistema nacional de seguridad social y, como tal, su organización y FUNCIONAMIENTO se fundamentan en los principios de solidaridad, obligatoriedad, universalidad, equidad, eficiencia, subsidiariedad y suficiencia.

Por lo tanto la Seguridad Social en el Ecuador es entendida como un derecho al que toda persona puede acceder, es así que esta concepción ha llevado al Estado Ecuatoriano a lo largo de varios años a organizarse con el objeto de establecer un modelo al servicio de este derecho.

Así queda demostrado según lo establecido en la Ley de Seguridad Social vigente:

**Art. 2.- Sujetos de Protección.-** Son sujetos "obligados a solicitar la protección" del Seguro General Obligatorio, en calidad de afiliados, todas las personas que perciben ingresos por la ejecución de una obra o la prestación de un servicio físico o intelectual, con relación laboral o sin ella; en particular:

- a. El trabajador en relación de dependencia;
- b. El trabajador autónomo;
- c. El profesional en libre ejercicio;
- d. El administrador o patrono de un negocio;
- e. El dueño de una empresa unipersonal;
- f. El menor trabajador independiente; y,
- g. Los demás asegurados obligados al régimen del Seguro General Obligatorio en virtud de leyes y decretos especiales.

Son sujetos obligados a solicitar la protección del régimen especial del Seguro Social Campesino, los trabajadores que se dedican a la pesca artesanal y el habitante rural que labora "habitualmente" en el campo, por cuenta propia o de la comunidad a la que pertenece, que no recibe remuneraciones de un empleador público o privado y tampoco contrata a personas extrañas a la comunidad o a terceros para que realicen actividades económicas bajo su dependencia.

**Art. 3.- Riesgos Cubiertos.-** El Seguro General Obligatorio protegerá a sus afiliados obligados contra las contingencias que afecten su capacidad de trabajo y la obtención de un ingreso acorde con su actividad habitual, en casos de:

- a. Enfermedad;
- b. Maternidad;
- c. Riesgos del trabajo;
- d. Vejez, muerte, e invalidez, que incluye discapacidad; y,
- e. Cesantía.

**Art. 17.- Misión Fundamental.-** El IESS tiene la misión de proteger a la población urbana y rural, con relación de dependencia laboral o sin ella, contra las contingencias de enfermedad, maternidad, riesgos del trabajo, discapacidad, cesantía, invalidez, vejez y muerte, en los términos que consagra esta Ley.

Desde siempre se ha concebido al Estado como el único promotor de política económica debido a que los programas de Seguridad Social forman parte de su planificación general.

Pero no se ha logrado alcanzar un sistema de Seguridad Social equitativo, claro ejemplo de esto es que aún existen personas que omiten este derecho por considerarlo más un gasto que una inversión, por lo que se puede deducir que el Estado a través de su modelo de Seguridad Social aún no ha logrado garantizar el bienestar de todos en aspectos tales como: salud, maternidad, riesgos de trabajo; además de temas como el subsidio al desempleo (cesantía), o planes de pensiones o jubilaciones acordes a un mundo cada vez más dinámico y globalizado a fin de que permita satisfacer necesidades de vida básicas.

La Intendencia de Seguridad Social creada en agosto del 2002, como Dirección de Seguridad Social en primera instancia, y posteriormente en febrero del 2006 se elevó a Intendencia Nacional de Seguridad Social (INSS), forma parte integrante de la Superintendencia de Bancos y Seguros, cuya finalidad es la de proteger y velar el buen uso de los recursos que los ciudadanos entregan a las entidades que forman parte de la Seguridad Social.

Actualmente el Sistema de Seguridad Social en el Ecuador está compuesto por instituciones tales como el Instituto de Seguridad Social (IESS), el Instituto de

Seguridad Social de la Fuerzas Armadas (ISSFA), el Instituto de Seguridad Social de la Policía Nacional (ISSPOL), Caja de Cesantía de la Policía Nacional (SCPN), el Banco del IESS (BIESS) y los Fondos Complementarios Previsionales Cerrados de Cesantía y Jubilación (FCPC), todas estas entidades se encuentran bajo el control y supervisión de la Superintendencia de Bancos y Seguros, y de manera particular por la Intendencia Nacional de Seguridad Social.

Con sus 86 años de vida institucional, el Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS), sigue siendo actualmente el ente insignia del seguro general obligatorio en el Ecuador, llegando a 5,2 millones de afiliados, en el año 2012 (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2013).

Con ingresos que alcanzaron un promedio mensual de USD 432 millones de dólares en el 2012 y un portafolio de inversiones que alcanzó el monto de USD 10.447 millones durante el mismo período, las inversiones se distribuyeron así: con una participación del 31% del seguro de cesantía, el seguro de invalidez, vejez y muerte con un 44% y el fondo de reserva con el 10%, los demás fondos cubrieron el 15% de la demanda restante (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2013).

### **1.1.2 PRESTACIONES DEL IESS E INVERSIONES PRIVATIVAS DEL BIESS**

Cabe señalar que se estableció en el 2010, la base para la aprobación de la ley del BIESS, que tiene el objetivo de prestar servicios financieros bajo criterios de banca de inversión, para la administración de los fondos previsionales públicos del IESS y la prestación de servicios financieros para atender los requerimientos de los afiliados activos y jubilados.

Según la SBS que detalla en su reporte de estabilidad financiera 2013, las principales cifras por prestaciones del IESS son:

- Seguros de Salud individual y familiar ostento un egreso de USD 74 millones a noviembre 2012.
- Prestaciones de invalidez, vejez y muerte con un monto superior de USD 1.440 millones.
- La posibilidad de financiamiento a través de las inversiones privadas o cartera de créditos, creció vertiginosamente llegando al 2012 a USD 3.258 millones de dólares en créditos otorgados bajo la gestión del BIESS, este crecimiento fue acompañado con un cambio fundamental en la estructura de la cartera de créditos pues la concentración de créditos quirografarios disminuyó de un 93% en el 2010 al 43% en el 2012 del total de la cartera de créditos, debido a la contribución de los créditos hipotecarios que pasaron del 4% en el 2010 al 56% en el 2012 del total de la cartera de créditos y los créditos prendarios aportaron con el 1% del total de la cartera.

### **1.1.3 SEGUROS OBLIGATORIOS ISSFA, ISSPOL, SCPN**

La SBS en su Reporte de Estabilidad Financiera 2013, detalla que: el “Instituto de Seguridad Social de las Fuerzas Armadas (ISSFA), Instituto de Seguridad Social de la Policía Nacional (ISSPOL) y el Seguro de Cesantía de la Policía Nacional (SCPN), representan el sistema de seguridad social dirigido a cubrir las necesidades prestacionales de las fuerzas armadas y policía nacional que superan los 414 mil afiliados y beneficiarios”.

A junio del 2012, los miembros de las FFAA contaron con 38.228 afiliados activos y 39.820 pensionistas. La seguridad social policial comprende las instituciones de previsión, ayuda y asistencia, realizando durante el año 2012 prestaciones para 41 mil afiliados activos y para 19.194 pensionistas de jubilación, invalidez y montepíos.

Sus activos alcanzaron USD 817 millones a noviembre 2012 y el monto de fondos de inversión llegó a USD 753 millones, divididos en 51% inversiones privadas y 49% en inversiones no privadas.

Dentro de la Cesantía de la Policía Nacional los fondos de inversión privados (SCPN), ascienden a USD 186 millones de dólares que representan su cartera de préstamos quirografarios con un 56% y las inversiones no privadas en el sistema financiero nacional ascienden a USD 146 millones, con una participación del 44%.

Al 2012, el sistema de seguridad social mantuvo activos que alcanzaron los USD 19 mil millones e inversiones de USD 13 mil millones que representan en tamaño al 48% del sistema financiero, razón por la cual se consideró importante el detallar en forma sucinta las cifras expuestas, tal como se observa en la Figura 1.

**Figura 1-** Activos e inversiones totales en millones de dólares a noviembre 2012.



**Fuente:** (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2013, pág. 95) **Elaboración:** Los Autores

Es así que la Ley del Sistema de Seguridad Social contempla y regula la creación y coexistencia de entidades independientes y de afiliación voluntaria, las mismas que ayudan a mejorar las condiciones de las prestaciones que proporciona el



Seguro General Obligatorio, a incluir contingencias de seguridad no previstas y abarquen poblaciones cuyo efecto ha sido mínimo.

#### **1.1.4 FONDOS COMPLEMENTARIOS PREVISIONALES**

El origen de los Fondos Complementarios se debe a la necesidad de cubrir contingencias no previstas en el Seguro General Obligatorio; así la actual Ley de Seguridad Social establece:

**Art. 220.- De la formación de los Fondos Complementarios.-** Los afiliados al IESS, independientemente de su nivel de ingresos, podrán efectuar ahorros voluntarios para mejorar la cuantía o las condiciones de las prestaciones correspondientes al Seguro General Obligatorio o a proteger contingencias de seguridad no cubiertas por éste.

Los ahorros voluntarios se depositarán directamente en las empresas adjudicatarias administradoras del ahorro previsional, y los fondos acumulados por este concepto se administrarán como fondos separados de conformidad con el Reglamento.

Los fondos privados de pensiones con fines de jubilación actualmente existentes, cualquiera sea su origen o modalidad de constitución, se regirán por la misma reglamentación que se dicte para los fondos complementarios y, en el plazo que aquella determine, deberán ajustarse a sus disposiciones que, en todo caso, respetarán los derechos adquiridos por los ahorristas.

Según al artículo mencionado en el acápite anterior, se establece que los aportes a los fondos complementarios se lo harán independientemente de su nivel de ingresos y se administrarán como fondos separados, con esta base los fondos alcanzaron el número de 64 activos a enero 2014.

Son Fondos Complementarios debido a que prestan beneficios adicionales a los establecidos en el Seguro Social Obligatorio, bajo condiciones diferentes a las establecidas. Además son Previsionales porque prevén los recursos futuros a fin de brindar una mejor prestación (cesantía o jubilación).

Y son Cerrados porque se integran a partir de la relación laboral y gremial de sus partícipes con las entidades dependientes y/o adscritas; de acuerdo al Fondo al que se pertenezca, no se permite la participación de aquellos partícipes que terminaron su relación laboral con la entidad de la cual formaban parte o la participación de terceros.

Son de carácter opcional, ya que se forman por el acuerdo de voluntades, mas no de la obligatoriedad de la ley. En el Capítulo V del Reporte de Estabilidad Financiera 2013, publicado por la SBS, señala que dichos fondos en su mayoría pertenecen a las instituciones del sector público beneficiando a 199 mil partícipes; distribuidos, registrados y controlados por la Superintendencia de Bancos y Seguros, los mismas se detallan a continuación, en la Tabla 1:

**Tabla 1** – Listado de Fondos Complementarios Activos controlados por la SBS

Número	Nombre Institución	Estado
1	"FCPC FONCEGOC FONDO DE CESANTIA GOBERNACION DEL CAÑAR	ACTIVA
2	ASOCIACION DEL FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO ASOPREP-FCPC	ACTIVA
3	CAJA DE CESANTIA Y JUBILACION COMPLEMENTARIA DE LOS EMPLEADOS DE LA DIRECCION GENERAL DE AVIACION CIVIL-FCPC	ACTIVA
4	CORPORACION FONDO DE CESANTIA DE LOS FUNCIONARIOS, EMPLEADOS Y TRABAJADORES DE PETROECUADOR Y SUS FILIALES FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO CORFOCESANTIA-FCPC	ACTIVA
5	CORPORACION FONDO DE JUBILACION PATRONAL ESPECIAL DE PETROCOMERCIAL-FCPC	ACTIVA
6	ESPOL FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO	ACTIVA
7	FC DE LA DIRECCION NACIONAL DE REHABILITACION SOCIAL FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO-FCPC	ACTIVA
8	FCP DE LOS SERVIDORES PUBLICOS DEL MINISTERIO DE GOBIERNO-GOBERNACION DE PASTAZA (FCPGPAS-FCPC)	ACTIVA
9	FCP DEL PERSONAL DE LA FUNCION JUDICIAL DEL ECUADOR-FCPC "FONCEJU"	ACTIVA

10	FCPC DE JUBILACION INDEXADA DE LA UNIVERSIDAD TECNICA DEL NORTE (FCPCJIUTN)	ACTIVA
11	FCPC DE JUBILACION PATRONAL ESPECIAL DE LOS FUNCIONARIOS Y TRABAJADORES DE LA EMPRESA ELECTRICA QUITO S.A.	ACTIVA
12	FCPC ADMINISTRADORA DE FONDOS PREVISIONALES BNF	ACTIVA
13	FCPC ASOCIACION DE FONDO DE JUBILACION COMPLEMENTARIA DE LOS PROFESORES DE LA UNIVERSIDAD TECNICA DE AMBATO.	ACTIVA
14	FCPC CERRADO DE CESANTIA DE LOS SERVIDORES OBREROS Y/O TRABAJADORES DE LA CORPORACION NACIONAL DE TELECOMUNICACIONES CNT EP, "CANACIET, F.C.P.C.	ACTIVA
15	FCPC COMITE DE EMPRESA ECUACOBRE FV S.A.	ACTIVA
16	FCPC DE CESANTIA DE LOS SERVIDORES DEL BANCO ECUATORIANO DE LA VIVIENDA	ACTIVA
17	FCPC DE CESANTIA DEL MINISTERIO DE ECONOMIA Y FINANZAS Y SERVICIO NACIONAL DE ADUANA DEL ECUADOR "SENAE"	ACTIVA
18	FCPC DE CESANTIA DEL PERSONAL ADMINISTRATIVO Y EMBARCADO DE FLOPEC, FCPC FLOPEC.	ACTIVA
19	FCPC DE JUBILACION PRIVADA DE SERVIDORES PÚBLICOS DE CARRERA DEL GPI	ACTIVA
20	FCPC DE JUBILACION Y CESANTIA DE LOS EMPLEADOS ADMINISTRATIVOS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE LOJA	ACTIVA
21	FCPC DE LA ASOCIACION DE EMPLEADOS Y TRABAJADORES EN LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE BOLIVAR FOCAETUEB-FCP	ACTIVA
22	FCPC DE LA ASOCIACION DE PROFESORES DE LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE BOLIVAR FOCAPUEB-FCPC	ACTIVA
23	FCPC DE LA CAJA DE CESANTIA DE LOS EMPLEADOS DEL INEC	ACTIVA
24	FCPC DE LA CAJA DE MEJORAMIENTO ADMINISTRATIVO DE LA ASOCIACION DE FUNCIONARIOS Y EMPLEADOS DEL SERVICIO EXTERIOR ECUATORIANO	ACTIVA
25	FCPC DE LA GOBERNACION DE BOLIVAR-FCPCGB	ACTIVA
26	FCPC DE LOS EMPLEADOS CIVILES DE LAS FUERZAS ARMADAS	ACTIVA
27	FCPC DE LOS EMPLEADOS Y FUNCIONARIOS DEL H. CONSEJO PROVINCIAL DE PICHINCHA	ACTIVA
28	FCPC DE LOS EMPLEADOS, JUBILADOS Y PENSIONISTAS DEL BANCO CENTRAL DEL ECUADOR	ACTIVA
29	FCPC DE LOS FUNCIONARIOS DE LA EMPRESA PÚBLICA METROPOLITANA DE AGUA POTABLE Y SANEAMIENTO EPMAPS	ACTIVA

30	FCPC DE LOS SERVIDORES DE LA ESPE	ACTIVA
31	FCPC DE LOS SERVIDORES DE LA FUNCION LEGISLATIVA	ACTIVA
32	FCPC DE LOS SERVIDORES DE LA GOBERNACION Y SUS DEPENDENCIAS EN LA PROVINCIA DE ESMERALDAS (FCPC)	ACTIVA
33	FCPC DE LOS SERVIDORES DE LA SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS	ACTIVA
34	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO DE LA PROVINCIA DE MORONA SANTIAGO FCPCSMIGOMS	ACTIVA
35	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO DE LA PROVINCIA DE ORELLANA-FOCEMGO (FCPC)	ACTIVA
36	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO DE LA PROVINCIA DE PICHINCHA FONCEMIGOP-FCPC	ACTIVA
37	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO DE LA PROVINCIA DEL CARCHI (FCPC)-FONCEMINGOC	ACTIVA
38	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO QUE LABORAN EN LA GOBERNACION DE LA PROVINCIA DEL GUAYAS Y SUS DEPENDENCIAS-FONCEMIGOG FCPC	ACTIVA
39	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO Y POLICIA QUE LABORAN EN LA PROVINCIA DE MANABI-FONCEMIGOM (FCPC)	ACTIVA
40	FCPC DE LOS SERVIDORES DEL MINISTERIO DE GOBIERNO, QUE LABORAN EN LA PROVINCIA DE EL ORO (FCPC)-FCPC FONCEPRIMIGEO	ACTIVA
41	FCPC DE LOS SERVIDORES PUBLICOS DE LA PROCURADURIA GENERAL DEL ESTADO	ACTIVA
42	FCPC DE LOS SERVIDORES PUBLICOS, DEPENDIENTES DEL MINISTERIO DEL INTERIOR-FONCEPMINTUN	ACTIVA
43	FCPC DE LOS TRABAJADORES DE LA EMPRESA ELECTRICA REGIONAL CENTRO SUR C.A.	ACTIVA
44	FCPC DE SERVIDORES DE LA UNIVERSIDAD TECNICA DE MACHALA FCPC-SUTMACH	ACTIVA
45	FCPC DEL MINISTERIO DE GOBIERNO DE LA PROVINCIA DE NAPO - FCPCGONAPO"	ACTIVA
46	FCPC DEL MINISTERIO DE GOBIERNO EN LA PROVINCIA DE SUCUMBIOS FONCEMIMGS (FCPC)	ACTIVA
47	FCPC DEL MINISTERIO DE GOBIERNO EN ZAMORA CHINCHIPE-FOCPCEMIGOZCH	ACTIVA
48	FCPC PARA JUBILACION PATRONAL DE LOS SERVIDORES DE LA CONTRALORIA GENERAL DEL ESTADO	ACTIVA
49	FCPC PREVISIONAL CERRADP DEL MUNICIPIO DEL DISTRITO METROPOLITANO DE QUITO	ACTIVA

50	FCPC-DESPOCH, FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO-DOCENTES DE LA ESPOCH	ACTIVA
51	FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO DE JUBILACION PARA LOS SERVIDORES Y CESANTIA PARA DOCENTES DE LA UNIVERSIDAD TECNICA DE MANABI (FONJUBI-UTM-FCPC)	ACTIVA
52	FONDO DE CESANTIA COLEGIO 24 DE MAYO, FCPC	ACTIVA
53	FONDO DE CESANTIA DE F.V.-AREA ANDINA S.A. "FCPC"	ACTIVA
54	FONDO DE CESANTIA DEL MAGISTERIO ECUATORIANO FCME-FCPC	ACTIVA
55	FONDO DE CESANTIA DEL MINISTERIO DE MINAS Y PETROLEOS, FOCEM-FCPC	ACTIVA
56	FONDO DE CESANTIA PRIVADO DE LOS EMPLEADOS, TRABAJADORES Y DOCENTES DEL GOBIERNO MUNICIPAL DE OTAVALO-FCPC	ACTIVA
57	FONDO DE CESANTIA PRIVADO DE LOS PROFESORES DE LA UNIVERSIDAD CENTRAL DEL ECUADOR FCPC	ACTIVA
58	FONDO DE CESANTIA TAME FCPC	ACTIVA
59	FONDO DE INVERSION SOCIAL DE LOS PROFESORES Y TRABAJADORES DE LA PUCE (FISPUCE-FCPC)	ACTIVA
60	FONDO DE JUBILACION PATRONAL ESPECIAL DE PETROECUADOR FCPC	ACTIVA
61	FONDO DE JUBILACION PATRONAL ESPECIAL DEL MUNICIPIO DEL DISTRITO METROPOLITANO DE QUITO-FCPC	ACTIVA
62	FONDO PARA LA PROTECCION DE LA VIDA, LA VEJEZ Y LA SALUD DE LOS SERVIDORES DE LA UNIVERSIDAD DE CUENCA. FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO (FONDOPROVIDA FCPC)	ACTIVA
63	FONDO PRIVADO DE CESANTIA DE LA CONTRALORIA GENERAL DEL ESTADO, FCPC	ACTIVA
64	SERVIDORES Y EMPLEADOS DE LA GOBERNACION DE GALAPAGOS FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO	ACTIVA

**Fuente:** Superintendencia de Bancos y Seguros Enero 2014; **Elaboración:** Los Autores

### 1.1.5 NORMATIVA LEGAL QUE REGULA A LOS FCPC's

La Superintendencia de Bancos y Seguros emitió la Resolución No SBS-2013-504, del 9 de julio del 2013, misma que contiene las normas para el Registro, Constitución, Organización, Funcionamiento y Liquidación de los Fondos

Complementarios Previsionales Cerrados, las mismas que se citan a continuación:

### **SECCIÓN I.- ASPECTOS GENERALES**

**Art. 1.-** Los fondos complementarios previsionales cerrados FCPC's se integran con el patrimonio autónomo constituido a favor de los partícipes a partir de su relación laboral con instituciones públicas, privadas o mixtas, o con un gremio profesional u ocupacional, para mejorar la cuantía o las condiciones de las prestaciones correspondientes al seguro general obligatorio, a través del ahorro voluntario de sus afiliados y el aporte voluntario de sus empleadores de ser el caso, en los términos dispuestos por el marco jurídico vigente.

**Art. 2.-** Podrán ser partícipes de un fondo complementario previsional cerrado legalmente registrado ante la SBS, las personas que tengan relación de dependencia con una institución pública, privada o mixta y aquellas que pertenezcan al gremio profesional u ocupacional bajo el que se haya constituido el fondo.

La persona que sea admitida como partícipe de un fondo complementario previsional cerrado, deberá celebrar un contrato de adhesión, en el que constará entre otras estipulaciones, la voluntad de pertenecer y la obligación de cumplir la normativa interna que rige al fondo respectivo.

Los contratos de adhesión, no pueden contener cláusulas abusivas, que son aquellas estipulaciones no negociadas que en contra de las exigencias de la buena fe causen, en perjuicio de los usuarios, un desequilibrio importante de los derechos y obligaciones de las partes, que se deriven del contrato.

**Art. 3.-** Los fondos complementarios previsionales cerrados que se registren de acuerdo a lo previsto en este capítulo (de la citada normativa), son de beneficio social y sin fines de lucro, tiene el carácter privado y se administran a través de autónomo diferente e independiente del patrimonio de las instituciones públicas, privadas o mixtas de la que deriva la relación laboral o gremial.

Los fondos complementarios tendrán únicamente fines previsionales y serán legalmente capaces de adquirir derechos y contraer obligaciones; podrán realizar inversiones privativas y no privativas, las que deberán estar enmarcadas en la normativa interna del fondo y en función de la naturaleza de la prestación.

### **SECCIÓN III.- DEL REGIMEN DE ADMINISTRACIÓN**

**Art. 14.-** Los fondos complementarios previsionales cerrados se administran bajo el régimen de capitalización individual en el que el

saldo a favor de cada partícipe se lleva en un registro contable individualizado, en el que conste claramente identificados los aportes personales, patronales, voluntarios, así como sus respectivos rendimientos y en general cualquier hecho contable o movimiento que afecte a los recursos de dicha cuenta individual.

Es decir por mandato legal los FCPC's adoptan el sistema de capitalización individual, el cual establece cuentas individuales para cada partícipe constituido por los aportes personales de la prestación (la cual es fija), aportes patronales (voluntario) y los rendimientos financieros alcanzados.

#### **SECCIÓN IV.- DE LOS APORTES**

**Art. 17.-** La cuenta individual de cada partícipe se encuentra constituida por el aporte personal y sus rendimientos, el voluntario adicional de ser el caso y sus rendimientos, y el aporte patronal y sus rendimientos los cuales constituyen un pasivo del patrimonio autónomo de los fondos. Los rendimientos que genere el fondo se distribuirán en función del acumulado de cada cuenta individual.

**Art. 18.-** La liquidación de la cuenta individual de un fondo de cesantía se da cuando un partícipe termine su relación laboral, en este caso se le entregará el saldo de su cuenta individual.

En el caso de que el partícipe voluntariamente decida separarse del fondo pero continúe su relación laboral con el mismo patrono, los fondos de cesantía deberán prever en sus estatutos el número máximo de partícipes que se pueden desafiliar cada año, el tiempo y/o montos mínimos de permanencia y acumulación, considerando los efectos en los requerimientos de liquidez. La devolución de los aportes personales y sus respectivos rendimientos, se realizarán gradualmente y no podrá superar el 50% del monto registrado como aportes personales.

La Ley de Seguridad Social y la resolución No SBS-2013-504, no delimitan montos o porcentajes específicos de aportación ya que son aportaciones "voluntarias" de los partícipes pertenecientes a cada fondo, pero dicha aportación se encuentra regulada y establecida en los estatutos a los que se rige cada fondo y los cuales son revisados y aprobados por la Superintendencia de Bancos y Seguros.

#### **SECCIÓN V.- DE LAS PRESTACIONES**

**Art. 24.-** El fondo complementario previsional cerrado que otorga la prestación de cesantía es aquel que concede al partícipe, que por

cualquier causa ha terminado la relación laboral con su empleador y que ha cumplido los requisitos establecidos en el estatuto.

## **SECCIÓN VI.- DEL GOBIERNO, ADMINISTRACIÓN Y SUPERVISIÓN DE LOS FCPC's**

**Art. 26.-** La asamblea general de partícipes es el máximo organismo del fondo complementario previsional cerrado y sus resoluciones son obligatorias para todos sus órganos internos y partícipes, en tanto sean concordantes con la ley, el presente capítulo, aquellas que expida posteriormente la SBS, el estatuto y la normativa interna.

**Art. 38.-** La administración de un fondo complementario estará a cargo del consejo de administración, integrado por un número de cinco (5) o siete (7) vocales, con sus respectivos suplentes, quienes deberán ser calificados por la Superintendencia de Bancos y Seguros. Los períodos no excederán de dos (2) años, podrán ser reelegidos por una sola vez. Luego de transcurrido un período, podrán ser elegidos nuevamente.

Los miembros del consejo de administración deberán ser partícipes.

**Art. 44.-** Los fondos complementarios serán clasificados en función del volumen de sus activos:

<b>TIPO DE FONDO</b>	<b>MONTO DE ACTIVOS</b>
TIPO I	1 - 1'000.000
TIPO II	1'000.000,01 - 5'000.000
TIPO III	5'000.000,01 - 10'000.000
TIPO IV	10'000.000,01 EN ADELANTE

**Art. 45.-** La estructura orgánica básica:

**Fondos Tipo I, II, III y IV** tendrán la siguiente estructura:

- Asamblea general de partícipes o representantes.
- Consejo de Administración.
- Comité de Auditoría.
- Representante Legal.
- Comité de Riesgos.
- Comité de Inversiones.
- Comité de Prestaciones.
- Área de Contabilidad y custodia de valores.

**Art. 46.-** El comité de auditoría es el órgano de consulta el consejo de administración para asegurar un apoyo eficaz del sistema de control interno del fondo y la gestión de sus administradores.



**Art. 47.-** El comité de riesgos es el órgano responsable de proponer al consejo de administración y de aplicar una vez aprobados, los objetivos, políticas, procedimientos y acciones tendientes a identificar, medir, analizar, monitorear, controlar, informar y revelar los riesgos a los que puedan estar expuestos los fondos complementarios y principalmente los riesgos de inversión, créditos y operativos.

**Art. 48.-** El comité de inversiones es el órgano responsable de la ejecución de las inversiones, así mismo le corresponde velar porque las operaciones de crédito que se otorgan a los partícipes del fondo se sujeten a las políticas y procedimientos aprobados por el consejo de administración.

**Art. 49.-** Los límites de crédito para los partícipes de los fondos complementarios previsionales cerrados, se sujetaran a las disposiciones que para tal efecto expida la Superintendencia de Bancos y Seguros.

Los aspectos detallados en la normativa legal expuesta constituyen a la vez los requisitos y fundamentos del marco regulatorio bajo el cual los fondos complementarios previsionales en el Ecuador deberán concebirse de forma inexcusable.

## **1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

Los Fondos Complementarios Previsionales en el Ecuador, forman parte del Sistema de Seguridad Social y se encuentran regulados y controlados por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, y de manera particular por la Intendencia Nacional de Seguridad Social.

Actualmente según el catastro de la Superintendencia de Bancos y Seguros, en el Ecuador se encuentran constituidos y regulados 65 fondos previsionales; de los cuales 15 proporcionan la Prestación por Jubilación, 45 Prestación de Cesantía y 5 son de Prestación Mixta; entre algunos de los Fondos se pueden mencionar el del Magisterio Ecuatoriano, de Petroecuador y Petrocomercial, de la Función Judicial, del BNF, de los empleados civiles de las Fuerzas Armadas, de la Procuraduría, de la Contraloría, de la Superintendencia de Bancos, del Banco Central, entre otros, que al 31 de diciembre del 2012 mantenían activos por un total de \$ 1.118 millones de dólares. (COMERCIO, 2013).

Las fuentes generadoras de ingresos de los FCPC's, en general provienen de:

- La aportación personal de cada afiliado; cantidad o porcentaje que se encuentra establecida según los estatutos de cada entidad.
- Dividendos obtenidos en inversiones financieras a largo y corto plazo.
- Rendimientos obtenidos por la prestación de servicios crediticios (Quirografarios e Hipotecarios) a los mismos afiliados.

Siendo el crédito el elemento principal como fuente generador de ingresos (representa el 75% de los ingresos presupuestados anuales), este servicio no dispone de herramientas técnicas de análisis que guíen, favorezcan, limiten y regulen su concesión.

Es decir estas entidades, no utilizan herramientas técnicas en la evaluación de los sujetos de crédito, pues a la hora de analizar una solicitud lo hacen basándose en juicios subjetivos, resultado de la información proporcionada por el solicitante.

Además la información que es proporcionada por el buró de crédito sirve únicamente como referencia, para validar si los datos proporcionados por el solicitante son o no correctos, es decir no presenta relevancia alguna a la hora de la concesión, todo esto ha ocasionado:

- Que exista una inadecuada toma de decisiones en el otorgamiento o rechazo, de las solicitudes de crédito (Quirografarios e Hipotecarios).
- Señalamientos puntuales por parte del organismo de control (SBS), pues este aspecto, fue motivo de observaciones por parte de la Superintendencia de Bancos y Seguros en su último informe de auditoría integral realizado a CAPREMCI con corte al 31 de diciembre del 2012, y los cuales se citan textualmente:

#### DE LAS PRUEBAS SUSTANTIVAS

- ✓ “Falta de análisis en el otorgamiento de créditos”
- ✓ “No existe evaluación de créditos por parte del área de riesgos”

- ✓ “Afiliados sin capacidad de pago”
- ✓ “Inconsistencia en los créditos hipotecarios”

Cabe señalar también que según Registro Oficial # 843, del 3 de diciembre del 2012, se expide la “Ley orgánica derogatoria a la ley de burós de información crediticia y reformativa a la ley del sistema nacional del registro de datos públicos”, cuya parte pertinente señala:

**“DISPOSICIÓN GENERAL PRIMERA.-** Se prohíbe a toda persona natural o jurídica la comercialización por cualquier medio de la información de referencias crediticias”.

Por lo cual una vez entre en vigencia el nuevo sistema de registro de datos crediticios, a llevarse a cabo por la Dirección Nacional de Registro de Datos Públicos los buró de crédito finalizarán sus actividades, es decir a partir del 31 de marzo del 2014 no prestarán el servicio de información crediticia; y si a esto sumamos los aspectos antes detallados resulta evidente que el proceso de crédito en dichas entidades se tornará más frágil de lo que actualmente es, provocando índices de morosidad con tendencia creciente.

Razones como las señaladas vuelven prioritario se adopte dentro del proceso de otorgamiento de crédito una herramienta técnica de evaluación de las solicitudes, herramienta indispensable para el análisis de riesgo crediticio, pues sin ella la evaluación de riesgo crediticio es incompleta e imprecisa, como se evidencia.

### **1.2.1 DELIMITACIÓN ESPACIAL**

El desarrollo de un Modelo de Scoring se lo hará empleando información del FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRADO DE LOS EMPLEADOS CIVILES DE LAS FF.AA. “**CAPREMCI**”; por lo cual, los resultados serán validados e implementados únicamente en dicha entidad.

## **1.3 FORMULACIÓN Y SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA**

### **1.3.1 FORMULACIÓN**

¿De qué manera se puede desarrollar un modelo de scoring, que favorezca la toma de decisiones en el otorgamiento, rechazo o análisis manual, de las solicitudes de crédito (Quirografarias e Hipotecarias), de los partícipes?

### **1.3.2 SISTEMATIZACIÓN**

- ¿Qué efectos genera al Fondo, la falta de una herramienta de análisis técnica, dentro del proceso actual de otorgamiento de crédito?
- ¿Cuáles han sido los parámetros considerados en la evaluación de las operaciones de crédito en los últimos años?
- ¿Qué impacto han tenido los incumplimientos en el estado actual de la cartera de créditos?
- ¿Qué beneficios aportará la inclusión de esta herramienta, dentro del proceso de crédito?

## **1.4 OBJETIVOS**

### **1.4.1 OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar un modelo de scoring, cumpliendo con la normativa vigente, a fin de que se convierta en una herramienta apropiada para la administración del riesgo crediticio, que favorezca de manera transparente, eficiente, oportuna y acertada la toma de decisiones, permitiendo al Fondo manejarse dentro de un marco de riesgo global moderado.

### **1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Conocer y analizar la situación actual de los Fondos en el Ecuador a nivel general y de manera particular “CAPREMCI”; así como el proceso de crédito con el que opera actualmente dicha entidad.
- Reducir la probabilidad de caer en pérdidas por incumplimientos que puedan afectar el estado de la cartera y la liquidez del Fondo.
- Mejorar la administración del riesgo de crédito, mediante la implementación del modelo desarrollado en el proceso crediticio actual.

## **1.5 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN**

### **1.5.1 JUSTIFICACIÓN METODOLÓGICA**

El desarrollo del modelo de scoring, será creado a la medida de “CAPREMCI” de acuerdo a sus particularidades y necesidades, lo que permitirá alcanzar los objetivos de estudio planteados.

Pues con la información recabada del fondo, y luego del análisis realizado, en base a lineamientos estadísticos y/o matemáticos utilizando los software necesarios para el efecto (SPSS, Eviews, Excel), para el desarrollo de modelos crediticios, se definirán las variables más representativas con menor correlación entre sí, que permitan encontrar un patrón de comportamiento de buenos y malos sujetos de crédito, así los resultados obtenidos se apoyan en técnicas de construcción de modelos de scoring válidas.

Con ello se pretende calificar de la forma más precisa el perfil de los partícipes de una manera confiable, prediciendo la probabilidad de incumplimiento de cada uno, dentro de los próximos 12 meses.

## **1.5.2 JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA**

De acuerdo con los objetivos planteados, los resultados del desarrollo de un score interno permitirán encontrar soluciones concretas de evaluación y calificación de las solicitudes de crédito, dotando de herramientas técnicas en el análisis de otorgamiento de créditos junto con características como monto, plazo, capacidad de endeudamiento, etc. para una posterior toma de decisiones acertada.

El proceso de evaluación de riesgo de crédito se encuentra actualmente incompleto, debido a la falta de herramientas y parámetros definidos técnicamente, esto ha motivado que exista por parte de la Superintendencia de Bancos y Seguros, algunas observaciones, las cuales se detallan en el último informe de auditoría integral realizado a CAPREMCI con corte al 31 de diciembre del 2012, y los cuales fueron citados textualmente en el Planteamiento del Problema.

Por lo que su implementación, incorporará valor adicional al proceso de crédito con cambios positivos a todo nivel, tanto en los reglamentos que regulan el proceso de crédito (manual de crédito), como en el proceso mismo del crédito desde su recepción, hasta su aprobación (flujo gramal de crédito), permitiendo así una mayor interacción de los departamentos de crédito y riesgos previo la toma de decisiones.

## **1.6 HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN**

### **1.6.1 HIPÓTESIS DE TRABAJO**

Con esta investigación los FCPC's del Ecuador y de manera particular CAPREMCI dispondrán de un Modelo de Scoring integral, capaz de mejorar la administración de los diferentes escenarios de riesgo crediticio, debido a su alta capacidad predictiva en la calificación de perfiles de sujetos de crédito.

## 2 CAPITULO II. MARCO TEÓRICO

El marco teórico tratará de mostrar lo complejo de la estimación del riesgo crediticio al interior de cualquier entidad bancaria y como resolverlas con la aplicación de diversas herramientas de la teoría del riesgo.

El aumento de la morosidad conduce casi siempre a una revisión de los métodos de análisis y admisión de operaciones, y cuando estos se basan fundamentalmente en la experiencia de los analistas y gestores, la reacción habitual es la búsqueda de métodos científicos u objetivos, que superen las limitaciones y el subjetivismo de las decisiones basadas en juicios intuitivos y experiencias personales. También han existido otros factores que explican la proliferación de modelos. El incremento de la demanda de créditos que presiona sobre las actividades de estudio y consecución de operaciones, la mayor competencia entre las actividades y la importancia de la rapidez de respuesta y el ascenso de nuevas tecnologías con la facilidad y posibilidad de manejo de grandes bases de datos, cálculos en tiempo real y entornos amigables para los usuarios. (Vilariño, 2000).

### 2.1 TEORÍAS DE ESTIMACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO

Por lo tanto se hace necesario conocer los diferentes enfoques en relación a la estimación del riesgo crediticio y sus diversas formas de conceptualización:

#### 2.1.2 EL ENFOQUE ACTUARIAL

El análisis de las variaciones de factores cuyo comportamiento es impredecible puede ser realizado por medio de diversas herramientas estadísticas, lo cual en el caso particular de las compañías de seguros ha dado lugar a la **teoría del riesgo**. Una de las aplicaciones tradicionales de la teoría del riesgo es encontrar la distribución de probabilidad de pérdida originada por los instrumentos financieros adquiridos por un conjunto de individuos. (García, Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial).

El problema de estimar las pérdidas por riesgo de crédito de una cartera presenta ciertas similitudes con los portafolios de asegurados, las mismas que se detallan en la Tabla 2, que a continuación se presenta:

**Tabla 2** – Similitudes de estimar pérdidas por Riesgo de Crédito vs. Portafolios de asegurados

<b>IFI'S</b>	<b>ASEGURADORAS</b>
<i><b>Evento incierto (incumplimiento del crédito)</b></i>	<i>Evento incierto (siniestro de un asegurado)</i>
<i><b>Existe un monto crédito otorgado</b></i>	<i>Existe un monto asegurado</i>
<i><b>Constituyen reservas preventivas para el riesgo crediticio</b></i>	<i>Prevé porcentaje de siniestralidad esperado y constituyen reservas</i>
<i><b>Existen factores de riesgo que motivan incumplimientos crediticios</b></i>	<i>Porcentaje de siniestralidad esta sujeto a variaciones debido a condiciones que afectan su naturaleza</i>
<i><b>Afectan al índice de morosidad</b></i>	<i>Afectan el índice de siniestralidad</i>

**Fuente:** (García, Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial) ; **Elaboración:** Los Autores

En resumen ambos problemas pueden ser modelados por una distribución de pérdidas que lleve a cuantificar el fenómeno, para lo cual, la teoría de riesgo ha resultado una gran herramienta de gran utilidad en el ambito de los seguros.

Una distribución de pérdida proveniente del análisis de un portafolio indica las posibles pérdidas en un período determinado y permite tomar en cuenta diversas características colectivas del grupo de individuos que lo conforman, tales como efectos de concentración y granularidad. (García, Riesgo de Crédito El Enfoque Actuarial).



### **2.1.3 LA TEORÍA DE RIESGO INDIVIDUAL Y RIESGO DE CRÉDITO**

Las matemáticas actuariales surgen de la necesidad de las empresas aseguradoras de elaborar una serie de cálculos (de primas, reservas, etc.) para realizar su negocio. Anteriormente estos cálculos se basaban en aproximaciones deterministas, por ejemplo, tasas de interés fijas o bien tablas de decremento que expresan las probabilidades de muerte o de sobrevivencia. Así con la finalidad de tomar en cuenta las fluctuaciones que afectan a las empresas aseguradoras, surgió una gran cantidad de estudios cuya agrupación se denomina teoría de riesgo. (García, Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial).

Al igual que ocurrió con la medición de los componentes aleatorios de una aseguradora, la medición del riesgo de crédito tuvo como primer enfoque un modelo basado en los datos promedio. Mediante la obtención de la probabilidad de incumplimiento y del monto esperado se obtiene la pérdida esperada de un crédito, la cual bastaba para clasificar los créditos en “buenos” o “malos”, pero al igual que las empresas aseguradoras, dichos datos son variables. Un crédito “bueno” puede volverse “malo” si las condiciones que lo afectan dan un giro desfavorable. (García, Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial).

#### **2.1.3.1 Fundamentos**

La teoría del riesgo individual modela a cada individuo como una entidad independiente, esta asigna un patrón de comportamiento individual y agrega a los integrantes del grupo para obtener resultados conjuntos.

En términos generales, el resultado de un crédito otorgado puede manifestarse de dos formas:

- La contraparte liquida el monto pactado originalmente.
- La contraparte se declara insolvente y no paga la totalidad del préstamo otorgado.

La institución bancaria no sufre ninguna pérdida con la primera alternativa, mientras que sufre una pérdida con la segunda.

Aunque la institución no puede saber de antemano el resultado, el análisis de los aspectos apropiados del acreditado resultan ser un buen indicador de cuál podría ser la resolución del crédito, con ello el banco puede asignar una probabilidad al evento de que el acreditado liquide el monto dentro del plazo pactado.

Las instituciones que otorgan créditos buscan hacerlo a personas solventes que paguen sus créditos, por ello la probabilidad de que un acreditado incumpla suele ser pequeña, desde luego esta probabilidad es diferente para cada acreditado dado que depende de las características distintivas de cada uno.

Aunque se suele pensar que el incumplimiento conjunto de varios créditos es poco probable, o lo es cuando el incumplimiento de un crédito desencadena el incumplimiento de otros, es decir, cuando existen correlaciones entre los créditos, estas correlaciones se pueden deber a que los acreditados forman parte de un mismo sector industrial, región geográfica y que por tanto están sujetos a una misma serie de factores exógenos que afecten su solvencia.

#### **2.1.4 LA TEORÍA DE RIESGO COLECTIVO Y RIESGO DE CRÉDITO**

Contraria a la teoría del riesgo individual, la colectiva usa un modelo probabilístico para estimar las pérdidas totales del grupo sumando exclusivamente los montos de los individuos que observaron pérdidas. (García, Riesgo de Crédito El Enfoque Actuarial).

De esta forma, las pérdidas en un modelo de riesgo colectivo se modelan con base en un proceso aleatorio único. La formulación matemática del modelo parte de la suma aleatoria donde, a diferencia del modelo de riesgo individual,  $N$  es una variable aleatoria que representa el número de incumplimientos observados en la cartera para un período dado.

Este tipo de procesos se dice Procesos Compuestos ya que involucran dos procesos aleatorios: el proceso del número de incumplimientos y el proceso del monto de las pérdidas. La teoría colectiva de riesgo desarrolla primeramente un modelo para el número de siniestros (incumplimientos) y luego a partir de este, uno para las pérdidas agregadas del portafolio.

#### **2.1.4.1 Fundamentos**

El modelo Poisson Compuesto supone que el número de incumplimiento de un portafolio se distribuye con una función de probabilidad Poisson. Lo cual implica una serie de supuestos válidos en el campo de los seguros y cuya validez conviene analizar en los portafolios de crédito.

En una cartera de crédito, existe el interés de conocer el número de incumplimientos en un período, sin embargo, los incumplimientos ocurren de tal manera que no es posible pronosticar el número exacto de sucesos, ni el momento exacto de su acontecimiento.

Por esto una de las mejores formas de describir el comportamiento del número de incumplimientos de una cartera es definiendo un modelo de distribución de probabilidades:  $P_n = \Pr[N=n]$  la probabilidad de que ocurra exactamente  $n$  incumplimientos en la cartera de créditos analizada.

La razón de utilizar la distribución de Poisson es porque, como es sabido, bajo el supuesto de independencia entre acreditados el número de incumplimientos tiene una distribución binomial, misma que puede aproximarse por una distribución Poisson, cuando los créditos tienen probabilidades de incumplimiento uniformemente pequeñas y el número de créditos en la cartera es lo suficientemente grande.

Sin embargo para que la distribución Poisson esté aplicada correctamente es necesario que se verifiquen las siguientes condiciones:

- La probabilidad de que un incumplimiento suceda en un momento específico es igual a cero.
- La probabilidad de que dos o más incumplimientos ocurran al mismo tiempo es cero.
- El número de incumplimientos en cualesquiera dos lapsos de tiempo disjuntos son independientes el uno del otro.

Debido a que es imposible pronosticar el momento exacto de un incumplimiento, la primera condición se verifica en cualquier cartera de créditos, en cuanto a la segunda condición, la única manera de invalidarla es suponiendo que el incumplimiento de varios créditos se debe a una misma causa, esto resulta muy difícil porque los acreditados son distintos, incluso si dos créditos estuvieran a favor de un mismo acreditado se pueden considerar como un solo crédito con un monto mayor.

Sin embargo la validez de la tercera condición presenta problemas en la mayoría de las carteras de crédito, por ejemplo si una cartera presenta un alto número de incumplimientos en un determinado trimestre, este puede deberse a que el país está pasando por una recesión económica, por lo tanto es de esperarse que en el próximo trimestre se presente también un alto número de incumplimientos. La presencia de factores de riesgo, como del ejemplo, que inciden sobre los créditos provoca que estos no sean independientes unos de otros.

Estadísticas publicadas (Standard & Poor's 1997) sobre los créditos muestran que hay una gran variabilidad en el número de incumplimientos que suceden año tras año. Esto se debe a que las probabilidades de incumplimiento no son constantes período a período, porque están sujetas a factores de riesgo como la situación económica del país. Por lo tanto, es necesario dejar de lado el supuesto de que las probabilidades de incumplimiento son constantes y emplear probabilidades variables sujetas a diversos factores.

En la realidad es común observar que existen varios factores de riesgo que inciden en la tasa de quiebra y no sólo uno; esto nos lleva en este sentido al modelo CreditRisk.

#### **2.1.4.2 CreditRisk**

La diversificación del riesgo en un portafolio se da de manera natural al tener un gran número de individuos. Aun así, esta diversificación puede ser insuficiente si varios de los elementos de la cartera están correlacionados o, lo que es lo mismo, están fuertemente sujetos a los mismos factores de riesgo, como por ejemplo, aquellos que pertenecen al mismo sector industrial o a la misma zona geográfica. (García, Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial).

Asimismo cada crédito puede ser afectado por factores exclusivos del propio crédito. Por esta razón se clasifican los factores en:

- 1. Sistemáticos.-** Aquellos que afectan a un grupo de créditos de la cartera.
- 2. Específicos o Idiosincrásicos.-** Aquellos factores que solo afectan a un crédito de la cartera.

Cuando un factor sistemático afecta a un gran número de créditos, entonces la cartera tiene una alta concentración de riesgo, porque un cambio no deseado en el factor puede provocar el incumplimiento de varios créditos y conllevar a pérdidas extremas.

El modelo de Poisson supone que las probabilidades de incumplimiento son constantes y por lo tanto no considera cambios en la calidad de los créditos. En cambio, el modelo Pólya, supone que las probabilidades de incumplimiento están sujetas a un solo factor, de manera que todos los créditos cambian de calidad conjuntamente. Esto excluye los beneficios de la diversificación que pudiera tener una cartera si los créditos están sujetos a factores mutuamente independientes.

Una solución a este problema es segmentar la cartera en sectores mutuamente independientes y asignar cada crédito a un sector. De esta manera se obtiene varias carteras, cada una con una tasa de quiebra distinta que depende de un solo factor. Esta no es la mejor solución ya que la probabilidad de incumplimiento de cada crédito depende de más de un factor. Por ello una mejor solución consiste en asignar una proporción de cada crédito (según la influencia de cada factor sobre el crédito) a segmentos mutuamente independientes, cada uno sujeto a un factor.

En conclusión CreditRisk, consiste en dividir los créditos de la cartera en proporciones y asignarlas en segmentos mutuamente independientes, cada uno influenciado por un factor de riesgo, para modelar cada segmento, es por tanto recomendable que los créditos se clasifiquen en grupos que no dependan de los mismos factores de riesgo. En general la clasificación se puede hacer por industria, región geográfica, producto, etc., cuando se carecen de pruebas que confirmen la buena diversificación de dichas clasificaciones.

#### **2.1.4.3 Conclusión**

La teoría de riesgo es útil para atacar el problema de riesgo de crédito. Debido a que el evento de la resolución de un crédito es similar al de un asegurado, se le puede dar un tratamiento estadístico y utilizar el desarrollo de la teoría de riesgo para obtener una distribución de pérdidas de una cartera de créditos (García, Riesgo de Crédito El Enfoque Actuarial).

Además la teoría de riesgo permite incorporar las relaciones existentes entre acreditados sin necesidad de calcular éstas directamente y permite obtener medidas explícitas de la diversificación del riesgo de crédito en una cartera crediticia.

Todo lo anterior permite que los modelos desarrollados bajo esta teoría sean de fácil y sencilla implementación, así como de cálculo rápido, además de que requieren de pocos datos, lo que facilita su implementación.

### **2.1.5 ENFOQUE BASADO EN JUICIOS**

Existen dos estrategias básicas para evaluar una solicitud de crédito que son el enfoque basado en juicios y el enfoque objetivo. El enfoque basado en juicios utiliza diversa información crediticia, además de conocimientos y experiencia específicos, para tomar una decisión. El enfoque objetivo utiliza umbrales numéricos o puntajes que deben alcanzarse para que se otorgue el crédito (Douglas R. Emery, 2000).

#### **2.1.5.1 Las cinco C del crédito**

Son cinco características que sirven para formarse un juicio acerca de la calidad crediticia de un cliente, son cinco factores generales que los analistas de crédito a menudo consideran al tomar una decisión de otorgamiento de crédito.

- **Carácter.-** El compromiso con el cumplimiento de las obligaciones de crédito, la mejor manera de medir el carácter es con base en el historial de pagos del solicitante.
- **Capacidad.-** La posibilidad de cumplir con las obligaciones de crédito con los ingresos actuales, la capacidad se evalúa examinando las entradas de efectivo del estado de ingresos o del estado de flujos de efectivo del solicitante.
- **Capital.-** La posibilidad de cumplir con las obligaciones de crédito usando los activos existentes si es necesario, el capital se evalúa examinando el valor neto del solicitante.
- **Colateral (garantía).-** La garantía que puede enajenarse en caso de falta de pago, el valor de la garantía depende del costo de enajenación y del posible valor de reventa.

- **Condiciones.-** Condiciones económicas generales o de la industria, las condiciones externas al negocio del cliente afectan la decisión de otorgamiento del crédito.

### 2.1.6 Modelo Relacional

Fue propuesto por E.F. Codd en los laboratorios IBM en California. Se trata de un modelo lógico que establece una estructura sobre los datos, aunque posteriormente estos puedan ser almacenados de múltiples formas para aprovechar características físicas concretas de la máquina sobre la que se implante la base de datos realmente. (Anónimo, 2012).

El nombre de modelo relacional viene de la estrecha relación que existe entre el elemento básico de este modelo y el concepto matemático de relación.

Constituye una alternativa para la organización y representación de la información que se pretende almacenar en una base de datos. Se trata de un modelo teóricamente matemático que, además de proporcionarnos los elementos básicos de modelado (las relaciones), incluye un conjunto de operadores (definidos en forma de un álgebra relacional) para su manipulación, sin ambigüedad posible.

El carácter formal del modelo relacional hace relativamente sencilla su representación y gestión por medio de herramientas informáticas. No es causal, pues, que haya sido elegido como referencia para la construcción de la gran mayoría de sistemas de gestión de base de datos comerciales disponibles en el mercado, ni tampoco que sea habitualmente seleccionado como referencia para la elaboración del esquema lógico de una base de datos, como tercer paso de la habitual metodología de diseño de BDs (después del análisis de requerimientos y la elaboración del esquema conceptual).

El modelo relacional se basa en el concepto matemático de relación, la información se representa en forma de tablas o relaciones, donde cada fila de la



tabla se interpreta como una relación ordenada de valores (conjunto de valores relacionados entre sí), cada relación vista como una tabla, consta de un conjunto de columnas cada una de esas columnas recibe el nombre de **atributo**. A cada atributo de una relación le corresponde un **nombre** que debe ser único dentro de la relación y un **dominio** el conjunto de valores válidos para un atributo.

El elemento fundamental sobre el que se basa el modelo relacional es la relación: dichas relaciones están constituidas por objetos (tuplas), con información sobre un determinado objeto del mundo real, proporcionando valores a un conjunto de atributos establecidos en la definición de la relación.

Desgraciadamente sucede que en ocasiones es complicado conocer los valores de esos atributos para un determinado objeto, o proporcionar los valores correctos, sin duda esta búsqueda de valores correctos puede terminar en un retroceso.

Tanto las cinco C de crédito como el modelo relacional son modelos cualitativos en los cuales el juicio del analista es el elemento preponderante, donde no existen criterios preestablecidos o definidos para comparar y medir los atributos o características del prestatario, por lo que los factores subjetivos aplicados pueden variar de acreditado en acreditado, pues en cada entidad se definen los elementos más relevantes que serán de utilidad para determinar la capacidad de pago del cliente y su probabilidad de que caiga en mora, por lo que las cinco C permite aplicar ponderaciones distintas por parte del analista a distintos tipos de sujetos de crédito.

Por lo tanto el estudio y desarrollo de la presente investigación estarán basados en el Enfoque Actuarial, y su Teoría de Riesgo, la cual nos permitirá incorporar y adaptar una metodología adecuada en función de poder calcular y estimar la **probabilidad de incumplimiento**. Pues es el incumplimiento el factor preponderante que origina el riesgo de crédito, tal como lo veremos en el apartado exclusivo de Riesgo Crediticio.

## 2.2 NORMATIVA LEGAL

Actualmente en el país y en el mundo gran parte de las entidades financieras han desarrollado modelos propios, así también lo ha hecho el buró de crédito por su propia cuenta y debido a la actual situación coyuntural en el Ecuador (salida de los buró e información crediticia, eliminación de la central de riesgos, etc.) seguirán haciéndolo; sobretodo dotándose de herramientas que les ayuden a cubrir sus necesidades de gestión, independientemente de las exigencias normativas al respecto, ya que estas herramientas han proporcionado un real aporte a la función supervisora.

A través de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador se ha adecuado a la gestión de riesgo de crédito como un instrumento que permita diseñar modelos propios acorde a las particularidades y necesidades de cada entidad, los mismos que buscan predecir el comportamiento de pago del cliente en un determinado período de tiempo.

Así lo establece el órgano de control dentro de las etapas fundamentales para la correcta administración del portafolio de crédito en el LIBRO I; numeral 7.1 del artículo 7, del capítulo II “De la Administración del Riesgo de Crédito”, del título X “De la Gestión y Administración de Riesgos” el cual se cita “es necesario que las entidades establezcan criterios, metodologías y sistemas internos de evaluación crediticia para la selección y otorgamiento de los créditos, que se ajusten al perfil de riesgo de la entidad por ejemplo: credit scoring para créditos a la microempresa y a las personas naturales (créditos de consumo y para la vivienda)”.

Así también a nivel internacional se han adoptado recomendaciones mundiales a través de diversos acuerdos por parte del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea; con el fin de adecuar un sistema de supervisión universal, acorde a las actuales exigencias de los mercados financieros y que a la vez permita garantizar

y mejorar la transparencia en el funcionamiento y desarrollo de las actividades bancarias.

### **2.2.1 RECOMENDACIONES DE BASILEA II**

El acuerdo de Basilea ha jugado un papel importante en el fortalecimiento de los sistemas bancarios. La repercusión de ese acuerdo, en cuanto al grado de homogenización alcanzando en la regulación de los requerimientos de solvencia ha sido extraordinaria.

Basilea I está dirigida a mejorar la seguridad en el sistema financiero, haciendo mayor énfasis en los controles internos, generando modelos y procesos de administración de riesgos, adicionales a los procesos de revisión regulatoria y disciplina del mercado. Con el afán de asegurar un nivel adecuado de capital en los sistemas bancarios, el comité de Basilea, innovo el contenido de Acuerdo de Capital conocido como Basilea II. (Valdes, 2006).

Tal como lo expresa el Comité de Basilea “el objetivo que persigue la mejora del marco de suficiencia del capital es poner más énfasis en la gestión de riesgo y fomentar mejoras continuas en la capacidad de los bancos para evaluar riesgos” dicho objetivo “se traslada a las prácticas supervisoras y a la disciplina de mercado mediante la mejora en la divulgación de la información referida al riesgo y al capital”. (Marasca, 2003).

El nuevo enfoque propuesto de Basilea II se basa en tres pilares: requerimiento mínimo de capital, proceso de supervisión bancaria y disciplina del mercado.

#### **2.2.1.2 PRIMER PILAR: REQUERIMIENTOS MÍNIMOS DE CAPITAL**

Se calculan en base a los activos ponderados por su riesgo, con nuevos criterios que reflejen de manera más ajustada el cambio en el perfil de riesgo de las entidades y se proponen tres opciones para el cálculo del riesgo de crédito (Marasca, 2003):

**Método Estandarizado (EE).**- Similar al acuerdo vigente, pero introduce más categorías de riesgo y posibilidad de evaluaciones de riesgo otorgadas por agencias externas.

**Método Basado en Calificaciones Internas (IRB).**- Se proponen dos variantes:

1. **Básico.**- Los bancos estiman la probabilidad de incumplimiento (o default) para cada activo.
2. **Avanzado.**- Los bancos estiman todos los indicadores cuantitativos que requieren las ecuaciones desarrolladas por el comité de Basilea.

Mientras que se considera en particular el riesgo operativo que antes se consideraba implícito en los otros riesgos; y se permiten tres métodos de cálculo:

1. Indicador Básico.
2. Estándar y
3. Avanzado

Las recomendaciones de Basilea amplían las posibilidades para determinar los requerimientos de capital para el riesgo de crédito y operacional, a fin de que cualquier entidad financiera pueda elegir los métodos adecuados, acordes con sus actividades, infraestructura, disponibilidad de información, recursos económicos, humanos y tecnológicos, es decir las instituciones a la hora de calcular sus requerimientos de capital podrán emplear sus propias estimaciones de riesgos basados en sistemas y metodologías internas.

Trasladando a la vez parte de la responsabilidad al órgano supervisor, pues deberá también incorporar procedimientos de pruebas que les permitan examinar que los sistemas aplicados por las entidades financieras sean los adecuados para calcular sus niveles de capital requeridos.

### **2.2.1.3 SEGUNDO PILAR: PROCESO DE SUPERVISIÓN BANCARIA**

El proceso de supervisión bancaria adquiere especial relevancia al incrementarse la sensibilidad al riesgo y permitirse la posibilidad de que los bancos utilicen sus

propios modelos de evaluación de riesgos, y sus principios básicos son (Marasca, 2003):

- Los bancos deberán contar con un proceso para evaluar la suficiencia de capital total en función de su perfil de riesgo y con una estrategia de mantenimiento de sus niveles de capital.
- Los supervisores deberán examinar las estrategias y evaluaciones internas de la suficiencia de capital de los bancos así como la capacidad de estos para vigilar y garantizar su cumplimiento y de verán intervenir cuando no queden satisfechos con el resultado.
- Los supervisores deberán esperar que los bancos operen por encima de los coeficientes mínimos de capital y deberán tener la capacidad de exigirles que mantengan capital por encima del mínimo.
- Los supervisores deberán intervenir con prontitud para evitar que el capital descienda por debajo de los mínimos y deberán exigir la inmediata adopción de medidas correctivas.

Es decir se considera el rol que debería jugar el ente de control (en el Ecuador el ente regulador es la Superintendencia de Bancos y Seguros), y sobre todo la base sobre la cual se deberán normar bajo su responsabilidad aspectos tales como la gestión y tratamiento del riesgo financiero, en los que necesariamente se incluyen el riesgo de tasa de interés en la cartera de inversión, riesgo de concentración de crédito, riesgo estratégico y de negocio y los factores externos (ciclos económicos). Por lo tanto Basilea II trata que los organismos supervisores avancen hacia un esquema de supervisión más orientado al riesgo.

#### **2.2.1.4. TERCER PILAR: DISCIPLINA DE MERCADO**

En cuanto a la disciplina del mercado, el Comité de Basilea intenta fomentarla mediante un conjunto de requisitos de divulgación de la información que les permita a los participantes del mercado evaluar el perfil de riesgo de cada banco y su nivel de capitalización. (Marasca, 2003)

En el tercer pilar se busca completar los requerimientos mínimos de capital (primer pilar) junto con el proceso de Supervisión Bancaria (segundo pilar), de manera que permita el desarrollo de una disciplina de mercado universal, la cual pueda ser socializada cumpliendo una serie de requisitos de información que permita a todos los agentes tanto del sector financiero como de cualquier otro sector el conocer y analizar dicha información.

Se piensa que una difusión coherente, oportuna y clara de información permitirá una mayor comprensión y culturización del riesgo, facilitando los análisis comparativos, evaluaciones en torno a las evoluciones o tendencias del sistema, etc., es decir permite a los agentes del mercado evaluar o comparar el perfil de riesgo de determinada entidad financiera, este proceso de divulgación propone el método de valuación interna del riesgo, dejando que los métodos de estimación del riesgo dependan de las propias estimaciones de cada entidad.

### **2.3 METODOLOGÍA DE CASOS**

No obstante, en la obtención y análisis de la información para la construcción del modelo de scoring se aplicará como herramienta metodológica la metodología de casos, por ser esta una herramienta valiosa de investigación, que “su mayor fortaleza radica en que a través del mismo se mide y registra la conducta de las personas involucradas en el fenómeno de estudio. Además la metodología de caso permite el obtener los datos desde una variedad de fuentes cualitativas como cuantitativas” (Martinez Carazo, 2006)

Un estudio de caso es según la definición de Yin una investigación empírica que estudia un fenómeno contemporáneo dentro de su contexto de la vida real, especialmente cuando los límites entre el fenómeno y su contexto no son claramente evidentes. Una investigación de estudio de caso trata exitosamente con una situación técnicamente distintiva en la cual hay muchas más variables de interés que datos observacionales; y, como resultado, en múltiples fuentes de evidencia, con datos que deben converger en un estilo de triangulación, y también como resultado, se beneficia del desarrollo previo de proposiciones teóricas que guían la recolección y el análisis de datos. (Yacuzzi).

En este sentido, Chetty (1996) indica que el método de estudio de caso es una metodología rigurosa que:

- Es adecuada para investigar fenómenos en los que se busca dar respuesta a cómo y por qué ocurren.
- Permite estudiar un tema determinado.
- Es ideal para el estudio de temas de investigación en los que las teorías existentes son inadecuadas.
- Permite estudiar los fenómenos desde múltiples perspectivas y no desde la influencia de una sola variable.
- Permite explorar en forma más profunda y obtener un conocimiento más amplio sobre cada fenómeno, lo cual permite la aparición de nuevas señales sobre los temas que emergen, y
- Juega un papel importante en la investigación, por lo que no debería ser utilizado meramente como la exploración inicial de un fenómeno determinado;

Una forma de evitar este problema es considerar el caso como una etapa preliminar de un estudio que luego buscará resultados generales a través de los medios estadísticos propios de la econometría, es decir, introducir dentro del caso datos cuantitativos que permitan endurecer los hallazgos cualitativos.

La mayoría de los métodos utilizados para medir los criterios de validez y fiabilidad de los resultados de una investigación se basan en una serie de técnicas y coeficientes estadísticos que pueden ser aplicados con mayor facilidad en los estudios cuantitativos. Sin embargo el estudio de casos contemporáneo ha logrado superar las críticas referidas al cumplimiento de los mismos, toda vez que algunos autores que se han pronunciado en favor de este método han invertido esfuerzos en demostrar que siguiendo algunos procedimientos específicos es posible lograrlos.

Respecto, a su propósito, las investigaciones realizadas a través del método de estudio de caso pueden ser: descriptivas, si lo que se pretende es identificar y describir los distintos factores que ejercen influencia en el fenómeno estudiado, y

exploratorias, si a través de las mismas se pretende conseguir un acercamiento entre las teorías inscritas en el marco teórico y la realidad objeto de estudio.

De allí que Eisenhardt (1989) conciba un estudio de caso contemporáneo como “ una estrategia de investigación dirigida a comprender las dinámicas presentes en contextos singulares”, la cual podría tratarse del estudio de un único caso o de varios casos, combinando distintos metodos para la recogida de evidencia cualitativa y/o cuantitativa con el fin de describir, verificar o generar teoría.

### **2.3.1 DISEÑO DEL ESTUDIO DE CASO**

Yin (1989: pág.29-36) propone una manera de pensamiento de diseño de la investigación refiriéndose a cinco componentes (Martinez Carazo, 2006):

- Las preguntas de investigación.
- Las proposiciones teóricas.
- La unidad de análisis.
- La vinculación lógica de los datos a las proposiciones.
- Los criterios para la interpretación de los datos.

Las preguntas de investigación y las proposiciones teóricas servirán de referencia o punto de partida para la recolección de los datos desde los distintos niveles de análisis del caso y para el análisis posterior de los mismos. Pues tanto las preguntas de investigación como las proposiciones teóricas contienen los constructos (conceptos, dimensiones, factores o variables) de los cuales es necesario obtener información.

Por lo tanto se debe proceder a presentar, la forma como se recolectara la información relacionada con los constructos; es decir explicitar tanto las diversas fuentes de las cuales se obtendrá como los instrumentos que han de utilizarse para la recolección de la misma y posteriormente derivar la vinculación lógica de los datos obtenidos a dichas proposiciones. Finalmente se presentarán los resultados de la investigación a través de una serie de conclusiones que



conducirán al fortalecimiento de las teorías o de los enfoques insertos en el marco teórico de la investigación.

Cabe señalar que se aplicara el principio de la triangulación como instrumento de recolección de datos (documentos, registros de archivos, entrevistas directas, observación directa, observación de los participantes).

### **2.3.2. PRINCIPIO DE TRIANGULACIÓN**

Respecto a la obtención de los datos el estudio de caso adopta el principio de la triangulación, que Ruiz Olabuénaga (2003) la identifica como un intento de promoción de nuevas formas de investigación que pueden enriquecer el uso de la metodología cuantitativa con el recurso combinado de la cualitativa y viceversa. Su uso no busca el contraste o el cotejo de resultados obtenidos por diferentes acercamientos metodológicos a la realidad social, sino el enriquecimiento de una comprensión única que resulta de la alimentación mutua de ambos acercamientos. En este sentido, es una estrategia metodológica más que un método o técnica concreta.

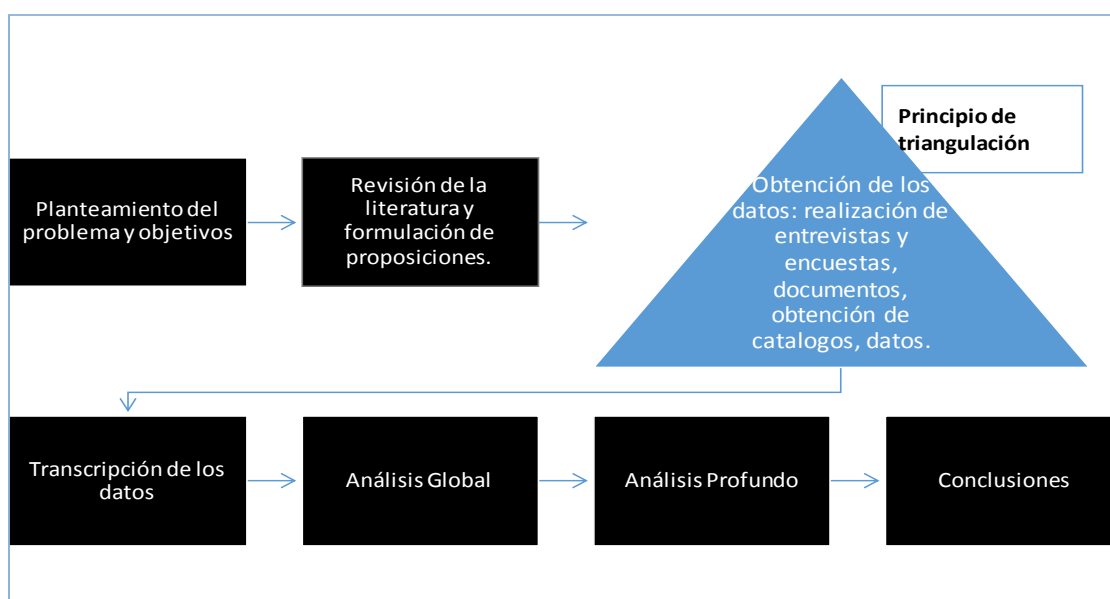
La lógica de la “triangulación” se apoya en dos funciones principales, diferenciadas pero relacionadas entre sí. La primera proviene del enriquecimiento (validez interna) que una investigación recibe cuando, tras la recolección inicial de datos y su posterior interpretación, se aplican diferentes técnicas de análisis, se adopta una perspectiva teórica distinta o se añaden diferentes tipos de datos. La segunda función procede del aumento de la confiabilidad (validez externa) que dicha interpretación puede experimentar cuando las afirmaciones del investigador vienen corroboradas por las de otro colega o por la contrastación empírica con otra serie similar de datos.

La “triangulación” no solamente garantiza la validez de un estudio mostrando que sus conclusiones no dependen del modo utilizado para recolectar y analizar los datos, sino también permite enriquecer las conclusiones, otorgar mayor

confiabilidad, mayor nivel de precisión y contrastar la consistencia interna del estudio. (Halia). Tanto el método del caso como los estudios estadísticos y otros enfoques cuantitativos buscan desarrollar teorías con consecuencias verificables empíricamente. Sin embargo, la lógica de la metodología es distinta entre ellos en cuanto a la selección de muestras, la operacionalización de las variables y el uso de la inferencia; específicamente el método de casos propone la generalización y la inferencia hacia la teoría y no hacia otros casos.

Antes de iniciar la fase de obtención empírica de los datos deben especificarse las principales tareas que han de realizarse; a continuación se presenta en la Figura 2 el procedimiento metodológico para la investigación:

**Figura 2** – Procedimiento Metodológico para el Estudio de Caso



**Fuente:** Basado en Shaw (1999:pág 65); Martínez Carazo (2006); **Elaboración:** Los Autores

Puesto que no existe ninguna fórmula considerada como la mejor manera o la forma más correcta de realizar el análisis inductivo de datos cualitativos algunos autores sugieren (Martínez Carazo, 2006) una serie de recomendaciones:

- **Análisis en sitio.-** Ocurre a medida que se recolecta la información, es decir las diferentes perspectivas que giran alrededor del tema.

- **Transcripción de datos.-** Inmediatamente, después de las entrevistas, encuestas, etc., se procede a la transcripción de los datos, es decir se inicia el proceso de estructuración y organización de los mismos dentro de las respectivas dimensiones, variables y categorías lo cual conduce a la comprensión del problema de investigación.
- **Foco de análisis.-** Comparación constante de los temas que emergen y codificación de la información.
- **Análisis Profundo de la Investigación.-** Con el propósito de interpretar las relaciones encontradas entre las categorías establecidas con base en el marco teórico, y los datos obtenidos, comparación sustantiva de los encuentros con los conceptos establecidos en la literatura.
- **Presentación del Análisis al Grupo de Investigadores.-** Obtención del consenso y seguridad en la comprensión del análisis, el objetivo de esta discusión es asegurar que el investigador ha sido capaz de identificar, interpretar y conceptualizar correctamente el fenómeno estudiado, lo cual permite demostrar la validez de los resultados obtenidos.
- **Elaboración de Tesis.-** El investigador está en condiciones de producir una tesis, que proporcionará una comprensión válida del problema de investigación.

En este sentido, las etapas del análisis inductivo de información cualitativa se podrían resumir, como sigue:

- Recolección de la información.
- Estructuración y organización de datos.
- Análisis de los datos (comparación de los datos con la literatura).
- Socialización y ajuste de los resultados.
- Elaboración de la tesis.

Además un caso tendrá resultados válidos si todos los procesos se monitorean adecuadamente, desde el diseño y el desarrollo del trabajo de campo hasta la preparación del informe y la difusión de los resultados, los mismos consideran

cuatro tipos de validación: validez de la construcción conceptual, validez interna, validez externa, y fiabilidad, tal como se explica de manera específica en la Tabla 3.

**Tabla 3** – Procesos Válidos en un Estudio de Caso

PRUEBA	TÁCTICA DE ESTUDIO	FASE DE INVESTIGACIÓN
<b>Validez de la Construcción.-</b> Establece las variables que deben ser estudiadas y las medidas operacionales correctas para los conceptos que se eligieron para ser estudiados.	* Uso de múltiples fuentes de evidencia (triangulación). * Revisión del reporte preliminar del estudio de caso por informantes claves.	* Obtención de datos.  * Composición.
<b>Validez Interna.-</b> Establece las relaciones causales bajo ciertas condiciones y sus variaciones ante otras condiciones, para distinguir relaciones espurias.	* Establecimiento de patrones de comportamiento * Construcción de la explicación del fenómeno.	* Análisis de datos
<b>Validez Externa.-</b> Establece el dominio en el cual los resultados del estudio pueden ser generalizados.	* Uso de la replicación del estudio	* Diseño de la investigación
<b>Fiabilidad.-</b> Demuestra en qué medida las operaciones del estudio, como los procedimientos de obtención de datos pueden ser repetidos con los mismos resultados por parte de otros investigadores.	* Uso de protocolos de estudios de caso.	* Obtención de datos.

**Fuente:** Basado en Yin (1989); Martínez Carazo (2006); **Elaboración:** Los Autores

## 2.4 RIESGO CREDITICIO

El riesgo de crédito es entendido como la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o contraparte en operaciones directas, indirectas o derivados de crédito que origina el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas, (Ecuador, Normas

Generales para la aplicación de la Ley General de IFI's; Título X, 2013); el riesgo de crédito abarca el incumplimiento.

De acuerdo a la normativa actual de la SBS, se manejan los siguientes conceptos: Incumplimiento, es no efectuar el pago pactado dentro del período predeterminado; o, efectuando con posterioridad a la fecha en que estaba programado o en distintas condiciones a las pactadas en el contrato.

Probabilidad de Incumplimiento ( $\pi$ ), es la posibilidad de que ocurra el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago o el rompimiento de un acuerdo del contrato de crédito, en un período determinado durante la vigencia del crédito.

Se puede decir entonces que el riesgo de crédito mide la posibilidad de pérdida económica dado el incumplimiento del prestatario de acuerdo a las condiciones previamente establecidas.

En la definición del riesgo de crédito se habla de los efectos que produciría el deterioro de la calidad de crédito del acreditado, donde a la vez deben considerarse varios riesgos como la cantidad (saldo del crédito) y la calidad (garantías).

Se entiende por calidad, la capacidad de repago que tiene el cliente y que se cuantifica a través de la probabilidad de incumplimiento, el otro parámetro clave es la cantidad del riesgo, el cual se mide en la exposición.

Por lo tanto el riesgo de crédito se puede analizar desde tres dimensiones, que conllevan a las pérdidas por incumplimiento:

Se denomina **incumplimiento** cuando un pago programado no se ha realizado en un período determinado, el incumplimiento suele estar motivado por un retroceso en la solvencia de los agentes prestatarios relacionados con problemas de liquidez, pérdidas continuadas e incluso quiebras o por disminución de ingresos,

aumento de las tasas de interés o por ausencia de voluntad de pago. La probabilidad de incumplimiento depende de múltiples factores relacionados directamente con el crédito en sí mismo, con el perfil del solicitante y con variables exógenas.

El riesgo de exposición se genera por la incertidumbre respecto a los montos futuros en riesgo, cuando no se conoce el plazo de liquidación y se dificulta la estimación de los montos en riesgo. (Valdes, 2006).

Nivel de exposición (E), es el valor presente (al momento de producirse el incumplimiento) de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias.

El riesgo de recuperación, en el momento de un incumplimiento la recuperación no se puede predecir, ya que depende del tipo de incumplimiento y de las garantías presentadas, las cuales aunque minimizan el riesgo, también generan incertidumbre, además deben considerarse los aspectos legales que conlleva un proceso de recuperación y la posibilidad de que dicha diligencia legal no resulte efectiva. (Valdes, 2006)

Tasa de Recuperación (r), Es el porcentaje de recuperación de la cartera de los clientes que han caído en incumplimiento, una vez implementadas acciones judiciales y extrajudiciales de cobranzas. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2013)

Severidad de Pérdida (1-r), Es la medida de la pérdida que sufrirá la institución controlada después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago, la severidad de pérdida es igual a 1-Tasa de recuperación. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2013)

## **2.5 MODELOS Y TÉCNICAS PARA MEDIR LOS RIESGOS**

El desarrollo de metodologías para medir el riesgo de crédito en el país ha sido bastante limitado, debido entre otras cosas a las dificultades para obtener la información adecuada (ausencia o escasez de información) y principalmente el costo de elaborar una metodología adecuada (investigación y desarrollo), entre otros.

Aún con estos obstáculos se han creado diferentes metodologías que han sido aplicadas con el propósito de estimar la probabilidad de incumplimiento: técnicas estadísticas y variadas, multivariadas, análisis de modelos de clasificación, árboles de decisión, modelos de elección cualitativa (Probit y Logit), modelos de probabilidad lineal, entre otros.

Las bases para el planteamiento de modelos internos en el sistema financiero deben ser impulsadas por la investigación y el desarrollo identificando elementos probabilísticos de Riesgo de Crédito y adaptando modelos ya aceptados; la importancia del riesgo de crédito se basa en las pérdidas potenciales que pueda implicar una inadecuada operación.

Las herramientas y técnicas aplicadas en el crédito se apoyan en herramientas y metodologías matemáticas y/o estadísticas permitiendo la elaboración de los llamados modelos de calificación crediticia.

El resultado que se exige a estos modelos, es la correcta evaluación de la cartera de clientes actuales y nuevos o potenciales clientes, en términos de capacidad de pago, y calificación crediticia; el desarrollo del modelo exige la definición de las variables explicativas y la determinación de su importancia.

El último paso de la elaboración del modelo será el cálculo de la probabilidad de incumplimiento, bajo estas situaciones aplicando a la situación que nos interesa estudiar se puede definir un modelo en donde la variable explicada sea el no pago y a ésta asignar diferentes variables que puedan explicar este comportamiento.

Existen varias metodologías de regresión y técnicas que explican a la variable dependiente a través de otras independientes; pero las que más se aplican en la construcción de este tipo de modelos de scoring, son las que a continuación se detallan.

### 2.5.1 TÉCNICA DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE

El análisis discriminante es una técnica estadística multivariante cuya finalidad es analizar si existen diferencias significativas entre grupos de objetos respecto a un conjunto de variables medidas sobre los mismos, y en el caso de existir diferencias explicar en qué sentido se dan y proporcionar procedimientos de clasificación sistemática para las observaciones en cada uno de los grupos considerados, esta técnica tiene como objetivos: (Valdes, 2006)

- Describir las diferencias existentes entre grupos, si es que las hay, con base en los valores que toman ciertas variables para cada de las unidades que integran los distintos grupos considerados.
- Clasificar las observaciones de acuerdo a sus valores y a las características determinantes en cada uno de los grupos conformados, garantizando una completa homogeneidad dentro del grupo y heterogeneidad entre grupos.

Técnicamente se puede decir que el análisis discriminante trata de encontrar funciones cuyos valores separen o discriminen lo más posible a los grupos existentes. Estas funciones denominadas funciones o ejes discriminantes, son combinaciones lineales de las variables originales:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (1)$$

Que para el estudio que nos interesa,  $Y$  es la variable que expondrá el no pago y las  $X$  son las distintas variables que se suponen relevantes para explicar  $Y$ . El vector  $\beta$  denota una lista de parámetros que recogen la magnitud con que las variaciones en los valores de las variables  $X$  se transmiten a variaciones en la variable  $Y$ .

$k$  hace referencia al número de variables explicativas, y los coeficientes  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$  se eligen de tal forma que se consiga la máxima heterogeneidad entre



grupos, es decir, tratando de que los valores que toman las funciones discriminantes  $Y$  en cada uno de sus grupos sean lo más diferentes posibles.

Estadísticamente este criterio equivale a maximizar la varianza “entre grupos” frente a la varianza “dentro de grupos”. Por lo tanto los coeficientes  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$  se eligen de tal forma que se consiga maximizar el valor del cociente.

Si la varianza “entre grupos” es grande, es decir si hay grandes diferencias entre los valores que toma la función  $Y$  en los distintos grupos, pero la varianza “dentro de grupos” es pequeña, es decir, los valores de  $Y$  para variables de un mismo grupo son muy similares, entonces diremos que la función discriminante separa bien a los grupos, que serán, internamente muy homogéneos y a la vez muy diferentes entre sí.

El número de funciones que pueden obtenerse es el mínimo entre el número de variables explicativas disponibles y el número de grupos menos uno. Una vez obtenidas las funciones discriminantes, el objetivo es establecer la contribución relativa de las distintas variables a la discriminación, o lo que es lo mismo, determinar cuáles son las variables que más contribuyen a discriminar entre un grupo y otro.

## **2.5.2 TÉCNICA DEL ÁRBOL DE DECISIONES**

Es una técnica enmarcada dentro del desarrollo de métodos y sistemas de razonamiento utilizados en investigaciones de inteligencia artificial y programación de aplicaciones; por su estructura son fáciles de comprender y analizar; se basa en la aplicación de un conjunto de reglas “si – entonces”; utiliza funciones lógicas que nos llevarán a disyunciones de posibles resultados. (Zúñiga).

Entre las facilidades de utilizar un árbol de decisión podemos encontrar que nos permite plantear claramente el problema de tal manera que todas las opciones sean analizadas, hacer un análisis rápido de todas las consecuencias de las

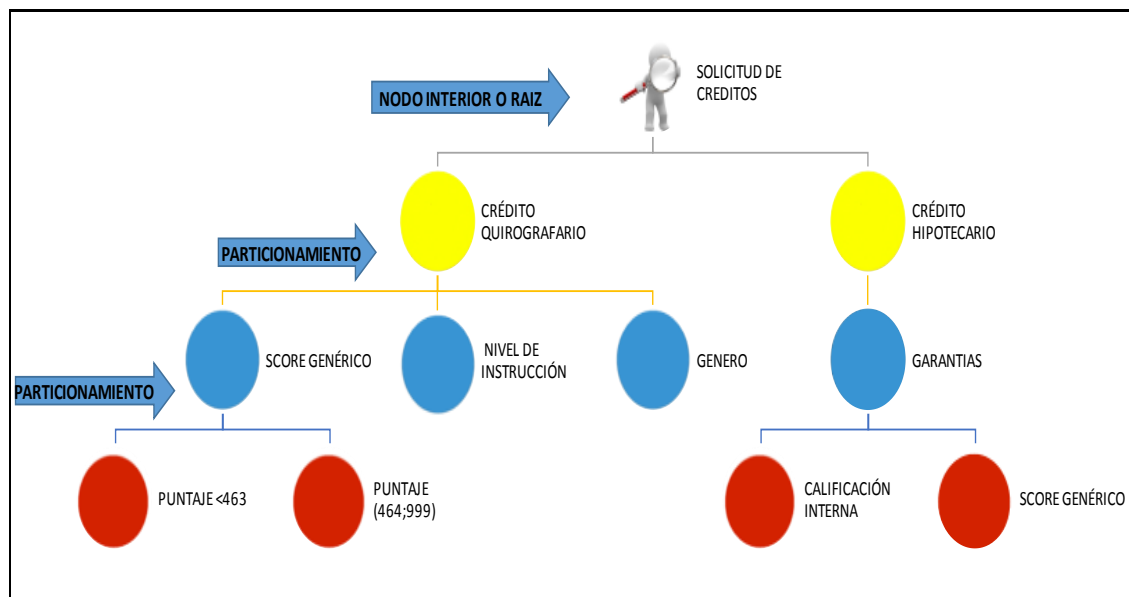
posibles decisiones. Ya que se utiliza un esquema que cuantifica el costo de los resultados y las probabilidades de que los diferentes resultados aparezcan, nos ayuda a tomar decisiones adecuadamente.

La técnica del árbol de decisiones facilitará la representación y análisis de diferentes situaciones futuras de forma secuencial a través del tiempo, es de gran utilidad cuando se debe optimizar diferentes decisiones, esta técnica involucra varias alternativas, de tal manera que es necesaria la identificación de todas para optimizar los resultados a obtener; se debe tomar en cuenta las probabilidades de ocurrencia de cada una de las consecuencias de las decisiones, cuanto mayor información tengamos de las posibles consecuencias entonces serán más exactas las predicciones y mejores las decisiones a tomar.

La técnica del árbol de decisión es también utilizada por entidades financieras para la evaluación del riesgo crediticio de sus clientes, en este caso se utilizan esquemas de tipo de árbol de decisión para clasificar a los clientes de alto, moderado y bajo riesgo o quizá en buen o mal cliente.

Esta técnica se presenta como herramienta para el cálculo de probabilidades de incumplimiento, por lo que representa un método efectivo para la estimación. Así se usan arboles de decisión binarios, método no paramétrico que no supuestos distribucionales, permite detectar interacciones, modela relaciones no lineales y no es sensible a la presencia de datos faltantes y outliers. Su principio básico es generar particiones recursivas por reglas de clasificación hasta llegar a una clasificación final, tal que es posible identificar perfiles (nodos terminales) en los que la proporción de clientes malos es muy alta (o baja) y de esta forma asignar su probabilidad. (Hernández Cardona, 2004). La siguiente Figura (3) muestra un de árbol de decisión aplicado al riesgo crediticio:

**Figura 3 – Árbol de Decisión**



**Elaboración:** Los Autores

Las premisas básicas para la construcción del modelo son la simplicidad, potencia y estabilidad. La simplicidad es un factor relevante, en cuanto es muy importante para una entidad que cualquier persona de diferentes instancias sea capaz de comprender y entender porque el modelo funciona y que es lo que está prediciendo. La potencia medida en su capacidad de discriminar correctamente los clientes buenos de los clientes malos. Y estabilidad, que el modelo a través del tiempo conserve su capacidad de discriminación y pueda detectar los cambios en la calidad de la cartera.

De igual manera se evalúa la distribución de la población, la proporción de malos en cada nodo y el número de malos por cada bueno; la capacidad de predicción, de los árboles de decisión es comparable con la obtenida en una regresión logística con la ventaja de la facilidad de entendimiento, sin embargo un factor en contra de los árboles de decisión es que no es posible cuantificar la magnitud con la que una variable aporta para la predicción del incumplimiento.

### 2.5.3. MODELOS Z-SCORE

Edward Altman (1968) utiliza el análisis discriminante como la técnica apropiada para su modelo, este análisis discriminante en su forma más simple busca obtener una combinación lineal de las características que mejor discriminan entre los grupos clasificados, es decir que maximice la varianza entre grupos y minimice la varianza dentro de cada grupo, de esta forma se estudia un conjunto de indicadores financieros que tiene como propósitos clasificar a las empresas en dos grupos. (Barradas, 2005)

- Bancarrota
- No Bancarrota

El modelo original Z de Altman fue desarrollado para predecir las quiebras de las empresas. Se dice que este modelo presenta algunas limitaciones ya que utiliza razones financieras y estas tienen un efecto de subestimación en el tamaño de las estadísticas, es decir, en un análisis realizado a través de razones financieras, no se pueden identificar datos relevantes en el otorgamiento de un crédito. Así mismo en la determinación del modelo Z, se incorporan datos de compañías grandes con problemas de solvencia, por lo que su aplicación tanto para compañías grandes como pequeñas queda sujeta a dudas.

#### 2.5.3.1 Modelo Z

Para 1977, Altman, Haldeman y Narayanan introducen algunas modificaciones al modelo Z score original, siendo el propósito de este modelo el clasificar a las empresas en bancarrota incluyendo lo siguiente:

- Empresas medianas y grandes en el análisis.
- Empresas del sector no manufacturero.
- Cambios en los estándares de cálculo de las principales razones financieras.
- Técnicas más recientes del análisis estadístico.

Este modelo resulta ser superior al anterior ya que permite predecir la bancarrota de las empresas con anticipación de cinco años, con un nivel de confiabilidad del 70% y predice con un año de anticipación con un nivel de confiabilidad de 96%.

Los modelos estadísticos mencionados se han desarrollado para calcular y estimar el riesgo de capital de los intermediarios financieros y en sí de cualquier institución que incurra en algún tipo de riesgo de crédito.

#### 2.5.4 MODELO DE REGRESIÓN LINEAL

La elaboración del modelo requiere de una sistemática precisión y mejora de la información de clientes que sirve para la puesta a punto de las bases de datos internas. El proceso conlleva por tanto, la revisión, actualización y en muchos casos la ampliación con nuevos datos de las bases de datos de clientes, este hecho, además de ser un requisito para la elaboración del modelo, enriquece la información base para la gestión óptima del conjunto de procesos crediticios.

Este modelo puede definir el no pago como variable explicada, considerando diferentes variables que la expliquen.

La forma general del modelo se presenta así (Valdes, 2006):

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

y que también se escribe como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (3)$$

Donde **Y** es la variable que expone el no pago y las **X** son las distintas variables que se suponen relevantes para explicar **Y**; el vector  **$\beta$**  denota una lista de parámetros que recogen la magnitud con que las variaciones en los valores de las variables **X** se transmiten a variaciones en la variable **Y**.

El modelo de regresión lineal general viene expresado en forma matricial, por lo tanto, la ecuación estimada de regresión es:  $\hat{y} = X\beta$ ; donde el vector  $\hat{y}$  de  $n \times 1$  contiene los valores estimados para la respuesta promedio correspondientes a los  $n$  puntos de observación de las variables de predicción. La diferencia entre los vectores  $\hat{y}$  y  $Y$  proporciona el vector de residuos. El interés se centra en la estimación de los correspondientes valores numéricos de los coeficientes del modelo de regresión (vector de parámetros  $\beta$ ).

La variable  $Y$  recibe el nombre de variable dependiente o endógena y  $X$  es la matriz de valores observados para cada una de las variables independientes, las cuales reciben el nombre de variables explicativas o exógenas. Los coeficientes  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$ , se denominan parámetros del modelo.

Además se hace necesario tener en cuenta algunos supuestos cuyo cumplimiento o no validan o invalidan el modelo calculado.

### **2.5.5 MODELO DE RESPUESTA BINARIA**

Estos modelos se enfocan a estimar una ecuación que permita obtener la probabilidad de que un evento “i” ocurra dependiendo de los atributos que caracterizan al individuo que realiza la elección. Uno de los modelos con estas características son los modelos Probit y Logit; estos modelos suponen una relación lineal entre la variable dependiente y las independientes, por lo tanto esta metodología permite identificar y cuantificar los efectos de los determinantes de la probabilidad de incumplimiento tanto para estimar como para pronosticar la misma. (Alan, 2003)

Este modelo fue creado por Credit Suisse Financial en 1997, debido a la escasez de información que existía sobre las carteras de crédito, por lo que se diseñó este modelo actuarial, con el propósito de maximizar el uso de información escasa, este modelo utiliza un enfoque de portafolio para modelar el riesgo de no pago de los créditos analizados.

Los datos que requiere este modelo son (Barradas, 2005):

- El monto de cada uno de los créditos que conforman la cartera. Estos montos corresponden al saldo insoluto de los créditos, ya que lo que se desea saber es la cantidad de dinero que se puede perder en caso de que el acreditado se declare en quiebra.
- La probabilidad de quiebra de estos créditos. Este modelo supone que todos los créditos son homogéneos y por consiguiente todos tienen la misma probabilidad de quebrar. Credit Suisse supone como conocido este dato y hace mención a las estadísticas correspondientes publicadas por Moody's.
- Otro dato son los porcentajes de recuperación esperada en los créditos, así como su variabilidad a través del tiempo.

#### 2.5.5.1 Modelo Logit o Logístico

Conocida la distribución de un conjunto de individuos entre dos o más grupos, se busca entender la naturaleza de estas diferencias y a su vez la búsqueda de una regla de comportamiento que permita la clasificación de nuevos individuos para los que se desconoce su pertenencia a un grupo. La solución de este problema se puede abordar a través de la técnica de modelización Logit. (Valdes, 2006)

Los supuestos de este modelo de probabilidad, se basa en el hecho de presentar la variable dependiente tomando uno de dos valores, 0 o 1. Lo que interesa es valorar el parámetro y la probabilidad de que la variable dependiente sea igual a 1 +, cuando la relación no sigue un comportamiento lineal, sino que viene dada de la forma:

$$P\left(Y = \frac{1}{X_1 \dots X_k}\right) X = \text{Serie de } K \text{ variables independientes.} \quad (4)$$

El modelo Logit permite, además de obtener estimaciones consistentes de la probabilidad de incumplimiento, identificar los factores de riesgo que determinan

dichas probabilidades, así como la influencia o peso relativo de estos sobre las mismas.

Adicionalmente estas estimaciones pueden llevarse a cabo a distintos niveles de desagregación, incluyendo el caso de la estimación de las probabilidades para el análisis de créditos individualmente considerados. A partir de dicha desagregación se puede calcular el nivel de provisiones requerido a nivel individual y posteriormente tomando en consideración el monto de crédito expuesto, se logra obtener una medición de aprovisionamiento para cada cartera.

Este tipo de modelo arroja como resultado un índice, cuyos determinantes son conocidos, el cual permite ordenar la cartera crediticia. El contar con un ordenamiento de la calidad de la cartera permite a su vez, a partir de algún método de estratificación, el mapear el índice con criterios de clasificación que asocien a cada crédito una calificación. Existen muchos criterios para llevar a cabo la asociación índice – calificación, muchos de ellos con base en índices de muestreo donde el criterio es puramente estadístico, otros pueden ser subjetivos lo cual resulta conveniente para la entidad financiera ya que estos puntos de corte se los puede asociar a los límites de exposición que se deseen asumir.

Para el caso más sencillo de utilizar una única variable explicativa se trata de encontrar la relación que existe entre la variable explicativa y la endógena, donde la función que relaciona ambas variables puede ser una función lineal.

La modelización Logit, es similar a la regresión tradicional salvo que utiliza como función de estimación la función logística en lugar de la lineal. Con la modelización Logit el resultado del modelo es la estimación de la probabilidad de que un nuevo individuo pertenezca a un grupo o a otro, mientras que por otro lado, al tratarse de un análisis de regresión, también permite identificar las variables más importantes que explican las diferencias entre grupos.



### 2.5.5.2 Modelo Logit o Logístico Dicotómico

Se utiliza cuando el número de alternativas son dos y excluyentes entre sí y presenta las siguientes características principales (Valdes, 2006):

- Variable Endógena Binaria.- Identifica la pertenencia del individuo a cada uno de los grupos analizados, se identifica con un 1 al individuo que pertenece al grupo cuya probabilidad de pertenencia estimará el modelo, se identifica con un 0 al individuo que no pertenece al grupo de objeto de análisis.
- Variables Explicativas.- Sirven para discriminar entre los grupos y que determinan la pertenencia de un elemento a un grupo u otro. Pueden ser: cuantitativas y cualitativas con distintas alternativas u opciones posibles.
- Resultado del Análisis.- El resultado es un valor numérico que indica la probabilidad de pertenencia de un elemento al grupo que se le asignó el valor 1, es decir, el grupo objeto de análisis.

La forma del modelo viene dada debido a que la variable explicada (Y) en este caso es una variable dicotómica, que puede tomar solamente dos valores: 1 representa el incumplimiento en el pago de un crédito y 0 el hecho de que el crédito sea debidamente cancelado, por lo que se tendría entonces:

$$P_i = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}}, \text{ sabiendo que } Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (5)$$

ó

$$\text{Logit}(P_i) = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (6)$$

Definiendo entonces, la función de probabilidad:

$$P_i = \left( \frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}} \right) \quad (7)$$

De esta forma se está obligando a Pi a tomar un valor entre 0 y 1, que es el valor esperado para una probabilidad.

A continuación enunciaremos en las tablas 4 y 5 los aspectos técnicos más relevantes para la toma de decisión de la técnica o modelo a emplearse para la construcción del score.

**Tabla 4 - Aspectos Determinantes previo la elección de la técnica utilizarse**

TÉNICAS	ASPECTOS A CONSIDERAR
<b>ANÁLISIS DISCRIMINANTE</b>	Su finalidad es analizar si existen diferencias significativas entre grupos de objetos respecto a un conjunto de variables. Técnicamente se puede decir que el análisis discriminante trata de encontrar funciones cuyos valores separen o discriminen lo más posible a los grupos existentes.
<b>ÁRBOL DE DECISIONES</b>	Por su estructura son fáciles de comprender y analizar Se basa en la aplicación de un conjunto de reglas "si – entonces"; utiliza funciones lógicas que nos llevaran a disyunciones de posibles resultados No es posible cuantificar la magnitud con la que una variable aporta para la predicción del incumplimiento.

**Elaboración:** Los Autores

**Tabla 5 - Aspectos Determinantes previo la elección del modelo a utilizarse**

MODELOS	ASPECTOS A CONSIDERAR
<b>MODELO Z SCORE</b>	Presenta algunas limitaciones ya que utiliza razones financieras y estas tienen un efecto de subestimación en el tamaño de las estadísticas, es decir, en un análisis realizado a través de razones financieras, no se pueden identificar datos relevantes en el otorgamiento de un crédito.
<b>MODELO Z</b>	Este modelo resulta ser superior al anterior ya que permite predecir la bancarrota de las empresas con anticipación de cinco años, con un nivel de confiabilidad del 70% y predice con un año de anticipación con un nivel de confiabilidad de 96%.
<b>Los modelos Z se han desarrollado para calcular y estimar el riesgo de capital de los intermediarios financieros y en sí de cualquier institución que incurra en algún tipo de riesgo de crédito</b>	
<b>MODELO REGRESIÓN LINEAL</b>	La elaboración del modelo requiere de una sistemática precisión. Mejora de la información de clientes que sirve para la puesta a punto de las bases de datos internas Enriquece la información base para la gestión óptima del conjunto de procesos crediticios Este modelo puede definir el no pago como variable explicada, considerando diferentes variables que la expliquen El interés se centra en la estimación de los correspondientes valores numéricos de los coeficientes del modelo de regresión
<b>MODELOS RESPUESTA BINARIA</b>	Se enfocan a estimar una ecuación que permita obtener la probabilidad de que un evento "I" ocurra dependiendo de los atributos que caracterizan al individuo que realiza la elección
<b>LOGIT</b>	Es un modelo de probabilidad. Estos modelos suponen una relación lineal entre la variable dependiente y las independientes Esta metodología permite identificar y cuantificar los efectos de los determinantes de la probabilidad de incumplimiento tanto para estimar como para pronosticar la misma. Obtiene estimaciones consistentes de la probabilidad de incumplimiento Identifica los factores de riesgo que determinan dichas probabilidades Determina la influencia o peso relativo de estos sobre las mismas. Las estimaciones pueden llevarse a cabo a distintos niveles de desagregación, incluyendo el caso de la estimación de las probabilidades para el análisis de créditos individualmente A partir de dicha desagregación se puede posteriormente calcular el nivel de provisiones requerido a nivel individual Arroja como resultado un índice, cuyos determinantes son conocidos, el cual permite ordenar la cartera crediticia Con la modelización Logit el resultado del modelo es la estimación de la probabilidad de que un nuevo individuo pertenezca a un grupo o a otro (bueno o no bueno) Permite incluir nuevas variables de carácter demográfico o socioeconómico encontradas a través de la técnica del árbol de decisión. Permite a su vez, a partir de algún método de estratificación, el mapear la probabilidad calculada con criterios de clasificación que asocian a cada crédito una calificación o un puntaje.

**Elaboración:** Los Autores

De entre las metodologías propuestas, la más adecuada es la regresión logística dicotómica (modelo logit dicotómico) ya que discrimina adecuadamente y clasifica a los clientes a través de una probabilidad; donde el incumplimiento quedará definido por todas aquellas variables independientes que sean significativas.

Para determinar cuáles de las variables en el modelo no son importantes para determinar variaciones en la variable dependiente, se debe calcular la estadística de WALD, para lo cual se debe observar la escala de medición de la variable, ya que pueden ocurrir dos situaciones: que sea categórica o que no sea categórica:

Si la variable no es categórica, tiene distribución chi-cuadrado con un grado de libertad.

Si la variable es categórica, se tiene que sigue una distribución chi-cuadrado con grados de libertad igual al número de parámetros estimados. (Valdes, 2006).

Cabe agregar que el modelo Logit sirve para generar modelos de proyección con variables dependientes cuantitativas y cualitativas, con respecto a la variable dependiente siendo esta cualitativa, las variables son de tipo binario o dicotómicas (dummies), es recomendable que las variables están precodificadas en categorías 0 y 1 para facilitar su interpretación.

Siempre es necesario luego del resultado tomar en cuenta algunos supuestos cuyo cumplimiento o no validan o invalidan el modelo calculado.

Es aquí donde se hace evidente la importancia de tener un modelo de cálculo de probabilidad de incumplimiento confiable, con una alta capacidad de predicción y discriminación, pues es esta herramienta la que disminuirá impactos considerables en el futuro sobre el índice de morosidad, además que influirá también directamente sobre el cálculo de las provisiones y por ende en la rentabilidad esperada, aspectos fundamentales que nos permiten conocer la relevancia de saber qué modelo elegir y desarrollar.

Cabe agregar además que una correcta evaluación de los perfiles de crédito de potenciales clientes hacen parte fundamental de la gestión integral de riesgos por

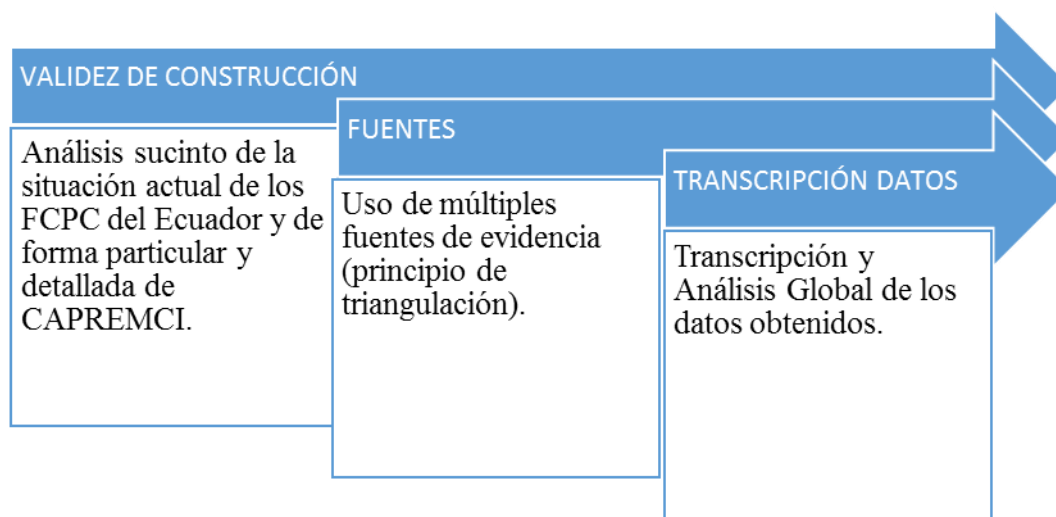
tanto una evaluación inapropiada podría llevar a situaciones futuras de insolvencia.

### 3 CAPITULO III. METODOLOGÍA APLICADA A LA INVESTIGACIÓN

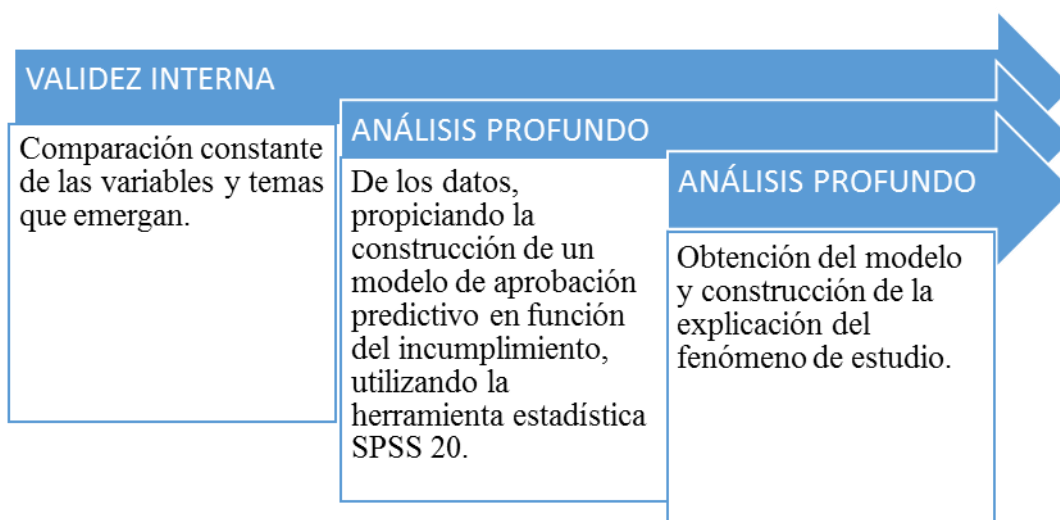
En virtud de la importancia que tiene la evaluación de las operaciones de crédito dentro del Fondo Complementario Previsional Cerrado de Empleados Civiles de Fuerzas Armadas "CAPREMCI", se pretende establecer el enfoque metodológico a seguir de las actividades necesarias para el desarrollo e implementación del score de crédito, con el fin de que los resultados estén acorde a la realidad a fin de que permitan en el transcurso del tiempo preservar la calidad de la cartera y la solvencia de la entidad.

De acuerdo a lo descrito en el acápite anterior y a lo citado en el Capítulo II de la investigación se establece el siguiente enfoque metodológico, basado en la metodología de caso, como se observa en las Figuras 4, 5 y 6 :

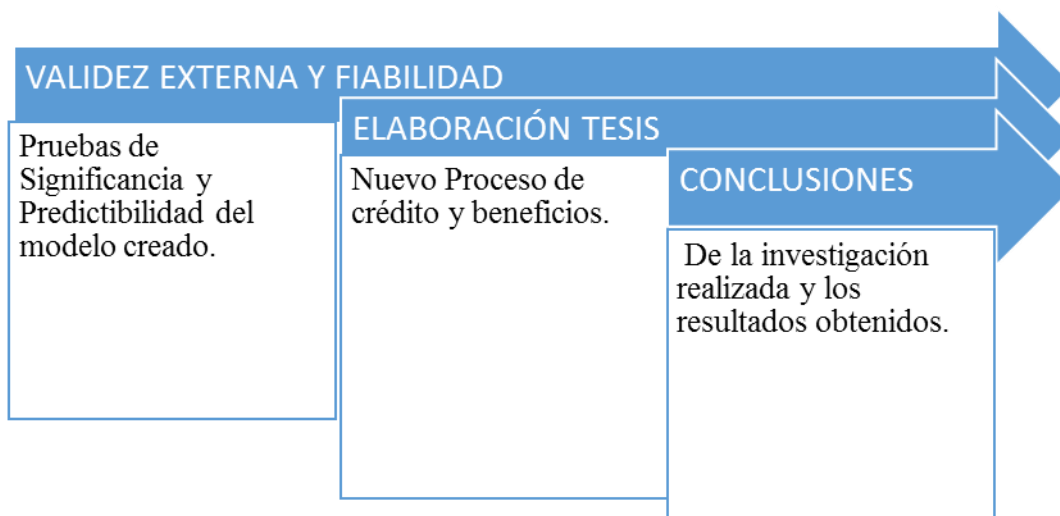
**Figura 4–** Análisis en Sitio (construcción de la data)



**Elaboración:** Los Autores

**Figura 5 – Foco de Análisis**

**Elaboración:** Los Autores

**Figura 6 - Análisis de los Resultados (Presentación o Socialización del análisis)**

**Elaboración:** Los Autores

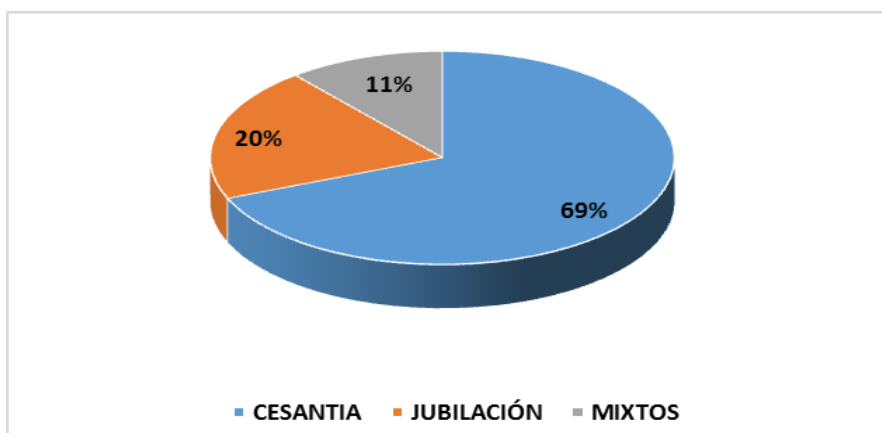
### 3.1 SITUACIÓN ACTUAL DE LOS FONDOS COMPLEMENTARIOS PREVISIONALES CERRADOS EN EL ECUADOR (FCPC)

La mayoría de los fondos complementarios nació a mediados de los años 80. En aquella época los aportes del IESS se calculaban sobre un 35% del sueldo, por lo que cuando llegaba el momento de la jubilación las pensiones eran irrisorias. Esto dio pie a que se crearan una serie de fondos complementarios de jubilación y más tarde de cesantía (El Comercio, 2013).

Por otro lado la ley de Seguridad Social aprobada en Noviembre del 2001 en el país, permitió dar impulso al desarrollo de los fondos complementarios, además de una mayor conciencia ciudadana (trabajador y patrono) sobre la necesidad de pertenecer en forma voluntaria a estos fondos, con la finalidad de mejorar sus prestaciones además de acceder múltiples beneficios adicionales, pues son solamente sus aportes voluntarios los que permiten al afiliado formar parte de este sector.

En base al Art. 220 de la Ley de Seguridad Social, actualmente existen 64 fondos complementarios previsionales cerrados los cuales se los define como aquellos que se integran con el patrimonio autónomo constituido a partir de la relación laboral o gremial de los partícipes con instituciones privadas, públicas o mixtas, o con un gremio profesional u ocupacional, para mejorar la cuantía o las condiciones de las prestaciones correspondientes al seguro general obligatorio, tales como, enfermedad, maternidad, riesgos del trabajo, vejez, muerte e invalidez que incluye incapacidad y cesantía, a través del ahorro voluntario de sus afiliados y el aporte voluntario de sus empleadores, de ser el caso, que se distribuyen en un 20% de jubilación (13 fondos), un 69% de prestaciones y cesantía (44 fondos) y el 11% corresponden a fondos mixtos (7 fondos) (Asamblea, 2014), lo dicho se observa en la Figura 7.

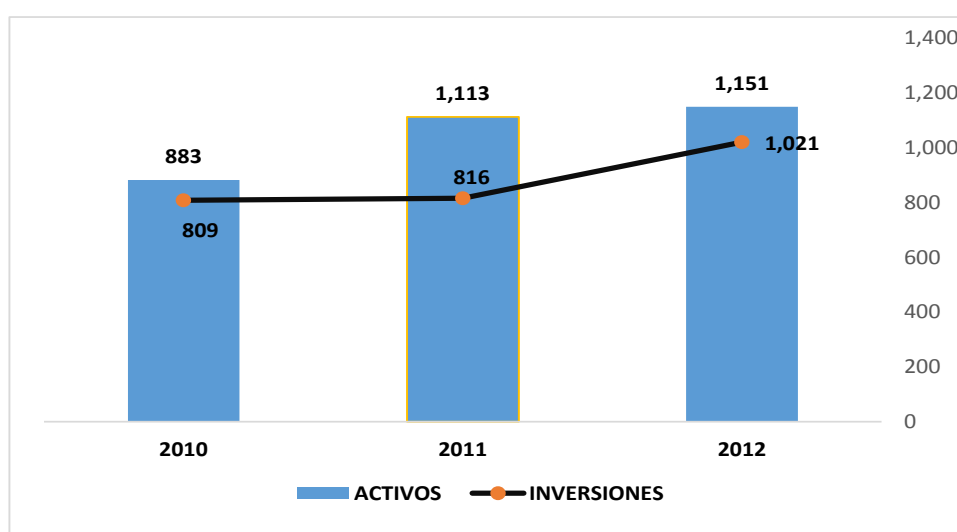
**Figura 7**– Tipos de FCPC en el Ecuador a Enero 2014, porcentajes



**Fuente:** Asamblea Nacional Ecuador, 2014, **Elaboración:** Los Autores

De acuerdo al Reporte de Estabilidad Financiera 2013, publicado por la SBS, los activos de los FCPC, alcanzaron a noviembre 2012, el monto de USD 1.151 millones y además un monto total de inversiones superior a los USD 1.021 millones (USD 752 millones inversiones privadas y USD 269 millones en inversiones no privadas); con un patrimonio de USD 396 millones, la cual se observa en la Figura 8.

**Figura 8** – Evolución de los Activos e Inversiones, millones de dólares



**Fuente:** Reporte de Estabilidad Financiera 2013; Superintendencia de Bancos y Seguros; Pág. 101; Capítulo V; **Elaboración:** Los Autores

Hasta finales de diciembre 2013 se reportaron 206.831 (Hora, 2014) partícipes (entre trabajadores públicos y privados) que aportan cada mes un porcentaje de sus sueldos o salarios a fondos complementarios previsionales, con miras a mejorar sus prestaciones (jubilación y cesantía), con respecto al Instituto de Seguridad Social del Ecuador (IESS).

Actualmente los fondos complementarios previsionales pueden ser de tres tipos:

De Cesantía, la prestación del seguro de cesantía consiste en la entrega de una suma de dinero al afiliado o afiliada que se encuentra en situación de desempleo, se financia con el aporte mensual de entre el 7% y 9% según el partícipe lo disponga. (IESS, 2013).



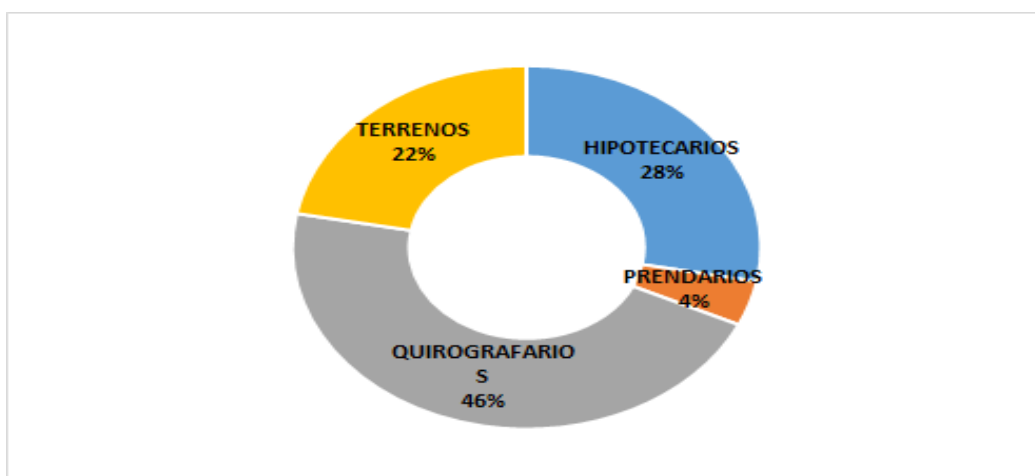
Los fondos de jubilación pueden ser (El Comercio, 2013):

- Fondos de Jubilación de Cuenta Individual.- Cuando un partícipe ahorra en una cuenta sus aportes y rendimientos individuales, al final sabe con exactitud cuanto recibirá al jubilarse, puede recibir los recursos mas los rendimientos acumulados o una pensión hasta que se termine el fondo individual.
- Fondos de Jubilación de Cuenta de Reparto o Solidario.- Los rendimientos de todos los partícipes sirven para financiar las pensiones jubilares hasta la muerte del titular, nunca deja de recibir su pensión.

Fondos Mixtos.- Son aquellos que ofrecen ambas prestaciones sea de cesantía o de jubilación.

Entre los beneficios que los fondos complementarios otorgan está el financiamiento de operaciones crediticias tanto quirografarias o hipotecarias, pues el 73.65% de sus inversiones están colocadas en operaciones crediticias (privativas) y el 26.35% restante se encuentra colocado en inversiones no privativas (portafolios de inversión), según datos publicados por la SBS, a continuación en la Figura 9 se muestra el nivel de concentración de las inversiones privativas en cada uno de los productos que ofrecen:

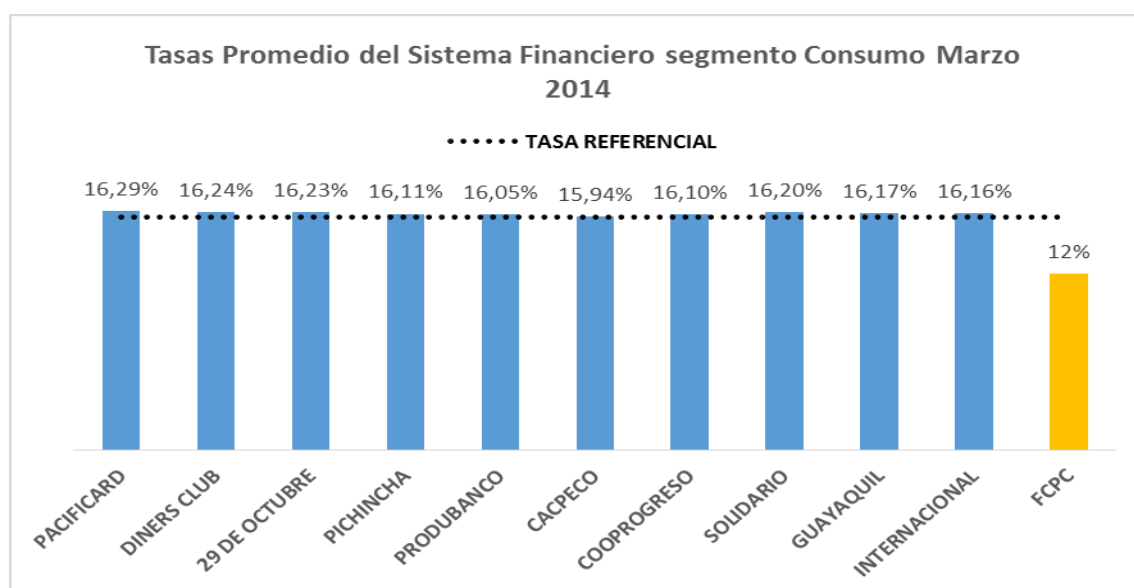
**Figura 9-** Diversificación de Inversiones Privativas



**Fuente:** Reporte de Estabilidad Financiera 2013; Superintendencia de Bancos y Seguros; Pág. 101; Capítulo V; **Elaboración:** Los Autores

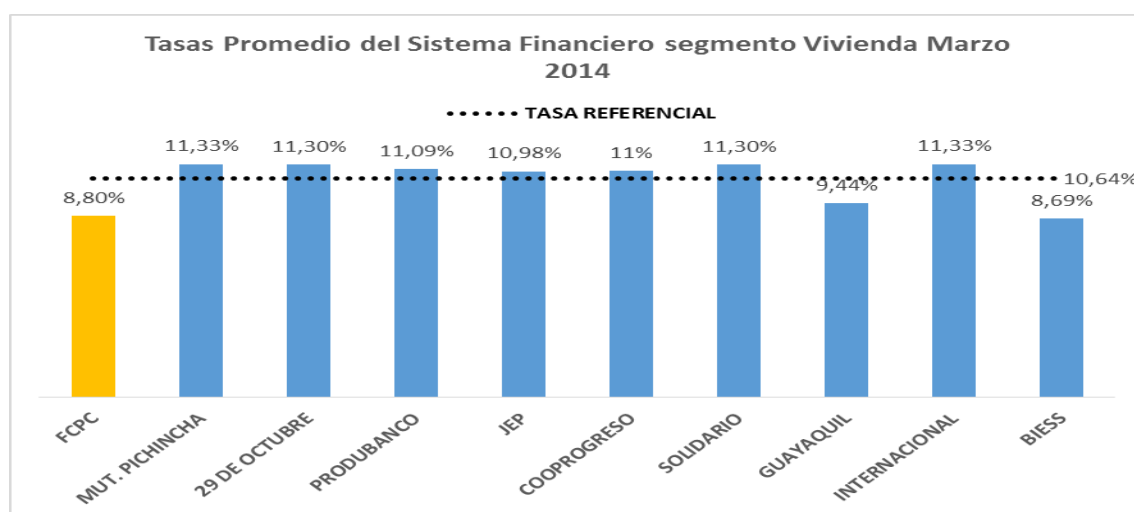
Dichas operaciones crediticias están sujetas a tasas que oscilan en el rango de entre 8% para el segmento hipotecario y 12% para el segmento quirografario (consumo), siendo estas las más bajas del mercado financiero nacional, convirtiéndose en el principal beneficio de corto plazo a los que los partícipes tiene acceso una vez formen parte de algún F.C.P.C., las Figuras 10 y 11 muestran esta comparación:

**Figura 10 - Tasas promedio del Sistema Financiero, segmento Consumo**



**Fuente:** Banco Central del Ecuador; **Elaboración:** Los Autore

**Figura 11 - Tasas promedio del Sistema Financiero, segmento Consumo**



**Fuente:** Banco Central del Ecuador, **Elaboración:** Los Autores

Garantizando así el incremento de la rentabilidad de los fondos, lo cual permitirá mejorar sus prestaciones en el largo plazo y a la vez alimentar los recursos para futuros pensionistas.

A diferencia de los bancos y cooperativas cuyos trámites para la concesión de crédito son extensos, demorosos y lleno de requisitos, en los FCPC el trámite para la concesión del crédito demora hasta 15 días hábiles (quirografarios) y hasta 45 días hábiles (hipotecarios), cuyo único requisito es que sea partícipe del fondo en un tiempo no menor a 6 meses en promedio y el tener un garante, de acuerdo al producto crediticio que se esté aplicando y es este aspecto el de la facilidad de acceso al crédito lo que ha permitido el desarrollo a un ritmo adecuado del sector previsional en el Ecuador. Existen también otras formas de autofinanciamiento además de los créditos, como son:

- Inversiones No Privativas: en Renta Fija (certificados de depósitos en instituciones del sistema financiero, titularizaciones, obligaciones, etc.), Renta Variable (acciones, bonos, etc.), y en inversiones en el exterior, el grado de diversificación se muestra en la Figura 12.

**Figura 12** - Diversificación de Inversiones no Privativas



**Fuente:** Intendencia Nacional de Seguridad Social; **Elaboración:** Los Autores

- Construcción y comercialización de proyectos inmobiliarios propios, destinados exclusivamente a los partícipes del fondo.
- Inversiones a mediano plazo (10 años) en proyectos hidroeléctricos como Sabanilla por parte del Fondo de Cesantía del Magisterio Ecuatoriano.

Aspectos como estos permiten el mejorar las condiciones de vida actual y futura de los partícipes afiliados a los 64 fondos registrados que actualmente existen en el Ecuador, ya que además de mejorar su prestación (objeto de los fondos previsionales), tienen acceso a beneficios que en el mercado financiero actual se vuelven restrictivos en unos casos y difíciles de acceder en otros.

Pues en su mayoría los créditos concedidos a los partícipes se destinan al financiamiento de vehículos, estudios, viajes, emergencias, salud, vivienda, compra de terrenos, etc. es decir para cualquier actividad lícita que el partícipe desee destinar, permitiendo así el lograr mejorar sus condiciones de vida actuales.

### **3.1.2 FONDO COMPLEMENTARIO PREVISIONAL CERRRADO DE EMPLEADOS CIVILES DE FF.AA. “CAPREMCI”**

El FCPC de FFAA “CAPREMCI” fue fundado y constituido mediante Acuerdo Ministerial No. 316 del 14 de febrero 1992 y su registro se lo realizó posteriormente en la Superintendencia de Bancos y Seguros, mediante resolución No SBS-2005-0686 del 28 de noviembre 2005.

Según el Art. 2 del estatuto vigente señala que: El Fondo Complementario Previsional Cerrado de Empleados Civiles de Fuerzas Armadas, constituido inicialmente como Caja de Cesantía de la Reserva Activa y de los Empleados Civiles de las Fuerzas Armadas “CAPREMCI”, es una persona jurídica de derecho privado, de beneficio social y sin fines de lucro, que se integra con el patrimonio autónomo constituido a partir de la relación laboral y gremial de sus partícipes con las entidades dependientes y adscritas de las Fuerzas Armadas, para mejorar la

prestación de la cesantía que otorga el Seguro General Obligatorio y ofrecer servicios a través del aporte convenido de sus partícipes.

Se rige por la Ley de Seguridad Social, las resoluciones expedidas por la Superintendencia de Bancos y Seguros, las disposiciones del Estatuto Vigente y demás normas de carácter interno dictadas por el órgano competente del Fondo; actualmente cuenta con 5.719 partícipes activos, y su finalidad es según el Art. 7 del Capítulo III del estatuto vigente a agosto 2014:

- Ofrecer la prestación complementaria de cesantía.
- Administrar los recursos económicos y conceder las prestaciones que el fondo establezca para sus partícipes.
- Promover y ejecutar operaciones financieras mediante inversiones privativas y no privativas de acuerdo con la ley, a fin de optimizar y asegurar el crecimiento económico del fondo.
- Establecer y promover programas de bienestar y desarrollo para sus partícipes.
- Suscribir convenios con personas naturales o jurídicas, públicas o privadas, nacionales o extranjeras para cumplir con sus fines y objetivos.
- Promover y participar en proyectos productivos a través de la inversión del fondo en proyectos inmobiliarios, valores de renta fija o variable cotizados en mercados a fin de generar la mayor rentabilidad y seguridad en beneficio de los partícipes.
- Los demás que se establecieren por mandato legal.

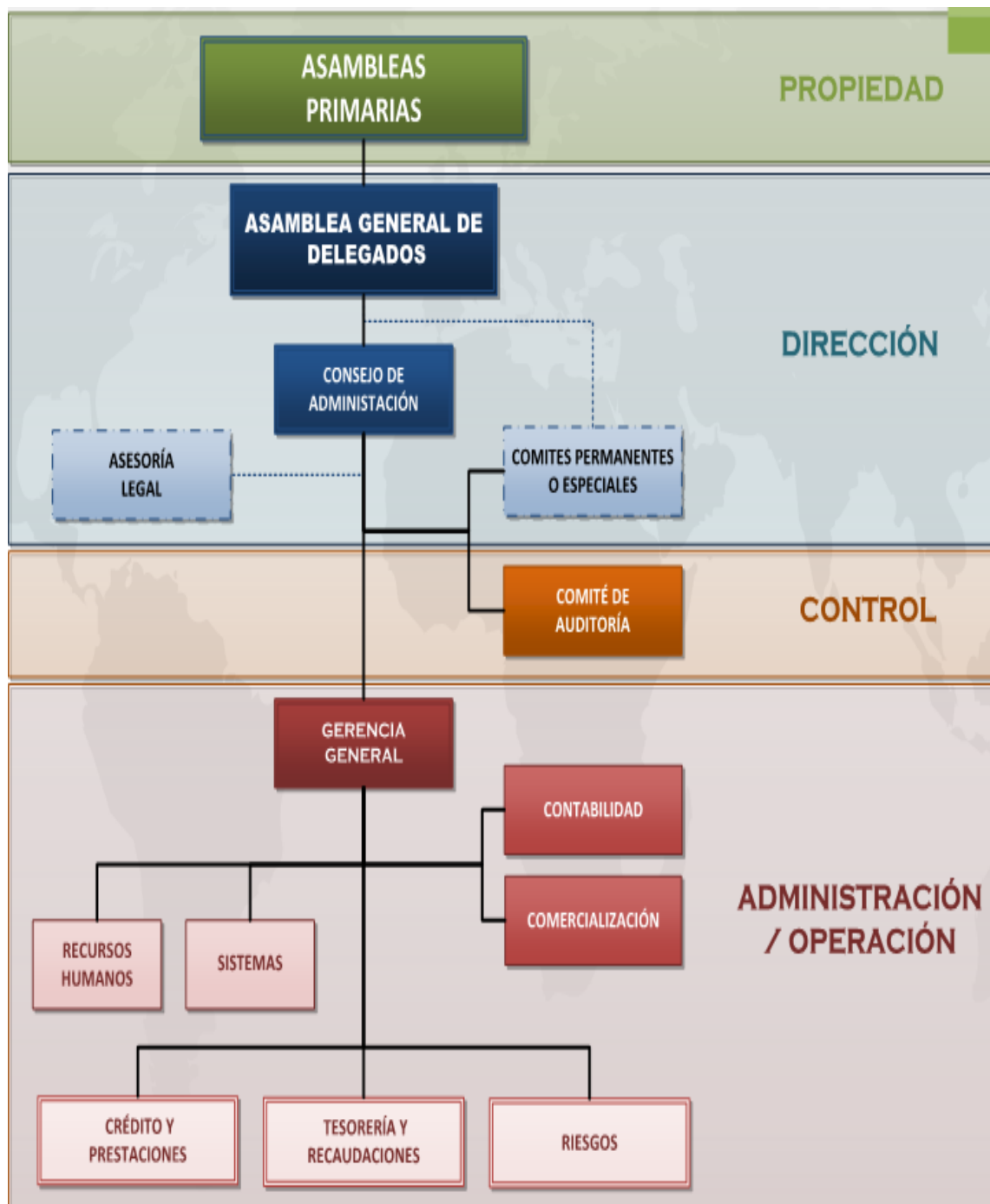
**Misión.-** *“Somos un fondo previsional orientado a fortalecer el futuro de sus partícipes, prestando servicios complementarios para satisfacer sus necesidades; con infraestructura tecnológica-operativa de vanguardia y talento humano competitivo”.*

**Visión.-** *“Al 2017 consolidamos nuestra operación como fondo previsional llegando a más partícipes para satisfacer sus necesidades con procesos controlados, utilizando canales de comunicación apropiados al sistema y*

*manteniendo niveles óptimos de rentabilidad y en constante crecimiento como entidad a nivel nacional”.*

**ORGANIZACIÓN.-** La estructura del fondo está conformada tal como se detalla en la Figura 13:

**Figura 13** – Estructura Organizacional de CAPREMCI



**Fuente y Elaboración:** Departamento RRHH (CAPREMCI); marzo 2014

### 3.1.3. DIRECCIÓN Y ADMINISTRACIÓN

La dirección del Fondo está conformada por el Consejo de Administración, órgano directivo y ejecutivo encargado de su administración y funcionamiento, el cual está integrado por:

- La Presidenta o Presidente
- Seis delegados y suplentes.

Todos elegidos por la Asamblea General de Delegados y cuyos requisitos para su designación así como la de sus suplentes son aquellos determinados por el órgano de control y previo a su posesión deberán ser calificados por el mismo.

Cada uno de los delegados y sus suplentes deberán necesariamente conformar cualquiera de los comités para los cuales fueron calificados y designados, existen un total de 4 comités de carácter obligatorio (de acuerdo con la norma No SBS-2013-504) que se deben conformar y que se encuentran a cargo de cada delegado:

- Comité de Auditoria.
- Comité de Riesgos.
- Comité de Inversiones.
- Comité de Prestaciones y Crédito
- Comité de Ética (Resolución No SBS-2012-0943) del 8 de octubre del 2012.

Existen 2 comités adicionales propios de CAPREMCI, los cuales no son de carácter obligatorio como los anteriores, pero que por las actividades del fondo y del entorno se hace necesario su creación y funcionamiento:

- Comité Técnico de Contratación
- Comité de Tecnología.

La principal finalidad del Consejo de Administración es determinar las políticas administrativas, económicas, financieras orientadas a viabilizar la gestión del fondo y cumplir y hacer cumplir las normas de carácter general legales, estatutarias, reglamentarias, resoluciones de la Asamblea de Delegados, así como las disposiciones impartidas por la Superintendencia de Bancos y Seguros.

### 3.1.4 INTEGRANTES

Son partícipes al fondo los servidores y trabajadores públicos que presten sus servicios para las Fuerzas Armadas, entidades u organismos adscritos y dependientes a ella, así como las instituciones o empresas donde las Fuerzas Armadas tengan participación administrativa o accionarial. Las entidades patronales adscritas y dependientes de FFAA que han mantenido o mantienen relación con Capremci se detallan a continuación en la Tabla 6:

**Tabla 6 - Entidades Patronales adscritas a CAPREMCI**

#	NOMENCLATURA	NOMBRE DE LA ENTIDAD
1	ASTINAVE	ASTILLEROS NAVALES ECUATORIANOS
2	CAPREMCI	CAPREMCI
3	BAL-73	BATALLON DE APOYO LOGISTICO N°.73 "GIRON"
4	C.J.M.	CORTE DE JUSTICIA MILITAR
5	FAE	COMANDANCIA GENERAL DE LA FUERZA AEREA
6	FF.TT.	COMANDANCIA GENERAL DE LA FUERZA TERRESTRE
7	ARMADA	COMANDANCIA GENERAL DE LA FUERZA NAVAL
8	COMACO	COMANDO CONJUNTO DE LAS FF.AA.
9	CEE	CUERPO DE INGENIEROS DE LA FUERZA TERRESTRE
10	DIRMOV	DIRECCION DE MOVILIZACION
11	DIRNEA	DIRECCION NACIONAL DE LOS ESPACIOS ACUATICOS
12	DIGEIM	DIRECCION GENERAL DE INTERESES MARITIMOS
13	DIRVIV	DIRECCION DE VIVIENDA DE LA ARMADA
14	DIGEDU	DIRECCION GENERAL DE EDUCACION DE LA ARMADA
15	DIRBIE	DIRECCION DE BIENESTAR DE LA ARMADA
16	DIAF	DIRECCION DE LA INDUSTRIA AERONAUTICA FAE
17	HG-1	HOSPITAL GENERAL DE LAS FUERZAS ARMADAS
18	IGM	INSTITUTO GEOGRAFICO MILITAR
19	INOCAR	INSTITUTO OCEANOGRAFICO DE LA ARMADA
20	LICJAM	LICEO NAVAL JAMBELI
21	MIDENA	MINISTERIO DE DEFENSA NACIONAL
22	SSFT	SERVICIO SOCIAL DE LA FUERZA TERRESTRE
23	SERDRA	SERVICIO DE DRAGAS DE LA ARMADA
24	LICGUA	LICEO NAVAL GUAYAQUIL
25	ESMIL	ESCUELA SUPERIOR MILITAR
26	ESEFT	ESCUELA DE SERVICIOS Y ESPECIALISTAS FF.TT.
27	I-BI" EL ORO"	MACHALA 1 BI "EL ORO"
28	BI-3	BI-3 "PICHINCHA"
29	HOSNAG	HOSPITAL NAVAL GUAYAQUIL
30	LICMAN	LICEO NAVAL MANTA
31	LICQUI	LICEO NAVAL QUITO
32	INHIMA	INSTITUTO DE HISTORIA MARITIMA
33	13 BI PICHINCHA	13 - BI "PICHINCHA"
34	LICESM	LICEO NAVAL ESMERALDAS
35	HB-1 "EL ORO"	HOSPITAL HB-1 "EL ORO"
36	COFT	CLUB DE OFICIALES DE LA FF.TT
37	IPGH	INSTITUTO PANAMERICANO DE GEOGRAFIA E HISTORI
38	GCB	GRUPO DE CABALLERIA BLINDADA
39	UEFAE N°1	UNIDAD EDUCATIVA FAE N°1
40	GA-1	GA-1 "JUBONES"
41	COMIL 10	COLEGIO MILITAR N.-10 "ABDON CALDERON"
42	HIIL-TARQUI	HOSPITAL III- DE "TARQUI"
43	CASQUI	CASINO DE TRIPULACION QUITO
44	GFE 25 ESMERALDAS	GRUPO DE FUERZAS ESPECIALES 25 ESMERALDAS
45	CI 8 ALAMOR	COMPANIA DE INFANTERIA #8 ALAMOR
46	27-BA BOLIVAR	BRIGADA DE ARTILLERIA # 27 BOLIVAR
47	BI1 CONSTITUCION	BRIGADA DE INFANTERIA #1 CONSTITUCION
48	I-DE SHYRIS	I-DE SHYRIS
49	BI-21 MACARA	BRIGADA DE INFANTERIA 21 MACARA
50	BI-3 "PORTETE"	3 BI - "PORTETE"



51	HD IV-DE AMAZONAS	HOSPITAL DE LA IV DE AMAZONAS
52	BOES-54 "CAPT.CALLES"	BOES - 54 "CAPT.CALLES"
53	GCM-6 "GENERAL DAVALOS"	GCM -6 "GENERAL DAVALOS"
54	17-BS "PASTAZA"	17 - BS "PASTAZA"
55	HOGAR "LA ESPERANZA"	HOGAR "LA ESPERANZA" DE FF.AA.
56	CAL-7 "LOJA"	CAL - 7 "LOJA"
57	CDR CEE	COMANDO DUCTOS
58	CEPEIGE	CEPEIGE - IPGH
59	PLANEM	PLAN EMERGENTE - SUBVIV
60	LICGAL	LICEO NAVAL GALAPAGOS
61	HB-7LOJA	HB-7 LOJA
62	53 RAYO	GRUPO DE FUERZAS ESPECIALES 53 RAYO
63	GFE 26 CENEPA	GRUPO DE FUERZAS ESPECIALES 26 "CENEPA"
64	CE 7 CATAMAYO	CE-7 CATAMAYO
65	7 - BI LOJA	7 - BI LOJA
66	COMIL - 4	COMIL 4 ABDON CALDERON
67	BI-19	BI 19 CARCHI
68	STA.ROSA	FUERTE MILITAR STA.ROSA
69	HOSNAE	HOSPITAL NAVAL ESMERALDAS
70	BS-62 ZAMORA	BATALLON DE SELVA 62 ZAMORA
71	GCM-16	GCM 16 SARAGURO
72	5 BI	5 BI GUAYAS
73	HB II	HB II LIBERTAD
74	BIMLOR	BATALLON DE INFANTERIA SAN LORENZO
75	CM 7 LOJA	CM - 7 LOJA
76	FM GUALAQUIZA	FUERTE MILITAR GUALAQUIZA
77	FM SALINAS	FUERTE MILITAR SALINAS
78	COMIL 1 ELOY ALFARO	COLEGIO MILITAR No. 1 "ELOY ALFARO"
79	15 BAE	BRIGADA DE AVIACION DEL EJERCITO 15 PAQUISHA
80	25 BAL	BRIGADA DE APOYO LOGISTICO 25 REINO DE QUITO
81	INAE	INSTITUTO ANTARTICO ECUATORIANO
82	ESMENA	ESCUELA DE LA MARINA MERCANTE
83	GCM - 12	GCM 12 TNTE HUGO ORTIZ
84	BFE 9 PATRIA	BRIGADA FUERZAS ESPECIALES 9 PATRIA
85	COCOM	COMANDO DE COMUNICACIONES FUERZA TERRESTRE
86	III-DE	TERCERA DIVISION DEL EJERCITO TARQUI
87	11-BCB GALAPAGOS	BRIGADA DE CABALLERIA BLINDADA 11 GALAPAGOS
88	SUINBA	SUPERINTENDENCIA DEL TERMINAL PETROLERO BALAO
89	BI-MOT-39	BI-MOT-39 MAYOR GALO MOLINA
90	SUINSA	SUPERINTENDENCIA DEL TERMINAL PETROLERO SALIT
91	SUINLI	SUPERINTENDENCIA DEL TERMINAL PETROLERO LIBER
92	BI 20 CAPT DIAZ	BATALLON DE INFANTERIA 20 CAPITAN DIAZ
93	DIRSAN	DIRECCION DE SANIDAD DE LA ARMADA
94	BI-MOT-14	BATALLON DE INFANTERIA MOTORIZADO 14 MARAÑON
95	HB 11 GALAPAGOS	HB 11 GALAPAGOS
96	ITSA	INSTITUTO TECNOLOGICO SUPERIOR AERONAUTICO
97	ISSFA	INSTITUTO DE SEGURIDAD SOCIAL DE LAS FF.AA
99	COMIL9	COMIL 9 "EUGENIO ESPEJO"
100	SPP	SERVICIO DE PROTECCION PRESIDENCIAL

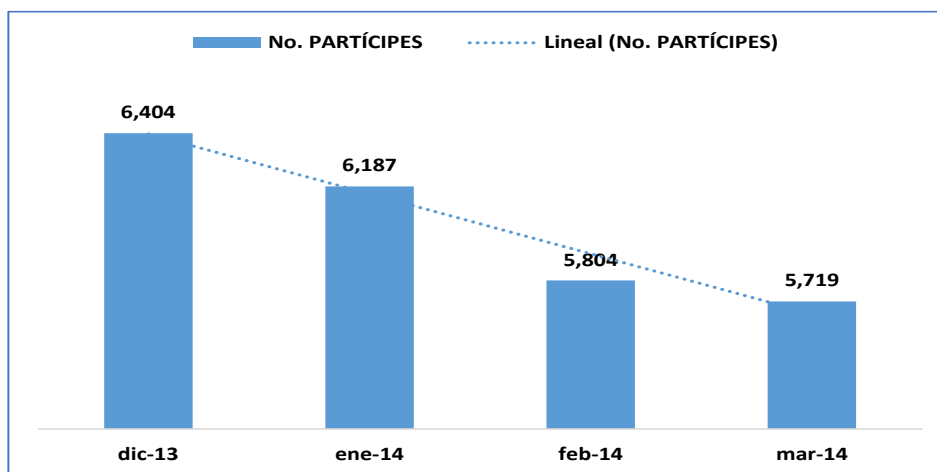
Fuente: Departamento de sistemas y comercialización de CAPREMCI; Elaboración: Los Autores

Durante el último trimestre del 2014 CAPREMCI está presentando una tendencia decreciente en el número de partícipes activos, tal como se observa en la Figura 14, debido principalmente al acuerdo interministerial entre los Ministerios de Defensa y Educación que fue publicado en el Registro Oficial No. 70 del viernes 30 de agosto de 2013, el mismo que establece la normativa para continuar con el proceso señalado en la Disposición Transitoria Octava de la Ley Orgánica de Educación Intercultural (LOEI) para los colegios militares, unidades educativas de la Fuerza Aérea Ecuatoriano (FAE) y liceos navales; que en su parte pertinente señala:

**Artículo 1.-** Personal docente.- Realícese el traspaso desde el Ministerio de Defensa Nacional (MIDENA) al Magisterio Nacional del personal docente que gozaba de estabilidad laboral al tiempo de la promulgación de la Ley Orgánica de Educación Intercultural (LOEI), de conformidad con el listado de personal, calificaciones de régimen laboral y proceso establecido por el Ministerio de Relaciones Laborales a través de las Resoluciones correspondientes y del oficio No. MRL-DM-2013-0080, 28 de marzo de 2013; y,

**Artículo 4.-** Del personal administrativo y de servicio.- Hasta el 30 de septiembre de 2013, incorpórese al Ministerio de Educación el personal administrativo y de servicio que gozaba de estabilidad laboral al tiempo de la promulgación de la LOEI y consta en las resoluciones de calificación de régimen emitidas por el Ministerio de Relaciones Laborales. El personal administrativo y de servicio será ubicado por parte del Ministerio de Educación de conformidad con su planificación y necesidades institucionales.

**Figura 14** – Número de Partícipes Activos



**Fuente:** Departamento de Sistemas de CAPREMCI; marzo 2014; **Elaboración:** Los Autores

Situación que está provocado una salida masiva del personal docente que era partícipe activo del fondo, según estudios preliminares se prevé una salida masiva de 731 partícipes, afectando según datos proporcionados por la Jefatura de Riesgos, al valor del Patrimonio en USD 6´290.837,39, se han adoptado acciones tendientes a minimizar el impacto (Plan de Contingencia).

### **3.1.5 FINANCIAMIENTO**

EL FCPC de FFAA se financia, con la aportación voluntaria del partícipe sobre su sueldo y cuyo porcentaje de aportación puede ser del 7% o del 9,10% según su elección, la cual queda ratificada al llenar el contrato de adhesión.

Al tener como única fuente de financiamiento el aporte voluntario de los partícipes, el fondo se vio en la necesidad de focalizar sus inversiones desde diversos ámbitos para obtener mayores beneficios y cuyos resultados le permitan por un lado financiar las actividades y obligaciones propias del giro del negocio y por otro lado cubrir la finalidad para la cual fue creado que es la cesantía.

Para lo cual el fondo actualmente cuenta con tres formas de autofinanciamiento claramente definidas que le han permitido hasta los actuales momentos posicionarse como el segundo fondo previsional en el Ecuador, las cuales se detallan a continuación:

#### **3.1.5.1 Inversiones Privativas**

Son inversiones privativas los préstamos quirografarios e hipotecarios concedidos a los partícipes.

**Préstamos Quirografarios.-** Créditos otorgados a los partícipes para la adquisición de bienes de consumo o pago de servicios; deben contar como fuente de pago el ingreso neto mensual promedio del deudor, entendiéndose por este el promedio de los ingresos brutos mensuales del núcleo familiar obtenidos de

fuentes estables como: sueldos, salarios, honorarios, remesas y/o rentas promedio menos los gastos familiares estimados mensuales (Ver Figura 15).

**Préstamos Hipotecarios.-** Créditos otorgados a los partícipes, cuyo fin sea la adquisición de bienes inmuebles; sean nuevos o usados, amparados con garantía hipotecaria (Ver Figura 16).

**Figura 15 - Productos Segmento Quirografario**

PRODUCTO	SUBPRODUCTO	SEGMENTO	DESTINO	LIMITES POR MONTO		LIMITES POR PLAZO EN MESES		EDAD DEL PARTICIPE		FORMA DE PAGO	PLAZO DE ACUERDO AL MONTO SOLICITADO	TASA DE INTERES	GARANTIA	COB. DE AHORRO	% COBERTURA DE GARANTIAS		
				MINIMO	MAXIMO	MINIMO	MAXIMO	MINIMO	MAXIMO						HIPOT.	PREND.	CESANT
QUIROGRAFARIOS	ORDINARIO	SUELDOS, SALARIOS, HONORARIOS O RENTAS PROMEDIO	ADQUISICION DE BIENES O PAGOS DE SERVICIOS	USD. 100	100% DE LA CESANTÍA Y MÁXIMO HASTA USD 25.000	3 MESES	96 MESES	18 AÑOS	65 AÑOS	VENTANILLA, DÉBITO DE CUENTA,ROL.	HASTA EL 100% DE LA CESANTÍA 96 MESES HASTA USD. 20.000 96 MESES A PARTIR USD. 20.001 HASTA 25.000 96 MESES HASTA USD. 12.000 75 MESES	9% ANUAL SOBRE SALDOS	SIN GARANTE SIN GARANTE GARANTE INT.	50%	N/A	N/A	N/A
	2X1		ADQUISICION DE BIENES O PAGOS DE SERVICIOS	USD. 100	HASTA EL DOBLE DE LA CESANTÍA Y MÁXIMO HASTA USD 40.000	3 MESES	120 MESES	18 AÑOS	65 AÑOS	VENTANILLA, DÉBITO DE CUENTA,ROL.	HASTA EL DOBLE DE LA CESANTÍA HASTA USD 40.000 CEST > USD 6.000 HASTA 3.000 ADIC. 120 MESES CESANTIA < USD 6.000 HASTA 30% ADIC. CESANTIA > USD 15.000 HASTA USD 4.000 ADIC.	9% ANUAL SOBRE SALDOS	GARANTE EXTERNO GARANTE SIN GARANTE SIN GARANTE		N/A	N/A	N/A
	EMERGENTE		ADQUISICION DE BIENES O PAGOS DE SERVICIOS	USD. 100	USD 5.000	12 MESES	48 MESES	18 AÑOS	65 AÑOS	VENTANILLA, DÉBITO DE CUENTA,ROL.	HASTA USD. 5.000,00 48 MESES	12% ANUAL SOBRE SALDOS	SIN GARANTE		N/A	N/A	N/A

**Fuente:** Manual de Políticas y Procedimientos de Crédito “CAPREMCI”; vigente a marzo 2014; **Elaboración:** Los Autores

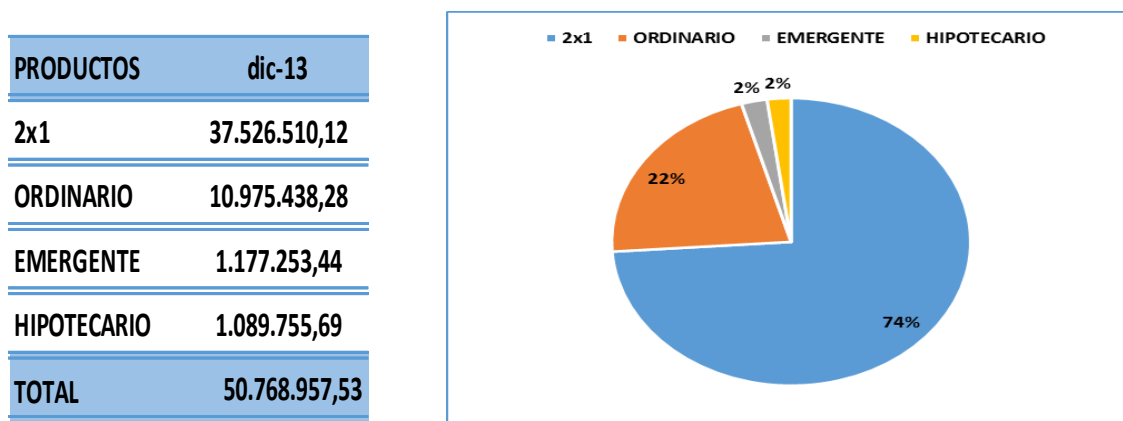
Figura 16 - Productos Segmento Hipotecario

PRODUCTO	SUBPRODUCTO	SEGMENTO	DESTINO	LIMITES POR MONTO		MESES		EDAD DEL PARTICIPE		FORMA DE PAGO	PLAZO DE ACUERDO AL MONTO SOLICITADO	TASA DE INTERES	GARANTIA	COB. DE AHORRO	% COBERTURA DE GARANTIAS			
				MINIMO	MAXIMO	MINIMO	MAXIMO	MINIMO	MAXIMO						HIPOT.	PREND.	CESANT	
HIPOTECARIO	HIPOTECARIO	SUELDOS, SALARIOS, HONORARIOS O RENTAS PROMEDIO	ADQUISICION DE VIVIENDA PROPIA, SEA NUEVA O USADA	USD. 10.000	HASTA EL 90% DEL AVALÚO Y MÁXIMO HASTA USD 80.000	60 MESES	180 MESES	18 AÑOS	65 AÑOS	VENTANILLA, DÉBITO DE CUENTA,ROL.	HASTA EL 90% DEL AVALÚO HASTA USD. 80.000	180 MESES 180 MESES	8,8% ANUAL SOBRE SALDOS	HIPOTECARIA	50%	110%	N/A	N/A
			ADQUISICION DE TERRENO, OFICINAS Y LOCAL COMERCIAL	USD. 10.000	HASTA EL 80% DEL AVALÚO Y MÁXIMO HASTA USD 80.000	60 MESES	120 MESES	18 AÑOS	65 AÑOS	VENTANILLA, DÉBITO DE CUENTA,ROL.	HASTA EL 80% DEL AVALÚO HASTA USD. 80.000	120 MESES 120 MESES	8,8% ANUAL SOBRE SALDOS	HIPOTECARIA		125%	N/A	N/A

Fuente: Manual de Políticas y Procedimientos de Crédito "CAPREMCI"; vigente a marzo 2014; Elaboración: Los Autores

La Figura 17 muestra la cartera por inversiones privadas del Fondo a Diciembre 2013 representa el 63,43% del total de activos representado un monto de USD 50'768.957,53; distribuido de la siguiente forma:

**Figura 17** – Cartera de Inversiones Privativas – Dic. 2013; Millones de dólares y porcentajes



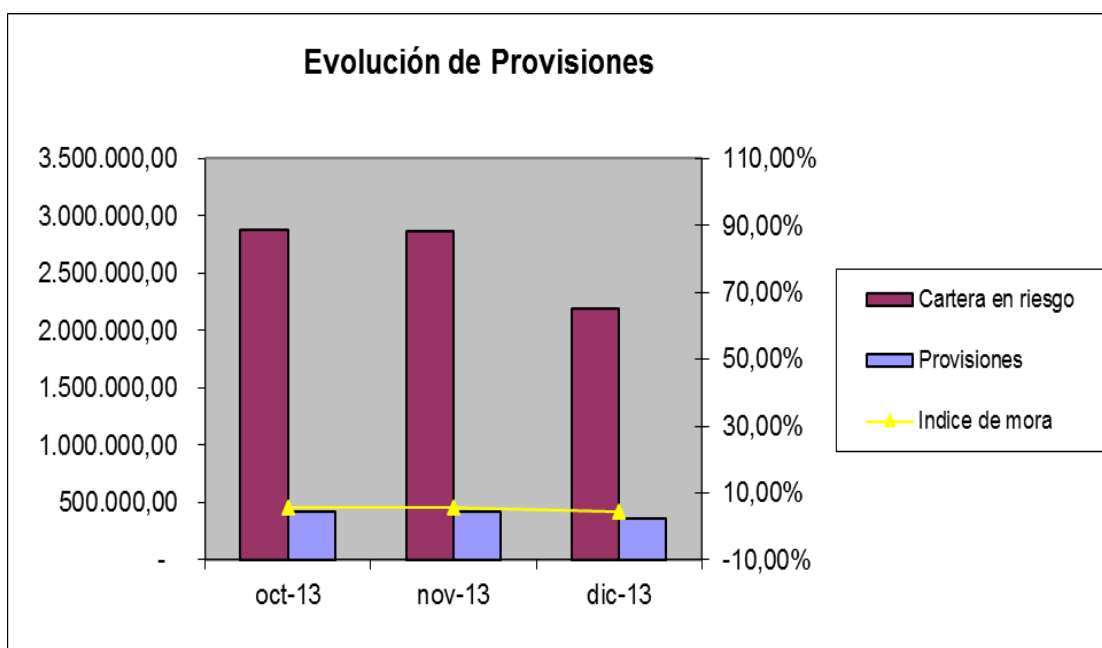
**Fuente:** Balances Dic. 2013; **Elaboración:** Los Autores

Las inversiones privadas se han convertido en la principal fuente de autofinanciamiento del Fondo, y por esta razón se aplican a partir de octubre del 2013 varios controles, como la calificación de la cartera, la constitución de provisiones y el cálculo del índice de morosidad.

Estas acciones son realizadas por la Jefatura de Riesgos exclusivamente, desarrollando metodologías internas para hacerlo sobre la base de la normativa actual vigente para las entidades bancarias y las sanas prácticas internacionales, debido a que hasta la fecha el organismo de control y principalmente la Intendencia de Seguridad Social aún no ha dictado reglas, normas o guías para el efecto y exclusivas para fondos previsionales y cuyos resultados se muestran en la Figura 18:

**Figura 18** - Evolución de la Cartera en Riesgo; Provisiones e Índice de Morosidad; en Millones de Dólares y porcentajes

Concepto	oct-13	nov-13	dic-13
Cartera en riesgo	2.872.158,62	2.863.935,24	2.196.983,93
Provisiones	418.818,13	418.525,52	362.926,74
Índice de mora	5,58%	5,58%	4,33%



**Fuente:** Balances Dic. 2013; **Elaboración:** Los Autores

De los datos expuestos se puede evidenciar con facilidad que el manejo y administración de las inversiones privadas tienen una afectación directa sobre los resultados finales de rentabilidad, debido principalmente a la provisión, esto hace evidente el contar con herramientas que puedan ayudar a tomar decisiones correctas al momento de otorgar una operación crediticia, sea quirografaria o hipotecaria.

### 3.1.5.2. Inversiones no Privativas

Son aquellas inversiones realizadas con entidades del sistema financiero y real pudiendo ser de corto y largo plazo, de renta fija o variable, o inversiones en el exterior, la colocación de títulos valores se realizan en instituciones o



instrumentos cuya calificación de riesgo no sea menor a AA, esto como política interna de inversión, constituyendo a diciembre 2013 el 31% (AAA) y el 69% (AA), constituido de la siguiente forma, Tabla 7:

**Tabla 7 – Portafolio de Inversiones, diciembre 2013**

<b>PORTAFOLIO DE INVERSIONES AL 31 DE DICIEMBRE DEL 2013</b>		
<b>ENTIDAD</b>	<b>VALOR</b>	<b>PORCENTAJE</b>
BANCOS	14,432,910.24	63.90%
SOCIEDADES FINANCIERAS	1,377,080.30	6.10%
COOPERATIVAS	3,550,125.00	15.72%
REPORTOS BURSATILES	151,500.00	0.67%
TITULARIZACIONES	1,253,643.88	5.55%
OBLIGACIONES	1,321,000.00	5.85%
BONOS ESTADOS 98-17 SERIE G	500,000.00	2.21%
<b>TOTAL</b>	<b>22,586,259.42</b>	<b>100.00%</b>

**Fuente y Elaboración:** Departamento de Inversiones de CAPREMCI

Según datos del departamento de Tesorería e Inversiones, a diciembre del 2013, la tasa promedio ponderada del portafolio cerro en el 7.76%, la misma se encuentra por encima de la línea base que propone el objetivo estratégico sobre inversiones del fondo que es del (6.53%).

Esto da fe de la capacidad de selección del fondo en nuevos instrumentos financieros con la finalidad de mantener tasas competitivas de acuerdo al mercado, la colocación de las inversiones no privativas durante el 2013, se lo hace en acuerdo a los cupos establecidos por el comité de riesgos y es este accionar en conjunto de los involucrados el que ha permitido a la entidad, el no provisionar por efectos de posibles incumplimientos. El Portafolio de inversiones constituye el 28.22% del total de los activos del fondo.

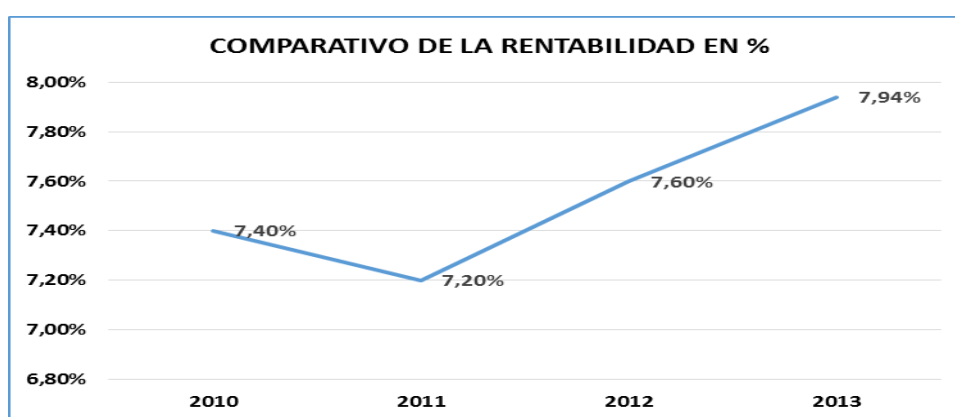
### 3.1.5.3 Proyectos de Inversión Inmobiliaria

En mayo del 2012 el fondo, con la finalidad de aumentar sus fuentes de ingresos incursionó en el financiamiento del Proyecto Inmobiliario denominado CAPREMCI I; el mismo que consta de 22 casas y 24 departamentos ubicado en el sector de Conocoto, en la ciudad de Quito, la construcción en su totalidad concluyó el 31 de agosto del 2013.

Además con fecha 15 de mayo del 2013, el Consejo de Administración luego de varios estudios de factibilidad, financieros, contables y de avalúo, dispone la compra del proyecto inmobiliario denominado CAPREMCI II, ubicado en el sector de Calderón en la ciudad de Quito, la obra consta de 23 casas y 2 departamentos.

Ambas inversiones suman un monto total de USD 3'637.055,22, queda evidenciado entonces que gracias a la visión de sus directivos, y administración de sus ejecutivos y funcionarios se han podido alcanzar resultados por encima de los esperados, pues al terminar el año 2013 su rentabilidad es del 7.94%, el mayor de los últimos años, tal como se demuestra en la Figura 19, permitiéndole colocarse como el segundo fondo en importancia en el país.

**Figura 19** – Comparativo de la Rentabilidad; porcentajes



**Fuente:** Departamento de Contabilidad de CAPREMCI; Diciembre 2013 **Elaboración:** Los Autores

Las actividades antes descritas no son ajenas al objeto social de los fondos previsionales cuya naturaleza es netamente prestacional, ya que no se efectúan operaciones que se asimilen o signifiquen en la práctica intermediación financiera

como lo hacen los bancos o cooperativas, debido a que no captan recursos del público sino que prestan dinero de su propio patrimonio.

Cabe agregar que el patrimonio del fondo es de USD 71'024.080,95 que se constituyen por la totalidad de la cuenta individual de cada partícipe (aportes personales, intereses, excedentes y aportes patronales), además de las reservas.

### 3.1.6 PRESTACIONES Y BENEFICIOS

La prestación del fondo es la cesantía la cual se pagará una vez se pierda la calidad de partícipe, pudiendo ser por cualquiera de las siguientes causas, según Art. 12 , del Título II; del Capítulo I; Del Régimen de Afiliación y Desafiliación:

- Haber cesado en sus funciones laborales definitivamente en las entidades dependientes y adscritas de las Fuerzas Armadas a las que pertenezca.
- Fallecimiento.
- Desafiliación voluntaria y
- Expulsión debidamente sustentada.

La liquidación de la cuenta individual de un fondo de cesantía se lo hará en forma total cuando un partícipe termine su relación laboral entregándole el saldo de su cuenta individual, la cual se compone por **aportes voluntarios** acumulados (durante el tiempo que haya permanecido en el fondo), **aportes adicionales acumulados** (aportes voluntarios adicionales), **rendimientos** y **aportes patronales** acumulados, mientras que el partícipe que voluntariamente desee separarse y continúe su relación laboral con el mismo patrono, la devolución de su cuenta individual se realizará gradualmente y no podrán superar el 50% del monto registrado como aportes personales.(Resolución SBS-2013-504).

Un beneficio adicional que tienen los partícipes son los **rendimientos**, lo mismos que son acreditados mensualmente en la cuenta individual de cada partícipe activo y su forma de cálculo (vigente a julio 2014) es la siguiente:

---

**(Saldo Cuenta Individual del Partícipe al Mes 1) \* (Factor de Reparto)**

---

El Factor de Reparto se lo obtiene de la siguiente forma:

$$\frac{\text{Monto Superávit Mes 1}}{\text{Sumatoria de Saldo Total Cuenta Individual y Cuenta por Desembolsar}} \quad (8)$$

De donde:

- **Superávit** = Monto total acumulado de los rendimientos al mes 1, generado por las inversiones realizadas por el fondo (privativas, no privativas, inmobiliarias) – los gastos incurridos propias de la actividad del fondo.
- **Saldo Total Cuenta Individual** = Monto total acumulado al mes anterior del reparto (mes 0) más el aporte del mes 1, de todas las cuentas individuales de todos los partícipes activos del fondo.
- **Cuenta por Desembolsar** = Monto total acumulado al mes 1, de todos los saldos de cuentas individuales de todos los partícipes pasivos del fondo, es decir aquellos que se desafilieron en forma voluntaria pero que aún no son cumplen con la condición de cesantes.

Los rendimientos distribuidos se recapitalizan y forman parte del nuevo aporte para el próximo período (mes) que recibirá el mismo tratamiento, es por ello la importancia de los controles a través de los distintos comités, ya que contribuyen a decidir por las mejores opciones de inversión dentro del sistema financiero y cuyos resultados se reflejan en la capitalización patrimonial.

Y constituyen **Aportes Patronales** aquellos valores que voluntariamente de acuerdo a los términos acordados, las instituciones, empresas públicas o privadas entregaron o entregan por cuenta de sus FUNCIONARIOS o empleados al fondo complementario previsional cerrado para que sean acreditadas a las cuentas individuales de sus partícipes (Resolución SBS-2013-504).

Cabe agregar que a partir de enero del 2009 ya no existe el aporte patronal obligatorio, según Decreto Ejecutivo No 1493, de 19 de diciembre del 2008, el cuál prohíbe financiar fondos privados de jubilación complementaria y cesantía privada, bajo cualquier nombre o denominación, de entidades del Sector Público.

Los beneficios con los que cuenta el partícipe una vez que se integra al fondo, además de la mejora de su cesantía son:

- Acceso a créditos quirografarios e hipotecarios.
- Rendimientos por sus inversiones.
- Seguro de vida.
- Descuentos de medicinas en la red de farmacias Pharmacy's.
- Descuentos en la compra de vehículos Chevrolet.
- Descuentos en capacitaciones (Universidades e Institutos).
- Descuento en paquetes turísticos para viajes dentro y fuera del país.

Por lo anteriormente expuesto podemos decir a manera de conclusión que los beneficios de corto plazo que adquiere una persona al momento de pertenecer a un fondo previsional son inmejorables, acceden a créditos con tasas de interés por debajo de las ofertadas en el sistema financiero actual y además gozan de algunos descuentos y beneficios que en muchas ocasiones las entidades patronales a las que prestan sus servicios los pueden ofrecer.

La principal desventaja que se presenta es que su campo de accionar es bastante limitado, ya que solo pueden formar parte de este conglomerado aquellos que presten sus servicios a las entidades de las FFAA, por lo que el crecimiento en la captación de nuevos partícipes es bastante lento y complicado, y de este depende gran parte del futuro de un fondo, de la captación y retención de sus partícipes.

### 3.1.7 DIAGNÓSTICO SITUACIONAL

El conocimiento de la situación actual del sistema previsional y principalmente de CAPREMCI, se considera parte fundamental y punto de partida para el desarrollo del score de crédito, pues son sus particularidades (administración, organización y control) y necesidades las que nos permitirán enfocarnos en la construcción de una herramienta adecuada a la entidad, con resultados positivos.

Del análisis hecho se desprende que la colocación de las inversiones privativas son el mayor desafío que actualmente enfrenta el fondo, no solo porque constituyen la principal cuenta de los activos totales (63.43%), sino que además son las de mayor vulnerabilidad ante cambios externos (regulaciones, controles, etc.) e internos (límites, políticas y evaluaciones subjetivas), y de cuya administración mantiene relación directa sobre el superávit del fondo, incidiendo así en la rentabilidad que recibirá cada partícipe.

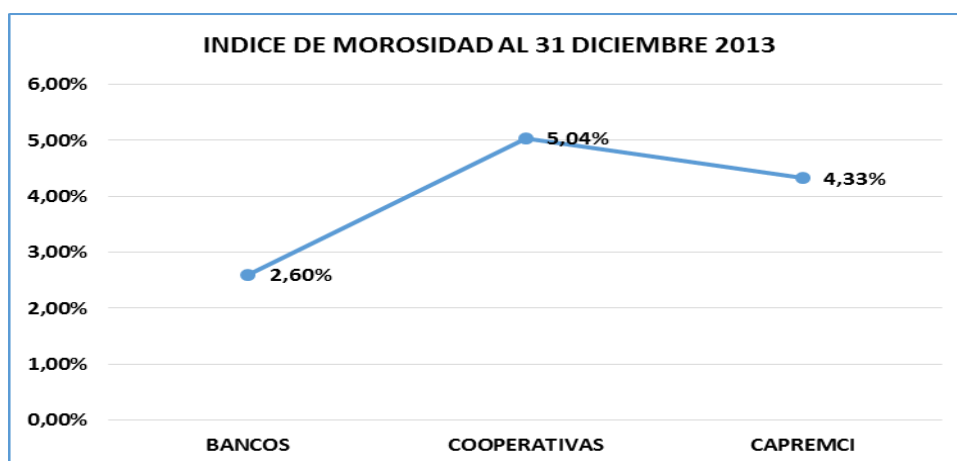
Además que existen señalamientos puntuales por parte del organismo de control (SBS), con respecto a las inversiones privativas, en el último informe de auditoría integral realizado a CAPREMCI con corte al 31 de diciembre del 2012, y dichas observaciones se citan textualmente: de las pruebas sustantivas;

- ✓ “Falta de análisis en el otorgamiento de créditos”
- ✓ “No existe evaluación de créditos por parte del área de riesgos”
- ✓ “Afiliados sin capacidad de pago”
- ✓ “Inconsistencia en los créditos hipotecarios”

Razón por la cual las inversiones privativas constituyen en el problema fundamental del fondo, desde todo punto de vista, pues es este servicio el que está generando mayores costos (provisiones) y gastos (cobranzas vía directa o judicial), lo que afecta de manera directa los resultados obtenidos, al final del período. A fin de evidenciar la magnitud del problema presentaremos algunos resultados que dan cuenta de ello, mediante indicadores derivados de la calificación y monitoreo de la cartera total a diciembre 2013:

- Del total de operaciones concedidas 5.662, el 6.02% es decir 341 operaciones se encuentran en mora (presentan más de 31 días de retraso en la cancelación de sus haberes).
- De las 341 operaciones en mora el 57% (194 operaciones) tienen morosidad superior a los 270 días de retraso (calificación E), que representan USD 891.179,52 del total de la cartera.
- El índice de morosidad del fondo a Diciembre 2013, representó el 4.33%, siendo bastante alto considerando que su cartera es de USD 50'768.957,53, es decir USD 2'196.983,93 se considera como cartera en riesgo, tal como muestra la Figura 20.

**Figura 20** – Comparativo del índice de morosidad; porcentaje



**Fuente:** Boletines mensuales SBS y SEPS; diciembre 2013; **Elaboración:** Los Autores

Como se observa el índice de mora de CAPREMCI, es casi el doble que el de los bancos, pero inferior al de las cooperativas, si bien la comparación no es la adecuada por el monto de saldo de cartera que manejan estas entidades bancarias y de cooperativismo, vale la pena hacerlo a fin de demostrar que el índice de mora en el que el fondo se mueve es bastante significativo, y más si consideramos que su cartera colocada es hasta 4 veces menor que aquellas entidades con las que es comparada.

Cabe agregar además que el fondo dispone de una ventaja competitiva sobre las demás entidades financieras, la cual se manifiesta en la forma de cobro de las

operaciones concedidas; ya que a diferencia de las entidades financieras cuyos acuerdos de pago en su mayoría dependen de la voluntad de pago de sus clientes (pago directo), el fondo dispone de convenios de pago con las entidades patronales con las cuales trabaja, el cual se manifiesta con descuentos directos vía rol de pagos de la cuota del préstamo. Esta ventaja competitiva no es bien aprovechada, ya que se debería reflejar en los resultados de los indicadores de cartera, lo cual no sucede; haciendo más evidente que existe alguna deficiencia en el proceso de concesión de los créditos.

Todos estos resultados son producto de un proceso de concesión de crédito débil, que va de la mano con manuales de crédito desactualizados y que no necesariamente representan la actual dinámica del fondo.

### **3.1.8 PROCESO CREDITICIO ACTUAL**

A continuación realizaremos el análisis del proceso crediticio actual, describiendo de manera detallada los subprocesos que intervienen en forma general para todos los productos (quirografarios e hipotecarios):

#### **3.1.8.1 Subproceso en el Área Comercial**

Esta área tiene como principal finalidad la generación de ingresos, entendidos como aquellos ingresos generados por las aportaciones voluntarias en la captación de nuevos partícipes, reingresos y retención de aquellos que deseen desafiliarse voluntariamente.

Además de la mejora de la cesantía, actualmente el plus principal del área comercial para la retención, reingreso o captación de nuevos clientes son los créditos, por lo cual es esta área la que da el punto de partida en la colocación del crédito, y por ello debe ser manejada con absoluto profesionalismo y responsabilidad, ya que implica prestar el dinero de los partícipes activos a nuevos partícipes que presentan necesidades de financiamiento y liquidez.



El área comercial está constituida por dos personas quienes son las ejecutivas de comercialización (una en Quito y otra en Guayaquil), para el caso que nos ocupa una vez “ofrecidos” los créditos por esta área, se les direcciona a los oficiales de crédito quienes son los encargados del manejo de la relación con los clientes, atendiendo a sus requerimientos de crédito, preparando y presentando sus propuestas (carpetas) de crédito.

### **3.1.8.2 Subproceso de Verificación y Recepción**

El proceso de crédito inicia cuando el cliente solicita información sobre sus posibilidades de accesibilidad a algún tipo de crédito (hipotecario o quirografario); una vez proporcionada dicha información el partícipe debe entregar toda la documentación legal y financiera requerida por el oficial, a fin de que permita un análisis adecuado de acuerdo a los descargos presentados.

Sin embargo previo a esta recepción de documentos los oficiales tienen la responsabilidad de llevar a cabo varias pre-validaciones previas como: validar al afiliado (se encuentre activo), verificar saldos pendientes, verificar tiempo de aportaciones, calcular el monto máximo que se puede conceder, estimar la cuota máxima de pago en función del monto y plazo, y demás que son eminentemente informativas, por lo que no se las analizará, la documentación mínima requerida varía de acuerdo al tipo de crédito según el Manual de Crédito vigente de CAPREMCI, así detallamos a continuación en la Tabla 8:

**Tabla 8 – Documentación mínima requerida por tipo de Crédito**

DOCUMENTACION MÍNIMA REQUERIDA	QUIROGRAFARIOS			HIPOTECARIOS	
	ORDINAR	2X1	EMERG	VIVIENDA	TERRENOS
Solicitud de crédito especificando el tipo de crédito, debidamente llena con toda la información requerida en la misma y firmada por el deudor principal y conyugue*	✓	✓	✓	✓	✓
Solicitud de avalúo de la propiedad a hipotecar e informe del mismo				✓	✓
Pagaré de crédito en el cual se especifica además del tipo de crédito, el monto, plazo, tasa de interés y tabla de amortización, firmada por el deudor principal; y conyugue*.	✓	✓	✓	✓	✓
Formulario de enrolamiento de seguro colectivo de vida, debidamente lleno y firmada por el deudor principal y el conyugue*	✓	✓	✓	✓	✓
Recibo de presentación de solicitud del préstamo firmada por el oficial a cargo responsable.	✓	✓	✓		
Rol de pagos individual del último mes del deudor principal, garante* y conyugue**	✓	✓	✓	✓	✓
Certificado laboral, emitido por la institución patronal a la cual presta sus servicios; se deberá justificar estabilidad laboral al menos de dos años. En caso de no tener este tiempo mínimo en el trabajo actual deberá presentar 1 año de estabilidad laboral pero 3 años de estabilidad en el empleo anterior.	✓	✓	✓	✓	✓
Copia de cédula de identidad del deudor principal y garante*, en caso de extranjeros copia del pasaporte.	✓	✓	✓	✓	✓
Copia de certificado de votación del deudor principal actualizado.	✓	✓	✓	✓	✓
Original de planilla de uno de los servicios básicos (agua, luz o teléfono), del deudor principal y garante*	✓	✓	✓	✓	✓
Autorización de descuentos de rol de pagos debidamente llena y firmada por el deudor principal.	✓	✓	✓	✓	✓
Autorización de débito automático debidamente llena y firmada por el deudor principal y garante*.	✓	✓	✓	✓	✓
Copia de la cartola de la cuenta del deudor principal.		✓	✓		
Certificado de gravámenes, pago de impuesto predial del bien a hipotecar, copia del título de propiedad, escritura de propiedad horizontal, certificado de expensas, etc.				✓	✓
Reporte de verificación in situ y telefónica de datos por parte del oficial responsable.				✓	✓

**Fuente:** Manual de Crédito vigente; **Elaboración:** Los Autores (\* Aplica Para Créditos Emergentes Y 2x1) (\*\*Aplica En Créditos Hipotecarios)

En caso de que la documentación se encuentre incompleta o existiesen novedades de alteración, falsificación, el oficial a cargo del crédito debe informar

al cliente los documentos faltantes, así como las posibles novedades encontradas.

Al momento de recibir toda la información el oficial deberá verificar si el partícipe está al día en sus obligaciones en el sistema financiero, (impresión del buró de crédito), una vez verificado que la documentación se encuentra completa y sin novedades, se procede a imprimir el reporte del buró de crédito, la cual se adjunta a la carpeta.

En este punto es necesario señalar que dependiendo del tipo de crédito quirografario se procede con la validación del garante sea interno o externo por parte del mismo oficial; si no se presentan observaciones el oficial continua con el proceso normal de crédito, caso contrario se procede a comunicar al partícipe las novedades encontradas con respecto al garante.

### **3.1.8.3 Subproceso de Análisis de Crédito y Riesgos**

Con la documentación completa el oficial procede a elaborar y preparar el informe sobre el análisis del crédito a otorgarse (no existe formato establecido para el particular); pero dicho análisis al menos deberá tomar en cuenta los parámetros establecidos en el manual de crédito: capacidad de pago y edad.

Dentro del proceso de evaluación del sujeto el único parámetro técnico que se presenta es la capacidad de pago, la cual como política interna vigente a agosto 2014 señala “que el partícipe no podrá comprometer más allá del 50% de sus ingresos netos”, pero este cálculo queda abierto a interpretaciones según el juicio del oficial, pues a pesar de que se especifica la forma de calcular los ingresos netos, cada oficial tiene su propio criterio y este lo aplica, por ejemplo:

- Existen oficiales que toman como ingresos netos el sueldo que percibe el partícipe, sin descontar los respectivos aportes al IESS y a CAPREMCI.
- Otros toman el sueldo líquido descontando los aportes, pero sin considerar los respectivos descuentos por cobros adicionales que la entidad a la que se

pertenece realiza por pedido del propio partícipe (aporte para ahorros voluntarios en alguna cooperativa, adelantos, préstamos quirografarios e hipotecarios con el IESS, aportes algún club al que pertenece, etc.).

Cabe señalar que el reporte del buró de crédito a pesar de estar establecido como requisito en el manual no incide en la decisión y posterior recomendación de los oficiales, pues se argumenta desconocimiento. El carácter de pago no tiene la relevancia que debería, pues si el partícipe registra saldos morosos se pasa en última instancia al comité de crédito respectivo para su pronunciamiento.

Actualmente el fondo cuenta con 3 oficiales de crédito (dos en la ciudad de Quito y un oficial en la ciudad de Guayaquil).

El análisis del crédito del oficial va encaminado en revisar las propuestas de crédito, más su viabilidad financiera queda en un segundo plano pues esta es bastante subjetiva; por el contrario el análisis desde el punto de vista de riesgos es de carácter cualitativo y cuantitativo, además de verificar que los requerimientos se apeguen a las políticas y límites establecidas en el manual.

El análisis cualitativo corresponde a la verificación del cumplimiento de las políticas internas existentes, comprende también analizar el carácter de pago del cliente a saber: la experiencia de créditos en el sistema financiero, experiencia de créditos al interior de la entidad, mientras que el análisis cuantitativo comprende el análisis de la situación financiera del cliente como nivel de endeudamiento y capacidad de pago.

Realizado este análisis se prepara el informe de riesgos, el cual contiene: datos generales del partícipe y del crédito solicitado, análisis del nivel de endeudamiento (deudas directas reportadas en el sistema financiero, biess, sicom y créditos vigentes con el fondo), análisis del reporte crediticio del buró de crédito en referencia a su carácter de pago, análisis de las garantías presentadas, análisis de la capacidad de pago.

Riesgos analiza y supervisa el trabajo realizado por los oficiales, basando su juicio en los medios e instrumentos que se dispone, para posteriormente dar a conocer a manera de recomendaciones sus puntos de vista con respecto a la concesión del crédito y sus posibles efectos, este informe es remitido al oficial de crédito encargado para que este a su vez sea tratado en el comité de crédito.

La intervención del área de riesgos en el proceso de crédito depende del monto y tipo del crédito que se esté evaluando, Pues solamente aquellas operaciones quirografarias superiores a USD 30.000 dólares, necesariamente deberán tener el informe de riesgos. Mientras que en las operaciones hipotecarias, todas sin excepción deberán contar necesariamente con el informe de riesgos.

Cabe señalar, que el porcentaje de créditos quirografarios superiores a los USD 30.000 dólares es menor al 1%, por lo que la participación en el proceso de crédito de riesgos es equivalente a dicho porcentaje. Las carpetas propuestas de los créditos en su mayoría son ingresadas para su aprobación de acuerdo a los niveles de aprobación establecidos en el manual de crédito.

#### **3.1.8.4. Subproceso de Niveles de Aprobación**

Dado el volumen diario generado de operaciones de crédito, existen distintos niveles de aprobación según su organización y jerarquía, con la finalidad que el proceso de aprobación permita agilizar el proceso de respuesta y a la vez se establezca y comparta responsabilidades.

Los niveles de aprobación por operación crediticia son como se detallan, de acuerdo al Art. 3 del Título II, del Capítulo I de los niveles de aprobación, del Manual de Crédito Vigente:

#### NIVELES DE APROBACIÓN

#### MONTOS

#### **Oficial de Crédito**

Créditos sin garante hasta por un monto que no exceda el 100% de la cesantía del partícipe, consultada, a la fecha de

la solicitud de la operación, siempre y cuando no supere el monto de USD 10.000 dólares.

#### **Jefe de Crédito**

Créditos sin garante hasta por un monto que no exceda el 200% de la cesantía del partícipe, consultada, a la fecha de la solicitud de la operación, siempre y cuando no supere el monto de USD 25.000.

#### **Comité de Crédito**

Todas las operaciones de crédito hipotecarias, así como todas las que requieran garantía y demás que consideren necesarias, **CRÉDITOS MAYORES A USD 25.000.**

Se ha realizado una revisión y análisis general del proceso de crédito (ANEXOS A y B), para cada tipo de crédito y a la vez para cada producto, desde el punto de vista de las unidades involucradas, este análisis sirve de insumo para detectar las falencias del actual proceso crediticio, las cuales resultan evidentes si se cita lo señalado por el organismo de control (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador), en su última auditoria in situ realizada al fondo en marzo del 2013, además que los resultados de los indicadores citados en los acápites anteriores lo demuestran.

Motivos suficientes que indican la necesidad urgente de dotar al Fondo de una herramienta técnica, que favorezca de manera transparente, eficiente, oportuna y acertada la toma de decisiones, a fin de que permita al Fondo manejarse dentro de un marco de riesgo global moderado.

## **3.2 CONSTRUCCIÓN DEL MODELO**

Un modelo es un conjunto de reglas, fórmulas o ecuaciones que pueden utilizarse para pronosticar un resultado, basándose en un conjunto de campos o variables de entrada; para el caso que nos ocupa se utilizara el modelo para predecir la probabilidad de que aquellos solicitantes del crédito sean buenos o malos pagadores, basándonos en información que ya se conoce sobre solicitantes anteriores.

Su capacidad de predicción (del modelo), es el objetivo central de la investigación; previo la comprensión del modelo es necesario, primero, comprender la data que se conforma.

### **3.2.1 SELECCIÓN Y DESCRIPCIÓN DE VARIABLES**

Previo la construcción de un modelo adecuado que se ajuste a la realidad de la entidad, es necesario conformar la base de datos necesaria, para lo cual se parte desde la experiencia propia y de otras entidades que ya han desarrollado este tipo de herramientas, también se consulta alternativas basadas en teorías existentes, literatura especializada, legislación, además de recoger los criterios, experiencias y recomendaciones de expertos en el tema, de algunos ejecutivos de CAPREMRI (Gerencia General, Auditoria Interna, Recaudaciones y los oficiales de crédito) y estadísticas propias de la entidad así como de la disponibilidad de la información.

Además se acudió a diversas fuentes de información aplicando el principio de la triangulación como instrumento de recolección de datos (literatura académica relevante, documentos, registros de archivos, entrevistas directas, observación directa, observación de los participantes, validez interna, externa y publicaciones oficiales).

Los datos en primera instancia se extraen directamente de la base de datos de la institución (CAPREMRI) por el departamento de sistemas, la data está conformada por un total de 9.121 sujetos con 28 variables (entendidas como aquellas características de interés observadas en la población y que están sujetas

a diferentes resultados y valores) entre cualitativas y cuantitativas, para la conformación del espectro al punto de observación se seleccionaron a todos los sujetos que cumplen con la condición necesaria para ser tratados; es decir, que mantengan saldos de créditos a partir enero 2011; dicha base se descompone en dos ámbitos a saber: **el punto de observación**; es decir la fecha de corte (temporal) desde la cual se extrae la población y las variables (enero 2011).

La base fue extraída desde el sistema a través de una consulta en SQL, sistema que es alimentado a diario con los datos de cada partícipe al momento de su afiliación al Fondo, este sistema permite guardar toda clase de información de tipo socio económico y de carácter general, pero siempre existe la posibilidad de que los datos sean obviados.

Debido a que ciertos datos pueden obviarse la construcción de la data y su posterior validación tardó alrededor de 6 meses, por lo cual el universo de la data al punto de observación queda conformado como sigue, en la Tabla 9:

**Tabla 9** - Descripción de variables al punto de observación

Nombre	Descripción
<b>Variables al Punto de Observación (Enero 2011)</b>	
<b>Identificación</b>	Cédula del partícipe
<b>Nombre</b>	Nombres del partícipe
<b>Fecha_otor</b>	Fecha de conseción del crédito
<b>Num_Sol</b>	Número de Solicitud
<b>Tipo_crédito</b>	Tipo de crédito
<b>Plazo_Créd</b>	Plazo en meses del crédito otorgado
<b>Tasa_int</b>	Tasa de interés del crédito
<b>Est_civil</b>	Estado Civil
<b>Género</b>	Género
<b>Fecha_nac</b>	Fecha de nacimiento
<b>Edad</b>	Edad del Partícipe
<b>Num_cargas</b>	Número de cargas
<b>Tipo_vivienda</b>	Lugar de vivienda: propio, alquilado, familiar
<b>Educación</b>	Nivel de instrucción
<b>Cargo</b>	Tipo de cargo que desempeña
<b>RMU</b>	Remuneración Mensual Unificada
<b>Deuda_inic</b>	Deuda inicial
<b>Tipo_gar</b>	Tipo de garantía
<b>Val_ces</b>	Valor de la Cesantía
<b>Val_cuota</b>	Valor de Cuota Pactada
<b>Fecha_Fondo</b>	Fecha de afiliación al fondo
<b>sal_xvec_0</b>	Valor por vencer al mes del Punto Observación
<b>sal_ndi_0</b>	Valor que no devenga interés al mes del Punto Observación
<b>sal_vencido_0</b>	Valor vencido al mes del Punto Observación
<b>sal_dema_0</b>	Valor en demanda judicial al mes del Punto Observación
<b>sal_cas_0</b>	Valor en castigo al mes del Punto Observación
<b>num_diasvc_0</b>	Número de días vencidos al mes del Punto Observación
<b>sal_deuda_0</b>	Suma valor por vencer+ndi+vencido+demanda+castigo al mes del Punto Observación

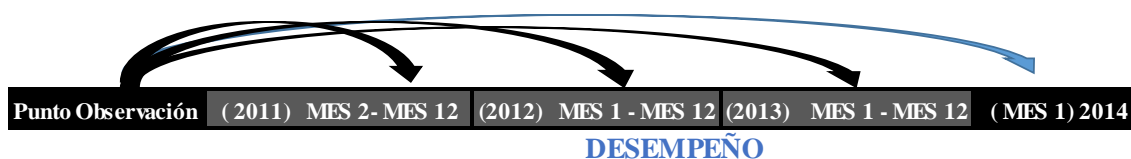
**Fuente:** FCPC de los empleados civiles de FF.AA.; **Elaboración:** Los Autores



Posteriormente se conforma el **Punto de Desempeño o Comportamiento**; es decir el período de tiempo durante el cual se podrá observar el carácter de pago de todos aquellos sujetos que conformaron el universo al punto de observación.

El Punto de Desempeño o Comportamiento se establece a fin de poder evaluar el mayor número de días de retraso en el pago de sus obligaciones que hayan acumulado los sujetos a evaluarse, que es lo que determinara que un socio sea catalogado como un buen o mal pagador.

Es así que queda definida la ventana de desempeño global de los datos extraídos, tomando en consideración la normativa y la disponibilidad en tiempo de los datos; la misma que inicia en enero 2011 (punto observación) y termina en enero 2014 (punto de desempeño o comportamiento), es decir todos los datos se han analizado en un ventana temporal de 36 meses.



**Tabla 10 - Descripción de variables al punto de desempeño**

Nombre	Descripción
<b>Variables en la ventana de desempeño (Febrero 2011 - Enero 2014)</b>	
sal_xvec_1	Valor por vencer al mes siguiente al Pto. Observación
sal_ndi_1	Valor que no devenga interés al mes siguiente al Pto. Observación
sal_vencido_1	Valor vencido al mes siguiente al Pto. Observación
sal_dema_1	Valor en demanda judicial al mes siguiente al Pto. Observación
sal_cas_1	Valor en castigo al mes siguiente al Pto. Observación
num_diasvc_1	Número de días vencidos al mes siguiente al Pto. Observación
sal_deuda_1	Suma valor por vencer+ndi+vencido+demanda+castigo al mes siguiente al Pto. Observación

**Fuente:** FCPC de los empleados civiles de FF.AA.; **Elaboración:** Los Autores

Las variables descritas en la Tabla 10; que hace relación a las variables de punto de desempeño se aplicarán en cada mes que conforman la ventana de desempeño.

Aspecto importante a señalar es que en la construcción de las variables para la creación del modelo no existe calificación interna de la entidad a cada sujeto,

como lo tienen las entidades financieras, debido a que el organismo de control, particularmente la Intendencia Nacional de Seguridad Social a la fecha de conformación de la data (Mayo 2014) aún no ha expedido una normativa que guie o norme la calificación de la cartera de créditos específicamente para Fondos Previsionales.

Si bien es cierto actualmente el Fondo viene calificando y provisionando la cartera de crédito, está se la hace basados en una metodología interna desarrollada para el efecto, metodología que se viene aplicando desde octubre del 2013, debido a estos aspectos se consideró importante el solicitar a un buró de crédito especializado (Equifax Ecuador) para que del universo de datos establecidos nos proporcionen no solo la segmentación actual de cada partícipe a nivel general, sino además de que nos proporcionen nuevas variables de comportamiento (calificaciones históricas, actuales, de comportamiento, etc.) que han mantenido en el sistema financiero nacional. Este hecho nos ha permitido contar con variables adicionales externas o de mercado cuya fuente de información es la más confiable y realizada por expertos en el tema, la variables proporcionadas por el buró de crédito (Equifax Ecuador) con corte al 31-marzo del 2014, son las detalladas en la Tabla 11:

**Tabla 11** - Descripción de variables proporcionadas por el Buró de Crédito

No.	NOMBRE CAMPO	DESCRIPCION
1	SALDO TOTAL (IFI)	Sumatoria de valor total actual de la deuda por cada IFI, (NO INCLUYE DEMANDA JUDICIAL NI CARTERA CASTIGADA). Tipo deuda Directa
2	TOTAL POR VENCER (IFI)	Valor de la sumatoria del valor x vencer actual de la deuda por cada IFI, Tipo deuda Directa
3	TOTAL VENCIDO IFI (INCLUYE NO DEVENGA INTERESES)	Valor de la sumatoria de los valores vencidos actuales de la deuda por cada IFI, Tipo deuda Directa
4	TOTAL DEMANDA JUDICIAL (IFI)	Valor de la sumatoria del valor de la demanda judicial actual de la deuda por cada IFI, Tipo deuda Directa
5	TOTAL CARTERA CASTIGADA (IFI)	Valor de la sumatoria del valor de la cartera castigada actual de la deuda por cada IFI, Tipo deuda Directa
6	MAYOR PLAZO VENCIDO	Mayor Plazo Vencido histórico en el que ha incurrido el sujeto consultado, Tipo deuda Directa
7	FECHA MAYOR PLAZO VENCIDO	Fecha en la que se reportó el mayor plazo vencido histórico, en el que ha incurrido el sujeto consultado, Tipo deuda Directa
8	MAYOR VALOR VENCIDO	Mayor Valor Vencido historico del sujeto consultado, (No corresponde al valor del mayor plazo vencido), Tipo deuda Directa
9	FECHA MAYOR VALOR VENCIDO	Fecha en la que se reportó el mayor valor vencido histórico del sujeto consultado, Tipo deuda Directa
10	ENDEUDAMIENTO PROMEDIO	Promedio del valor total de todos los registros en históricos donde el cliente ha sido reportado, Tipo deuda Directa

11	BANCO 1	Principal Acreedor o Institución Actual (mayor monto total adeudado), tipo deuda titular
12	DEUDA BANCO 1	Sumatoria de valores vencidos, valores por vencer, cartera castigada, demanda judicial, valor de no devenga intereses, de la deuda con el principal acreedor. Tipo deuda titular
13	BANCO 2	Principal Acreedor o Institución Actual (mayor monto total adeudado), tipo deuda titular
14	DEUDA BANCO 2	Sumatoria de valores vencidos, valores por vencer, cartera castigada, demanda judicial, valor de no devenga intereses, de la deuda con el principal acreedor. Tipo deuda titular
15	BANCO 3	Principal Acreedor o Institución Actual (mayor monto total adeudado), tipo deuda titular
16	DEUDA BANCO 3	Sumatoria de valores vencidos, valores por vencer, cartera castigada, demanda judicial, valor de no devenga intereses, de la deuda con el principal acreedor. Tipo deuda titular
17	FECHA DE INHABILITACION	Fecha de Inhabilitación
18	TIEMPO INHABILITACION	Tiempo de Inhabilitación
19	ACCION	Acción
20	MOTIVO	Motivo
21	No. PROTESTOS HISTORICOS	Numero de Protestos registrados
22	TOTAL POR VENCER (SICOM)	Valor de la sumatoria del valor x vencer actual de la deuda por cada IFI en el Sector Comercial, Tipo deuda Directa
23	TOTAL NO DEVENGA INTERESES (SICOM)	Valor de la sumatoria del valor no devenga i nteres actual de la deuda por cada IFI en el Sector Comercial, Tipo deuda Directa
24	TOTAL VENCIDO (SICOM)	Valor de la sumatoria de los valores vencidos actuales de la deuda por cada IFI en el Sector Comercial, Tipo deuda Directa
25	SALDO TOTAL (SICOM)	Sumatoria de valor total actual de la deuda por cada IFI en el Sector Comercial, (NO INCLUYE DEMANDA JUDICIAL NI CARTERA CASTIGADA). Tipo deuda Directa
26	TOTAL DEMANDA JUDICIAL (SICOM)	Valor de la sumatoria del valor de la demanda judicial actual de la deuda por cada IFI en el Sector Comercial, Tipo deuda Directa
27	TOTAL CARTERA CASTIGADA (SICOM)	Valor de la sumatoria del valor de la cartera castigada actual de la deuda por cada IFI en el Sector Comercial, Tipo deuda Directa
28	TOTAL POR VENCER (SFNR)	Valor de la sumatoria del valor x vencer actual de la deuda por cada IFI en el Sector Financiero No Regulado, Tipo deuda Directa
29	TOTAL NO DEVENGA INTERESES (SFNR)	Valor de la sumatoria del valor no devenga i nteres actual de la deuda por cada IFI en el Sector Financiero No Regulado, Tipo deuda Directa
30	TOTAL VENCIDO (SFNR)	Valor de la sumatoria de los valores vencidos actuales de la deuda por cada IFI en el Sector Financiero No Regulado, Tipo deuda Directa
31	SALDO TOTAL (SFNR)	Sumatoria de valor total actual de la deuda por cada IFI en el Sector Financiero No Regulado, (NO INCLUYE DEMANDA JUDICIAL NI CARTERA CASTIGADA). Tipo deuda Directa
32	TOTAL DEMANDA JUDICIAL (SFNR)	Valor de la sumatoria del valor de la demanda judicial actual de la deuda por cada IFI en el Sector Financiero No Regulado, Tipo deuda Directa
33	TOTAL CARTERA CASTIGADA (SFNR)	Valor de la sumatoria del valor de la cartera castigada actual de la deuda por cada IFI en el Sector Financiero No Regulado Tipo deuda Directa
34	NUMERO DE TARJETAS	Numero de Tarjetas que posee el cliente en el Sector Financiero
35	SCORE	Puntaje Score
36	CUOTA ESTIMADA	Cuota estimada
37	RANGO INGRESO ESTIMADO	Ingreso Estimado en rangos
38	MARCA	Se muestran clientes únicos (exclusivos) o compartidos con otras entidades
39	PROB.	Porcentaje de probabilidad de caer en mora en los próximos 12 meses
40	SEGMENTACION	Clasificación de los clientes según su comportamiento de pago, utilizando la metodología Scoring para ordenar a los clientes de acuerdo a niveles de morosidad esperados:
41	CAPACIDAD DE PAGO	Capacidad de pago estimada.
42	ASIGNACION CUPO	Mayor monto estimado a conceder.
43	TIPO DE SISTEMA	Tipo de sistema del cual se maneja información (SFR; SICOM; SFNR)
44	CIUDAD	Lugar del Domicilio

Por lo que el universo total para el modelamiento contará con 324 variables entre cualitativas y cuantitativas, aportadas por las bases de la entidad y proporcionadas también por el Buró de Crédito (Equifax – Ecuador).

### **3.2.2 DETERMINACIÓN DE CLIENTES BUENOS Y MALOS**

Para efectos de la construcción del modelo se hace necesario el clasificar a los clientes en buenos y malos, para determinar el status de buenos o malos se considera el comportamiento de los clientes durante el período analizado (enero 2011 – enero 2014).

Existen varias técnicas estadísticas para poder determinar el status de los clientes, aquí utilizaremos el análisis Roll Rate (matriz de transición), lo cual consiste en el seguimiento de los clientes durante el período de análisis.

“Conforme avanza la edad de las cuentas, la tasa de moratoria va variando y se espera que en un momento determinado se estabilice, esto significa que a partir de ese momento ya se puede clasificar con una variación mínima a un cliente como bueno o malo”. (Actuarios, 2011) , es decir este nos permite identificar la tasa de deterioro crediticio, ya que analiza cada tramo de vencido durante el tiempo de análisis (mes a mes), identificando el punto a partir del cual la tasa de deterioro se estabiliza.

El análisis Roll Rate se realizó analizando el comportamiento de la población general (9.121 sujetos); y cuyos resultados se muestran a continuación, en la Tabla 12:

Tabla 12 - Análisis Roll Rate

		ANALISIS ROLL RATE (POBLACIÓN GENERAL)								
		DETERIORO CREDITICIO								
		NO			SI			TOTAL		
		N	% FILA	% COLUMNA	N	% FILA	% COLUMNA	N	% FILA	% COLUMNA
Rangos de vencidos a enero 2011	Sin días vencidos	678	88,28%	7,69%	90	11,72%	29,80%	768	100,00%	8,42%
	1 - 29 días	184	96,34%	2,09%	7	3,66%	2,32%	191	100,00%	2,09%
	30 - 59 días	7381	98,01%	83,69%	150	1,99%	49,67%	7531	100,00%	82,57%
	60 - 89 días	214	98,17%	2,43%	4	1,83%	1,32%	218	100,00%	2,39%
	90 - 119 días	106	93,81%	1,20%	7	6,19%	2,32%	113	100,00%	1,24%
	120 - 149 días	96	89,72%	1,09%	11	10,28%	3,64%	107	100,00%	1,17%
	150 - 179 días	27	96,43%	0,31%	1	3,57%	0,33%	28	100,00%	0,31%
	180 - 209 días	19	86,36%	0,22%	3	13,64%	0,99%	22	100,00%	0,24%
	210 - 239 días	18	90,00%	0,20%	2	10,00%	0,66%	20	100,00%	0,22%
	240 - 269 días	8	100,00%	0,09%	0	0,00%	0,00%	8	100,00%	0,09%
	270 - 299 días	20	100,00%	0,23%	0	0,00%	0,00%	20	100,00%	0,22%
	300 - 329 días	11	100,00%	0,12%	0	0,00%	0,00%	11	100,00%	0,12%
	330 - 359 días	5	100,00%	0,06%	0	0,00%	0,00%	5	100,00%	0,05%
	>=360 días	52	65,82%	0,59%	27	34,18%	8,94%	79	100,00%	0,87%
<b>TOTAL</b>		<b>8.819</b>	<b>96,69%</b>	<b>100,00%</b>	<b>302</b>	<b>3,31%</b>	<b>100,00%</b>	<b>9.121</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>

Fuente: Base de datos de CAPREMCI (enero 2011 – enero 2014); Elaboración: Los Autores

Del análisis Roll Rate se desprenden las siguientes consideraciones para la clasificación de los sujetos en buenos o malos:

**Sujetos Malos.-** Alcanzan períodos de morosidad mayores o iguales a 90 días, durante el período analizado (36 meses).

**Sujetos Indeterminados.-** Alcanzan períodos de morosidad mayores o iguales a 30 días pero inferiores a los 90 días, durante el período analizado (36 meses).

**Sujetos Buenos.-** No se presenta días de morosidad o la misma es menor a 30 días, durante el período analizado (36 meses).

Por lo tanto mediante el análisis Roll Rate se define a la variable dependiente días de morosidad a partir de los 90 días en adelante, quedando la distribución de la base de datos tal como se muestra, según el tipo de producto, se muestra en la Tabla 13:

**Tabla 13** - Tabla de contingencia Clase de crédito \* Clasificación de sujetos a 90 días según análisis Roll Rate (buenos, indeterminados y malos)

			Clasificación de sujetos a 90 días según análisis Roll Rate (buenos, indeterminados y malos)			Total
			BUENOS	INDETER	MALOS	
Clase de crédito	Ordinario	N	5.452	63	87	5.602
		% FILA	97,3%	1,1%	1,6%	100,0%
		% COLUMNA	61,7%	67,7%	45,3%	61,4%
		% del total	59,8%	0,7%	1,0%	61,4%
	Emergente	N	3.227	23	102	3.352
		% FILA	96,3%	0,7%	3,0%	100,0%
		% COLUMNA	36,5%	24,7%	53,1%	36,8%
		% del total	35,4%	0,3%	1,1%	36,8%
	2 por 1	N	155	7	3	165
		% FILA	93,9%	4,2%	1,8%	100,0%
		% COLUMNA	1,8%	7,5%	1,6%	1,8%
		% del total	1,7%	0,1%	0,0%	1,8%
	Hipotecario	N	2	0	0	2
		% FILA	100,0%	0,0%	0,0%	100,0%
		% COLUMNA	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
		% del total	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Total	N	8.836	93	192	9.121	
	% FILA	96,9%	1,0%	2,1%	100,0%	
	% COLUMNA	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	
	% del total	96,9%	1,0%	2,1%	100,0%	

Fuente: Base de datos de CAPREMCI (enero 2011 - enero 2014) ; Elaboración: Los Autores

Una vez obtenida la variable dependiente se clasifican los clientes que se ajustan a cualquiera de dos criterios (0 = Mal cliente o No Bueno; 1 = Buen cliente o Bueno). Los sujetos clasificados como indeterminados, no formaran parte de la población utilizada para el modelamiento, pues el clasificarse en la categoría de “indeterminados” significa que no se observa un historial crediticio o comportamiento uniforme que se pueda identificar durante el período de análisis y por lo tanto se dificulta su predicción.

### 3.2.3 TRATAMIENTO DE LAS VARIABLES

#### 3.2.3.1. Análisis Univariado

Este análisis se lo realiza por cada una de las variables independientes cualitativas (Aquellas que responden a una categoría, cualidad o atributo observado) y cuantitativas (Entendidas como aquellas cuyo resultado de la observación es un valor numérico) obtenidas en la elaboración de la data de la entidad, a fin de que nos permitan identificar y verificar concentraciones o valores atípicos, distribución de datos de cada variable, integridad de los datos, tratamiento para datos faltantes, etc. (ANEXOS C y D).

Además este análisis es aplicable en situaciones en que los valores de una variable son no numéricos, con ausencia de orden entre ellos, es decir variables de tipo cualitativo, por lo cual con este análisis de dichas variables se obtiene para que observar los atributos considerados, frecuencia de aparición, etc.

#### 3.2.3.2 Análisis Bivariado

Este análisis permite realizar cruce de variables por medio de tablas de contingencia; entre la variable dependiente (Incumplimiento) y aquellas variables independientes a fin de poder medir el poder de discriminación y explorar el potencial de predicción de todas las variables.

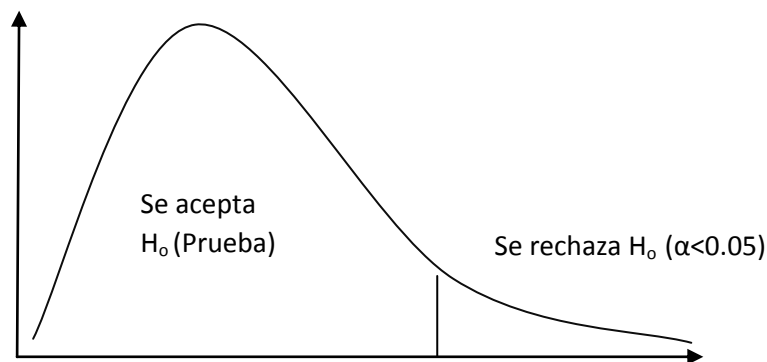
Además este análisis se contrastará con el estadístico de prueba Chi-Square de Pearson ( $\chi^2$ ), donde la hipótesis nula ( $H_0$ ) es que la variable tomada no explique el incumplimiento, y la hipótesis ( $H_1$ ) que si explique; esta prueba es particularmente útil para analizar datos de variables cualitativas nominales. (ANEXO E).

**Variabes Cuantitativas.-** Para realizar el respectivo análisis comparativo de las variables cuantitativas, estas se contrastaran a través de medias y varianzas entre cada variable cuantitativa independiente y la variable dependiente (incumplimiento) por medio de la Prueba T para muestras independientes. La cual

se denomina así porque sirve para comparar medias de dos grupos mutuamente excluyentes; es decir entre dos grupos claramente definidos e independientes el uno del otro.

Se utiliza para comprobar o docimar si existen diferencias de medias o no entre dos grupos respecto a una misma variable generalmente de tipo escalar. Esta prueba T de student posee un nivel de confianza del 95%, es decir que si el nivel de significación (sig.) es menor o igual a 0.05, rechazamos la hipótesis de igualdad de medias; si es mayor que 0.05 aceptamos la hipótesis de igualdad de medias, es decir, no existen diferencias significativas entre los grupos, tal como se muestra en la Figura 21:

**Figura 21** – Zona de aceptación o rechazo para una hipótesis con un 95% de confianza



Elaboración: Los Autores

### 3.2.4 SELECCIÓN DE LAS VARIABLES

Luego de los análisis correspondientes (univariante) y (bivariante: Chi-cuadrado y T-student) las variables finalistas debido a su nivel de disgnificancia previo la obtención del modelo son:

- Monto del sueldo (**variable recodificada Monto\_Sueldo**).
- Edad.
- Total por Vencer en el SFE.
- Total cartera castigada en el SFE.
- Score.

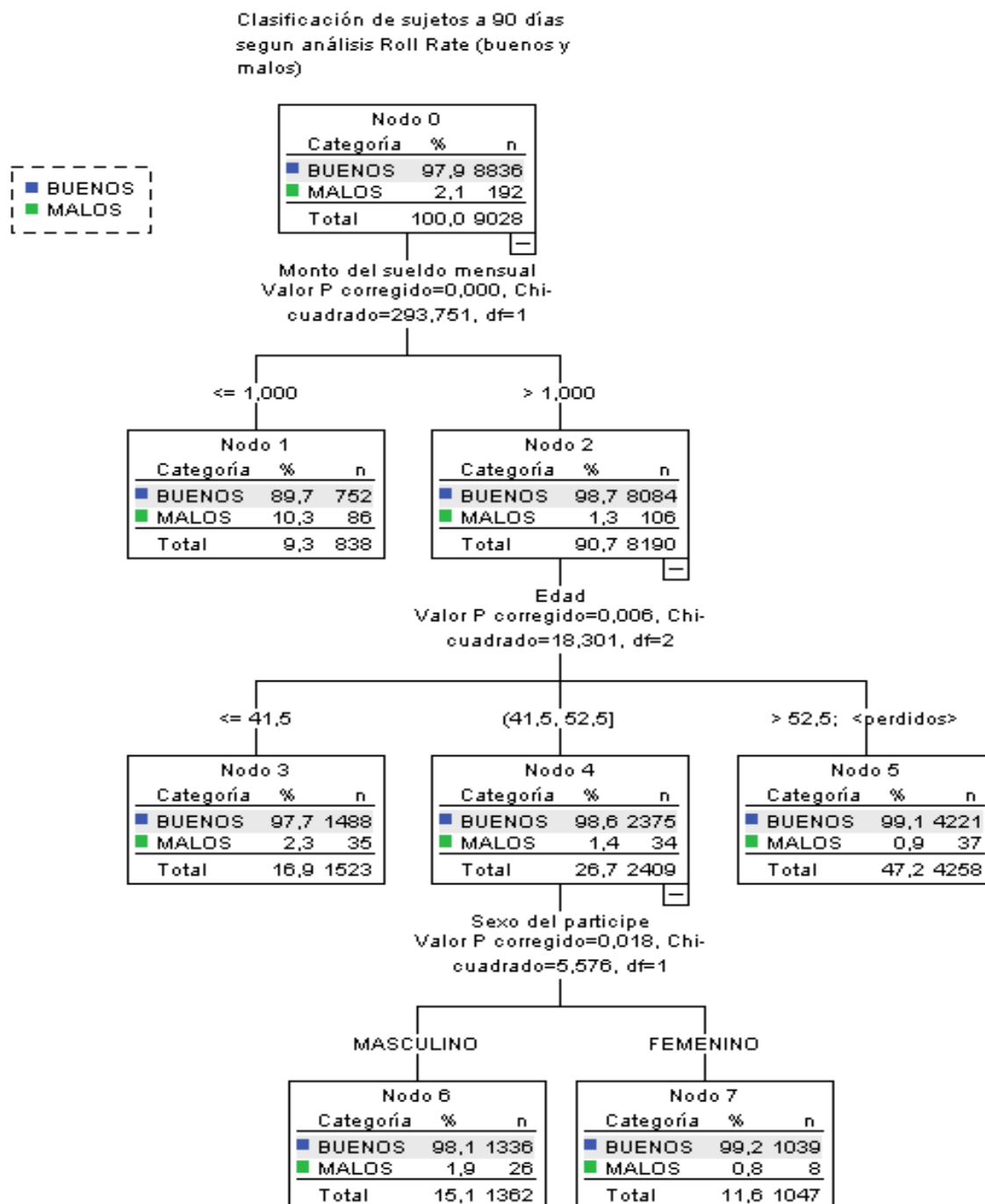


- Cuota Estimada en CAPREMCI.
- Probabilidad de incumplimiento (**variable recodificada Prob\_Inc\_seg**).
- Calificación o segmentación asignada según buró (**variable recodificada Calf\_Asig\_SFE**).
- Capacidad de pago según buró.
- Asignación de cupo final.
- Tipo de sistema al que pertenece (**variable recodificada dummy Tipo\_SFE**).
- Dummy de experiencias vencidas en el último mes (enero 2014) en el fondo.
- Saldo total vencido en el sistema financiero.
- Ratio de saldo por vencer y deuda total en el último mes (Marzo 2014) en el sistema financiero
- Dummy del valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte (incluye no devenga, castigo, judicial)
- Ratio de deuda por vencer y saldo total de deuda en los últimos 12 meses en el fondo
- Dummy del Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo.
- Rangos de vencidos a enero 2011
- Rangos de días vencidos a enero 2014
- Ratio de capacidad de pago e ingreso neto en el SFE
- Dummy de Mayor plazo vencido en meses en el sistema financiero ecuatoriano.
- Presencia de mora en los últimos 36 meses
- Dummy de presencia de mora reciente en el último mes en el fondo
- Probabilidad del Ratio del valor de la censantía (individual y patronal) y el saldo total de deuda en el fondo.

Las variables dummy fueron categorizadas y luego transformadas a variables dicotómicas debido a la información que presentaban, por lo cual con estas 24 variables finalistas se procederá a realizar las respectivas interacciones a fin de encontrar el mejor el modelo. Además se creó una variable demográfica (de la

interacción entre edad, monto del sueldo y género) por medio de la técnica árbol de clasificación; debido a que encasilla adecuadamente según su probabilidad de bueno o malo, la misma que será considerada para el modelo, se observa en la Figura 22.

**Figura 22 - Variable Demográfica creada (árbol de decisión)**



Elaboración: Los Autores

### **3.2.5 GENERACIÓN DEL MODELO**

Previo la generación del modelo Logit, se procede a extraer una muestra de la data total a través de la técnica de muestreo aleatoria que el paquete estadístico SPSS 20 permite y que para la construcción de este tipo de modelo se recomienda.

#### **3.2.5.1. Selección de la Muestra**

La técnica aleatoria para la selección de la muestra consiste en emplear en primera instancia la herramienta GENERADOR DE NÚMEROS ALEATORIOS, la cual automáticamente selecciona aleatoriamente una muestra de entre el conjunto de datos.

Pasos para generar una muestra aleatoriamente en el programa estadístico SPSS, versión 20; se utilizan los siguientes comandos: Transformar // Generadores de Números Aleatorios // Establecer Punto Inicial // en donde, el Valor Fijo es (9191972), el valor viene definido por default para esta clase de modelos.

Como segundo paso se procede a generar la variable de selección de muestra (VALIDADOR) a través de la Distribución de Bernoulli, la misma que devuelve un valor aleatorio de distribución con el parámetro de probabilidad especificado, que para el caso del modelo se define en el 80%.

De esta forma se han creado de la data total inicial aleatoriamente dos muestras, las cuales se utilizarán en forma separada una específicamente para la construcción del modelo y la otra muestra para las pruebas de basketesting.

#### **3.2.5.2. Ponderación o Expansión de la Información**

Adicionalmente se procede a ponderar la data a fin de compensar el desequilibrio existente entre el número de clientes buenos y no buenos, y así poder generar un modelo más acorde a la realidad.

Como se explicó en el acápite anterior la población total se dividió en dos muestras o subconjuntos aproximadamente el 50% en cada muestra, pero esa cantidad de casos de la muestra y las estadísticas que obtengamos de ella no necesariamente reflejan el comportamiento de la población total, para corregir esto debe aplicarse un factor de expansión que nos indique el valor de la población, dicho de otro modo cada caso o “partícipe seleccionado” representa a las opiniones o situaciones de otros casos o “población total de partícipes”.

Por lo cual es necesario entonces ponderar los casos; el factor de expansión es el número de veces o número de personas, situaciones, puntos de vista que representa cada caso, es una ponderación para sacar el peso para cada observación, esto permite hacerlo directamente el paquete estadístico SPSS 20, en función de los clientes buenos y no buenos (VARIABLE INCUMPLIMIENTO).

Luego de varias interacciones entre las variables finalistas el modelo queda definido con las siguientes variables, Tablas 14 y 15.

**Tabla 14** – Codificación de la variable dependiente

<b>Codificación de la variable dependiente</b>	
<b>Valor original</b>	<b>Valor interno</b>
<b>NO BUENOS</b>	<b>0</b>
<b>BUENOS</b>	<b>1</b>

**Elaboración:** Los Autores

Tabla 15 – Variables del Modelo final

VARIABLES EN LA ECUACIÓN				
VARIABLES	B	Sig.	Definición	Fuente
SALVIG_XVENC_U6M	0,932	0,005	Dummy del Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo Capremci	FONDO
CAT_VENC2011	-0,184	0,000	Categoría (rangos) de vencidos en el Fondo a enero 2011	FONDO
Dummy_MAYPLA_VENC_SFE	0,785	0,004	Dummy de mayor plazo vencido en meses, en el sistema financiero ecuatoriano	SISTEMA
DUMMY_VENCI_U36M	-2,083	0,000	Dummy de presencia de mora en los últimos 36 meses, en el Fondo	FONDO
PredictedProbability_1	13,848	0,000	Variable demográfica (Probabilidad de bueno según clasificación del árbol de decisión)	FONDO
SCORE	0,244	0,000	Puntaje alcanzado en buró de crédito (al 31 de marzo del 2014)	SISTEMA
Constante	-9,165	0,003	Valor de la constante del modelo	C

Elaboración: Los Autores

Para poder observar el ajuste del modelo se presentaran las siguientes consideraciones:

### 3.2.5.3. Prueba de Betas

Las variables elegidas en la interacción 6 son significativas ya que no superan el 0.05 (Sig.), por lo que se puede deducir que no se ubican en la zona de rechazo, es decir son determinantes.

### 3.2.5.4. Logaritmo Estadístico Likelihood (Verosimilitud)

Este indicador sigue una distribución similar al Chi Cuadrado al comparar los valores de la predicción con los valores observados. Solo con la constante y una vez introducidas las variables predictoras, este valor debiera disminuir sensiblemente entre el primer paso o interacción (2443,981) y el paso final (897,744); para el caso del modelo se ha disminuido en aproximadamente un 63.26%, presentando un mejor ajuste; según se visualiza en la Tabla 16.

**Tabla 16 – Estadístico Likelihood**

<b>Historial de iteraciones<sup>a,b,c</sup></b>			
<b>Iteración</b>		<b>-2 log de la verosimilitud</b>	<b>Coefficientes</b>
			<b>Constante</b>
<b>Paso 0</b>	<b>1</b>	<b>2443,981</b>	<b>1,960</b>
	<b>2</b>	<b>1259,856</b>	<b>3,010</b>
	<b>3</b>	<b>958,649</b>	<b>3,838</b>
	<b>4</b>	<b>902,093</b>	<b>4,380</b>
	<b>5</b>	<b>897,787</b>	<b>4,583</b>
	<b>6</b>	<b>897,744</b>	<b>4,606</b>
	<b>7</b>	<b>897,744</b>	<b>4,606</b>
<b>a. En el modelo se incluye una constante.</b>			
<b>b. -2 log de la verosimilitud inicial: 897,744</b>			
<b>c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.</b>			

Elaboración: Los Autores

**3.2.5.5. Prueba de Omnibus**

Este estadístico sirve para determinar si, al introducir las variables independientes en el modelo, se consigue un incremento significativo del ajuste global, este modelo se valora tomando como referencia el modelo nulo (Complutense) ; según se muestra en la Tabla 17.

**Tabla 17 – Prueba Omnibus**

<b>Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo</b>				
		<b>Chi cuadrado</b>	<b>Gl</b>	<b>Sig.</b>
<b>Paso 1</b>	<b>Paso</b>	<b>66,831</b>	<b>1</b>	<b>,000</b>
	<b>Bloque</b>	<b>66,831</b>	<b>1</b>	<b>,000</b>
	<b>Modelo</b>	<b>66,831</b>	<b>1</b>	<b>,000</b>
<b>Paso 2</b>	<b>Paso</b>	<b>52,332</b>	<b>1</b>	<b>,000</b>
	<b>Bloque</b>	<b>119,163</b>	<b>2</b>	<b>,000</b>
	<b>Modelo</b>	<b>119,163</b>	<b>2</b>	<b>,000</b>

<b>Paso 3</b>	<b>Paso</b>	<b>15,441</b>	<b>1</b>	<b>,000</b>
	<b>Bloque</b>	<b>134,604</b>	<b>3</b>	<b>,000</b>
	<b>Modelo</b>	<b>134,604</b>	<b>3</b>	<b>,000</b>
<b>Paso 4</b>	<b>Paso</b>	<b>14,049</b>	<b>1</b>	<b>,000</b>
	<b>Bloque</b>	<b>148,652</b>	<b>4</b>	<b>,000</b>
	<b>Modelo</b>	<b>148,652</b>	<b>4</b>	<b>,000</b>
<b>Paso 5</b>	<b>Paso</b>	<b>9,532</b>	<b>1</b>	<b>,002</b>
	<b>Bloque</b>	<b>158,184</b>	<b>5</b>	<b>,000</b>
	<b>Modelo</b>	<b>158,184</b>	<b>5</b>	<b>,000</b>
<b>Paso 6</b>	<b>Paso</b>	<b>9,213</b>	<b>1</b>	<b>,002</b>
	<b>Bloque</b>	<b>167,397</b>	<b>6</b>	<b>,000</b>
	<b>Modelo</b>	<b>167,397</b>	<b>6</b>	<b>,000</b>

**Elaboración:** Los Autores

Para comprobar la prueba de Omnibus planteamos las siguientes hipótesis:

- Ho= Los coeficientes no son significativos
- H1 = Los coeficientes son significativos

En este caso la prueba Omnibus para los coeficientes del modelo, nos indica que son significativos, ya que los valores de significancia son menores que 0,05, por lo que se rechaza la hipótesis nula (Ho) y se concluye que la incorporación de las variables independientes en el modelo (paso 6) mejoran la capacidad predictiva del modelo.

Además la prueba de logaritmo de la función de verosimilitud (-2 veces el logaritmo de la verosimilitud) y el R cuadrado de Nagelkerke demuestran que los coeficientes de las variables del modelo son significativas y diferentes de cero por lo cual se puede concluir que el modelo de regresión Logit es representativo; el R<sup>2</sup> de Nagelkerke nos proporciona un coeficiente de determinación moderado (0.195). En la Tabla 18 se presenta el resumen del modelo.

Tabla 18 – Resumen del Modelo

Resumen del modelo			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	830,913 <sup>a</sup>	,008	,078
2	778,581 <sup>a</sup>	,015	,139
3	763,140 <sup>a</sup>	,017	,157
4	749,092 <sup>a</sup>	,018	,173
5	739,560 <sup>a</sup>	,019	,184
6	730,347 <sup>b</sup>	,020	,195
a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 8 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.			
b. La estimación ha finalizado en el número de iteración 9 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.			

Elaboración: Los Autores

### 3.2.5.6. Prueba de Hosmer y Lemeshow

Es otra prueba para evaluar la bondad del ajuste de un modelo de regresión logística. La idea es si el ajuste es bueno, un valor alto de la  $p$  predicha se asociará (con una frecuencia parecida a la  $p$ ) con el resultado 1 de la variable binomial. Se trata de calcular para cada observación del conjunto de datos las probabilidades de la variable dependiente que predice el modelo, agruparlas y calcular, a partir de ellas, las frecuencias esperadas y compararlas con las observadas mediante la prueba  $X^2$  (Hospital Universitario Ramón y Cajal); como lo muestra la Tabla 19.



**Tabla 19** – Prueba de Hosmer y Lemeshow

Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi cuadrado	G1	Sig.
1	1,963	3	,580
2	8,244	6	,221
3	34,629	7	,000
4	9,012	7	,252
5	5,466	8	,707
6	6,680	7	,463

Elaboración: Los Autores

Observemos que el p-valor es superior a 0.05. Aquí la hipótesis nula es que el modelo se ajusta a la realidad; “siempre en un Test de bondad de ajuste en la hipótesis nula se afirma que el modelo propuesto se ajusta a lo observado, por lo tanto, un p-valor superior a 0.05 implica que lo que observamos se ajusta suficientemente a lo esperado bajo el modelo (Pérez, 2014), por lo que se acepta la hipótesis nula; la Tabla 20 muestra la tabla de contingencia.

**Tabla 20** – Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		Clasificación de sujetos = NO BUENOS		Clasificación de sujetos = BUENOS		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 6	1	44	44,652	760	759,348	804
	2	10	13,176	804	800,824	814
	3	6	7,214	812	810,786	818
	4	6	4,264	708	709,736	714
	5	4	3,374	798	798,626	802
	6	1	2,078	784	782,922	785
	7	6	2,681	1226	1229,319	1232
	8	2	1,488	878	878,512	880
	9	1	1,072	1236	1235,928	1237

Elaboración: Los Autores

La tabla de contingencia o de aplicación del test, en la que se van calculando los valores observados y esperados, hay mucha proximidad entre estos valores reales y teóricos, lo que permite pensar que usar este modelo y calcular predicciones con él es suficientemente correcto.

### 3.2.5.7. Tabla de Clasificación

En la siguiente Tabla 21 de contingencia se puede apreciar los valores reales tanto de clientes NO BUENOS Y BUENOS; es decir de ser un mal pagador o buen pagador que asumen los sujetos.

**Tabla 21** – Tabla de clasificación del Modelo

Tabla de clasificación <sup>a</sup>					
Observado			Pronosticado		
			Clasificación de sujetos		Porcentaje correcto
			NO BUENOS	BUENOS	
Paso 1	Clasificación de sujetos	NO BUENOS	0	80	0,0
		BUENOS	0	8006	100,0
	Porcentaje global				99,0
Paso 2	Clasificación de sujetos	NO BUENOS	0	80	0,0
		BUENOS	0	8006	100,0
	Porcentaje global				99,0
Paso 3	Clasificación de sujetos	NO BUENOS	0	80	0,0
		BUENOS	0	8006	100,0
	Porcentaje global				99,0
Paso 4	Clasificación de sujetos	NO BUENOS	0	80	0,0
		BUENOS	0	8006	100,0
	Porcentaje global				99,0
Paso 5	Clasificación de sujetos	NO BUENOS	0	80	0,0
		BUENOS	0	8006	100,0
	Porcentaje global				99,0
Paso 6	Clasificación de sujetos	NO BUENOS	0	80	0,0
		BUENOS	0	8006	100,0
	Porcentaje global				99,0

a. El valor de corte es ,500

Elaboración: Los Autores

De la cual se puede leer que se tiene un 99% de predicciones correctas; el valor del punto de corte indica, que para asignar una persona o partícipe a cada una de las categorías (NO BUENO O BUENO) es del 50%, es decir el modelo clasificará

a un sujeto como BUENO cuando las posibilidades de serlo superen ese valor (porcentaje).

### 3.2.5.8 Coeficientes estimados del Modelo

Se presentan las variables que construyen el modelo, aquellas que tratan de predecir que sujetos o partícipes se clasifican en no buenos (mal pagador) y buenos (buenos pagadores), Tabla 22.

**Tabla 22** – Variables en la ecuación

Variables en la ecuación									
		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)	
								Inferior	Superior
Paso 6 <sup>f</sup>	Dummy_MAYPLA_VEC_SFE	,785	,273	8,278	1	,004	2,191	1,284	3,739
	DUMMY_VENCI_U36M	-2,083	,336	38,337	1	,000	,125	,064	,241
	PredictedProbability_1	13,848	3,138	19,472	1	,000	1032608,830	2201,626	484315246,500
	SALVIG_XVENC_U6M	,932	,329	8,048	1	,005	2,540	1,334	4,836
	SCORE	,244	,048	25,754	1	,000	1,276	1,161	1,402
	CAT_VENC2011	-,184	,043	18,011	1	,000	,832	,765	,906
	Constante	-9,165	3,080	8,854	1	,003	,000		
a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: PredictedProbability_1.									
b. Variable(s) introducida(s) en el paso 2: SCORE.									
c. Variable(s) introducida(s) en el paso 3: DUMMY_VENCI_U36M.									
d. Variable(s) introducida(s) en el paso 4: CAT_VENC2011.									
e. Variable(s) introducida(s) en el paso 5: Dummy_MAYPLA_VEC_SFE.									
f. Variable(s) introducida(s) en el paso 6: SALVIG_XVENC_U6M.									

**Elaboración:** Los Autores

La columna **B** muestran los coeficientes estimados cuyas variables se encuentran codificadas como continuas (CAT\_VENC2011, SCORE); (DUMMY\_VENCI\_U36M, SALVIG\_XVENC\_U6M, Dummy\_MAYPLA\_VEC\_SFE) son variables dicotómicas codificadas como 0 o 1 para indicar ausencia o presencia de una determinada característica y la variable PredictedProbability\_1 es una variable demográfica que predice la probabilidad de ser un buen cliente en función de la clasificación de dichas variables demográficas.

La columna **E.T.** muestra la desviación típica del estimador.

La columna del estadístico de **Wald**, donde todos los coeficientes que tengan un  $W(b_j) > 4$  serán significativos.

La columna del **(Sig.)** es el p – value del coeficiente.

La columna del exponencial del coeficiente **Exp(B)**, es el estudio del impacto de las variable cualitativas.

En el modelo encontrado se observa que todos los coeficientes encontrados son significativos con un 95% de confianza; INFERIOR Y SUPERIOR nos muestran los límites del intervalo de confianza, si dicho intervalo de confianza pasa por 1 se aceptaría la hipótesis nula de que los cocientes de probabilidades no varíen al variar X.

Con todos los análisis realizados con los estadísticos detallados nos indican que las variables encontradas influenciaran directamente en el desempeño de la variable de interés (INCUMPLIMIENTO).

Con los coeficientes estimados ya es posible predecir la probabilidad de que un sujeto sea un BUEN PAGADOR, simplemente construyendo la función de probabilidad y quedando definido el modelo logit que viene dado:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(x)}} \quad (9)$$

$$P_i = \left( \frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}} \right) \quad (10)$$

Donde:

$$Z = - 9.165 + 13.848 * PredictedProbability_1 - 0.184 * CAT_VENC2011 + 0.244 * SCORE + 0.785 * Dummy_ MAYPLA_VEC_SFE - 2.083 * DUMMY_VENCI_U36M + 0.932 * SALVIG_XVENC_U6M.$$

## **4 CAPITULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS**

Luego de haber definido y desarrollado el modelo de acuerdo a las características y particularidades de CAPREMCI, se lo evaluará sometiéndolo a algunas pruebas estadísticas no paramétricas, a fin de saber el nivel de significancia o robustez del modelo así como su predictibilidad.

### **4.1 PRUEBAS DE SIGNIFICANCIA Y PREDICTIBILIDAD DEL MODELO**

#### **4.1.1 ESTADÍSTICO KOLMOGOROV – SMIRNOV (K-S)**

Una de las formas que actualmente se utiliza para medir la calidad del modelo es el test (K-S), el cual cuantifica la divergencia existente entre la distribución de los clientes buenos y malos. Es decir la diferencia para un mismo puntaje de corte, de la proporción acumulada de clientes buenos aceptados y la de los malos aceptados.

El test K-S es un test no paramétrico, y sirve para comparar dos muestras, el resultado (estadístico) que entrega el test es la distancia máxima que existe entre dos distribuciones acumuladas (OLIVERA, 2014).

El objetivo es verificar la distribución de una serie de datos que provienen de una muestra aleatoria, compara la función de distribución teórica (aquella que se quiere demostrar) con la función de distribución empírica (aquella que proviene de datos), luego se calcula el estadístico de prueba que es un valor de distancia “D”, valor que se define como la distancia máxima en valor absoluto entre la función de distribución observada y la función de distribución teórica.

La distribución del estadístico viene dada por (Prueba de Bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov):

$$D = \sup[ F_n(X_i) - F_0(X_i)] \quad (11)$$

Donde  $F_n$  es la distribución acumulada de los clientes malos y  $F_0$  es la distribución acumulada de los clientes buenos.

$X_i =$  es el i-ésimo valor observado en la muestra (cuyos valores se han ordenado previamente de menor a mayor).

$F_n(X_i)$  = es un estimador de la probabilidad de observar valores menores o iguales que  $X_i$ .

$F_0(X_i)$  = es la probabilidad de observar valores menores o iguales que  $X_i$ , cuando  $H_0$  es cierta.

Las hipótesis que se comparan son:

$H_0$  (nula)= las distribuciones de ambas poblaciones son iguales.

$H_1$  (alterna)= las distribuciones de ambas poblaciones son distintas.

Por lo tanto el criterio para la toma de la decisión entre las dos hipótesis será de la forma:

$$\text{Si } D \leq D_\alpha \Rightarrow \text{Aceptar } H_0$$

$$\text{Si } D > D_\alpha \Rightarrow \text{Rechazar } H_0$$

El estadístico K-S sigue una distribución normal tipificada, por lo que si su valor es mayor que el correspondiente a  $Z$  al nivel de confianza deseado es posible anunciar que hay evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis que dice que las poblaciones son iguales, y por lo tanto concluir que el modelo es útil para distinguir entre clientes malos y buenos. Mientras mayor sea  $D$  indica una diferencia más importante entre las clases de clientes que se evalúan, que es lo que se busca; es decir el poder de discriminación del modelo; según se muestra en la Tabla 23.

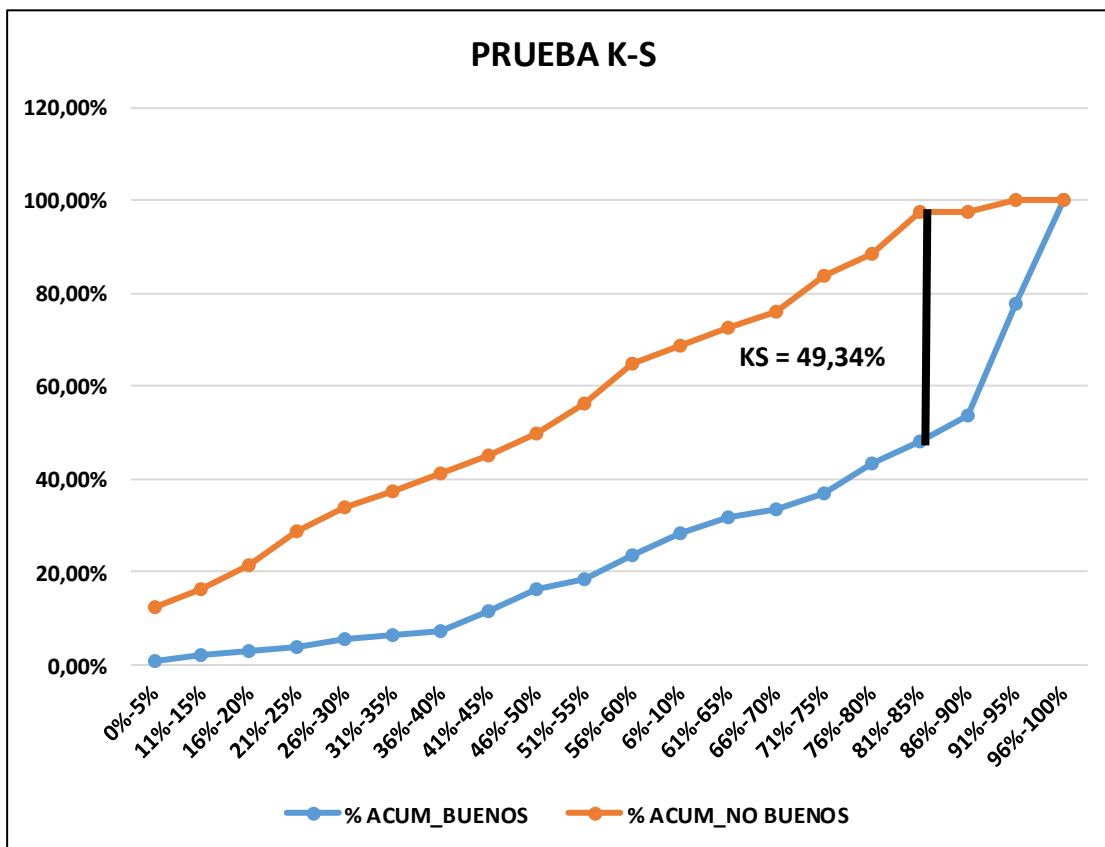
**Tabla 23** – Distribución y Valores de la Prueba Kolmogorov - Smirnov

PERCENTIL	BUENOS			MALOS			Coeficiente KS
	Q	%BUENOS	% ACUM_BUENOS	Q	%NO BUENOS	%ACUM_NO BUENOS	
0%-5%	54	0,67%	0,67%	10	12,50%	12,50%	11,83%
11%-15%	104	1,30%	1,97%	3	3,75%	16,25%	14,28%
16%-20%	96	1,20%	3,17%	4	5,00%	21,25%	18,08%
21%-25%	66	0,82%	4,00%	6	7,50%	28,75%	24,75%
26%-30%	112	1,40%	5,40%	4	5,00%	33,75%	28,35%
31%-35%	72	0,90%	6,30%	3	3,75%	37,50%	31,20%
36%-40%	62	0,77%	7,07%	3	3,75%	41,25%	34,18%
41%-45%	346	4,32%	11,39%	3	3,75%	45,00%	33,61%
46%-50%	394	4,92%	16,31%	4	5,00%	50,00%	33,69%
51%-55%	160	2,00%	18,31%	5	6,25%	56,25%	37,94%
56%-60%	438	5,47%	23,78%	7	8,75%	65,00%	41,22%
6%-10%	358	4,47%	28,25%	3	3,75%	68,75%	40,50%
61%-65%	272	3,40%	31,65%	3	3,75%	72,50%	40,85%
66%-70%	150	1,87%	33,52%	3	3,75%	76,25%	42,73%
71%-75%	274	3,42%	36,95%	6	7,50%	83,75%	46,80%
76%-80%	504	6,30%	43,24%	4	5,00%	88,75%	45,51%
<b>81%-85%</b>	<b>394</b>	<b>4,92%</b>	<b>48,16%</b>	<b>7</b>	<b>8,75%</b>	<b>97,50%</b>	<b>49,34%</b>
86%-90%	458	5,72%	53,88%	0	0,00%	97,50%	43,62%
91%-95%	1904	23,78%	77,67%	2	2,50%	100,00%	22,33%
96%-100%	1788	22,33%	100,00%	0	0,00%	100,00%	0,00%
	<b>8006</b>	<b>100,00%</b>		<b>80</b>	<b>100,00%</b>		

**Elaboración:** Los Autores

Al comparar los resultados de la prueba K-S (Figura 23), si esta distancia es mayor al valor crítico se demuestra que en cada rango de las distribuciones acumuladas existen comportamientos diferentes, con lo que se podría afirmar que existe evidencia estadística que la discriminación del modelo es aceptable.

Figura 23 – Prueba K-S



Elaboración: Los Autores

A su vez, el valor de  $D_\alpha$  depende del tipo de distribución a probar y se encuentra tabulado. En general es de la forma (Prueba de Bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov) :

$$D_\alpha = \frac{C_\alpha}{K(n)} \tag{12}$$

Donde  $C_\alpha$  y  $K(n)$  se encuentran en las tablas siguientes (Tablas 24 y 25):



**Tabla 24 –  $C\alpha$** 

$C\alpha$	$\alpha$		
MODELO	0,1	0,5	0,01
General	1,224	1,358	1,628
Normal	0,819	0,895	1,035
Exponencial	0,99	1,094	1,308
Weibull n=10	0,76	0,819	0,944
Weibull n=20	0,779	0,843	0,973
Weibull n=50	0,79	0,856	0,988
Weibull n= $\alpha$	0,803	0,874	1,007

**Elaboración:** Los Autores

**Tabla 25 –  $K(n)$** 

DISTRIBUCIÓN QUE SE CONTRASTA	$K(n)$
General. Parámetros Conocidos	$K(n) = \sqrt{n} + 0,12 + \frac{0,11}{\sqrt{n}}$
Normal	$K(n) = \sqrt{n} - 0,01 + \frac{0,85}{\sqrt{n}}$
Exponencial	$K(n) = \sqrt{n} + 0,12 + \frac{0,11}{\sqrt{n}}$
Weibull	$K(n) = \sqrt{n}$

**Elaboración:** Los Autores

Al comparar los resultados del K-S (0.49339), con el valor crítico de contraste de  $D\alpha$  (0.1923) al 95% de confianza, el K-S resulta  $>$  al valor crítico, concluyendo que existe evidencia estadísticamente significativa para asegurar que el modelo desarrollado es consistente, ya que existe discriminación en las observaciones; mientras que al comparar al 99% de confianza el resultado del valor crítico es  $D\alpha = 0.2205$ , es decir el K-S sigue siendo mayor, por lo cual el modelo a este nivel de confianza sigue siendo consistente.

#### 4.1.2 RAZON DE AJUSTE (ACCURACY RATIO - AR – ROC o CURVA DE PODER)<sup>1</sup>

Esta prueba nos permite evaluar la capacidad de discriminación de la prueba diagnóstica, las curvas ROC, son gráficos en los cuales se representa la sensibilidad en función de falsos positivos (1-especificidad), donde cada punto de la curva representa un par Sensibilidad (1 – especificidad) correspondiente a un nivel de decisión determinado.

La exactitud diagnóstica se expresa como sensibilidad y especificidad diagnósticas, la sensibilidad es entendida como la posibilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como positivo (BUENOS), mientras que la especificidad es la posibilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como negativo (NO BUENOS); en la Tabla 26 se muestra el resumen del proceso de casos.

**Tabla 26–** Resumen del proceso de casos

<b>Resumen del proceso de casos</b>		
<b>Clasificación de sujetos</b>	<b>N válido ( según lista)</b>	
	<b>No ponderado</b>	<b>Ponderado</b>
<b>Positivo<sup>a</sup></b>	<b>4003</b>	<b>8006,00</b>
<b>Negativo</b>	<b>80</b>	<b>80,00</b>
<b>Los valores mayores en la variable de resultado de contraste indican una mayor evidencia de un estado real positivo.</b>		
<b>a. El estado real positivo es BUENOS.</b>		

**Elaboración:** Los Autores

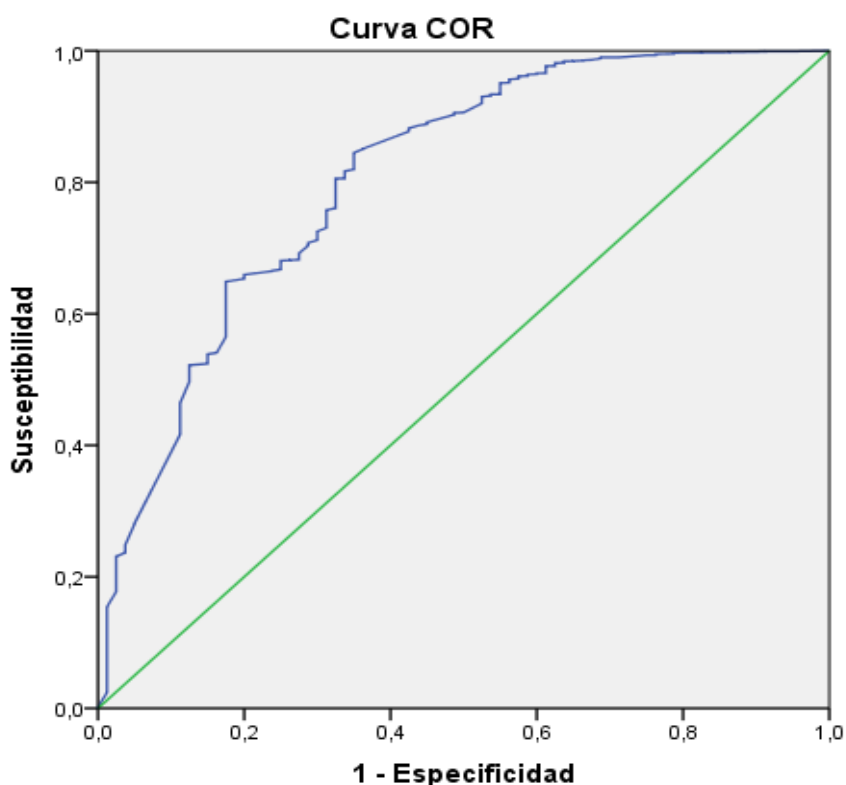
El gráfico que se va generando es una curva escalonada, de modo que cuando se obtiene un verdadero positivo la curva se desplazara verticalmente y en caso de que se obtengan falsos positivos la curva se desplazara horizontalmente, una

<sup>1</sup> <http://biomed.uninet.edu/2011/n1/armesto.html>

prueba diagnóstica con gran capacidad de discriminación debería tener una sensibilidad y especificidad lo más próximas al 100%, de modo que cuanto más próxima este la curva al borde superior izquierdo mayor precisión discriminatoria tendrá la prueba y en caso que la curva este más próxima a la diagonal de  $45^{\circ}$  la capacidad de discriminación de la prueba será baja o prácticamente nula.

Para el caso del modelo creado se consideran los rangos de probabilidad pronosticada (PRE\_1) arrojados, esperando que dicha probabilidad más alta o de manera equivalente que la probabilidad más baja agrupen efectivamente a aquellas observaciones que resultaron en incumplimiento, según lo muestra la Figura 24.

**Figura 24 – Curva COR**



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

**Elaboración:** Los Autores

En el eje de las ordenadas se mide la sensibilidad en un rango de 0 a 1 (fracción de verdaderos positivos) y en el eje de las abscisas  $1 -$  especificidad (fracción de falsos positivos).

El índice de precisión global de la prueba de diagnóstico viene dado por el valor del área bajo la curva, este valor está comprendido entre 0.5 (azar) y 1 (perfecta discriminación), (Swets, 1988) clasifica la exactitud de la prueba: si el valor del área está comprendido entre 0.5 – 0.7 entonces la exactitud es baja, si está comprendido entre 0.7 – 0.9 la exactitud es regular-alta (dependiendo de lo que se esté estudiando) y si es superior a 0.9 la exactitud es alta, Tabla 27.

**Tabla 27 – Área bajo la curva ROC**

<b>Área bajo la curva</b>
<b>Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada</b>
<b>Área</b>
<b>,809</b>
<b>La variable (o variables) de resultado de contraste: Probabilidad pronosticada tiene al menos un empate entre el grupo de estado real positivo y el grupo de estado real negativo. Los estadísticos pueden estar sesgados.</b>

Elaboración: Los Autores

Con esta prueba se evalúa el poder discriminante del modelo en general, es decir, como el modelo agrupa los incumplimientos dentro de las probabilidades de incumplimiento estimadas, el modelo presenta un área bajo la curva de 80.9% resultando en una exactitud regular – alta (nivel de ajuste acorde a lo que se está estudiando).

En conclusión, las pruebas estadísticas de validación aplicadas evidencian claramente que el modelo propuesto sirve para predecir, ya que pasa todas las pruebas propuestas tanto a nivel de calidad (robustez) y significancia del modelo Kolmogorov-Smirnov para dos muestras (K-S), como en su capacidad de discriminación curva ROC (Receive Operative Curve).

#### 4.1.3 PRUEBAS DE BACKTESTING

Al modelo se lo somete a una prueba de Backtesting o pruebas de pasado, cuya finalidad es probar la predictibilidad del modelo con datos del pasado y compararlos con los resultados obtenidos del modelo original; pero esta acción no se la puede hacer debido a que no existen por parte del área pertinente una data adecuada y consistente anterior a la elegida (enero 2011), por lo cual se somete al modelo a una validación en una muestra diferente a la que se consideró originalmente, pero proveniente de la población original (submuestra), dicha submuestra representa el 65% de la población total no considerada para el modelamiento, y que corresponden a la misma ventana de observación.

Se debe evaluar el modelo logit mediante pruebas similares como consistencia, predictibilidad y robustez, además el modelo de la submuestra debe mantener la misma estructura de las variables predictivas del modelo original, y que los nuevos coeficientes asociados a dichas variables, se asemejen al modelo original creado, de acuerdo a los resultados que muestra la Tabla 28.

**Tabla 28** – Pruebas de Backtesting (Comparación)

VARIABLES	MODELO PROPUESTO		BACKTESTING	
	B	Sig.	B	Sig.
SALVIG_XVENC_U6M	0,932	0,005	1,014	0,009
CAT_VENC2011	-0,184	0,000	-	-
Dummy_MAYPLA_VENC_SFE	0,785	0,004	0,688	0,034
DUMMY_VENCI_U36M	-2,083	0,000	-1,438	0,000
PredictedProbability_1	13,848	0,000	16,941	0,000
SCORE	0,244	0,000	0,239	0,000
Constante	-9,165	0,003	-14,090	0,000

Elaboración: Los Autores

La variable CAT\_VENC2011, no se la emplea en el Bactesting, debido a que como esta es una prueba en la que se requieren de datos que contengan una ventana temporal anterior al punto de observación (del pasado), no era

conveniente su inclusión pues podría alterar los resultados de una prueba de este tipo; de los resultados se desprende que la estructura y las variables explicativas del modelo original se mantienen.

Por lo tanto se deduce que el modelo es sustentable en el tiempo, pero se hace necesario realizar este tipo de pruebas con periodicidad no muy amplia, pues de los resultados dependerá el momento y grado de actualización que sean necesarios a fin de que este acorde a la realidad y actualidad de la entidad.

#### **4.1.4 SCORECARD**

El scorecard o scoring es un sistema de puntajes, que se refiere al uso del conocimiento cuantitativo acerca del desempeño y características de préstamos pasados, registrados en una base de datos electrónica para pronosticar el desempeño de préstamos futuros en base al modelamiento estadístico (Almeida, 2014).

Para determinar los puntos de corte o cut off, que es la puntuación mínima admisible para el otorgamiento de un crédito, este debe ser calculado en función de la política de riesgo que la entidad esté dispuesta a asumir, que puede estar en función del nivel de morosidad aceptado.

Para el caso que nos atañe cabe recordar que lo que se pretende es implementar un modelo de score por lo que si bien es cierto el modelo creado predice o calcula el incumplimiento, es en función de esta probabilidad que se pretende fijar los puntos de corte, es decir asociar los porcentajes de incumplimiento a los puntos de corte.

Se puede asignar categorías, segmentaciones o puntuaciones asociadas a la probabilidad de incumplimiento calculada por el modelo. Dichas puntuaciones dependerá del nivel de riesgo que la entidad desee asumir, generalmente la escala de puntuación utilizada estará entre 0 y 1.000.

Para la asignación de la puntuación utilizamos la siguiente ecuación (Equifax, 2012):

$$Score = \left( \frac{1000}{1 + EXP(X)} \right) \quad (13)$$

Una vez se introduzca el código fuente, el cual quedo definido por las variables predictoras del modelo y la función de probabilidad, a la cual se aplique la función arriba especificada el resultado será una puntuación entre 0 y 1000 (si el resultado es superior a este valor deberá reflejarse como 1000), entendiéndose como 0 el peor sujeto y 1000 el mejor sujeto, es decir mientras el resultado del puntaje obtenido se aleje más de cero y se acerque a 1000 será mejor su probabilidad de pago.

La Tabla 29 presenta los distintos cut-offs y los niveles de riesgo asociados a ellos, y que se pueden reflejar de acuerdo a las políticas crediticias que el Fondo adopte:

**Tabla 29** – Nivel de riesgo, según los distintos puntos de corte

SCORE	ENTIDAD		
	Conservador	Estandar	Agresivo
RIESGO BAJO			
1000	ACEPTA	ACEPTA	ACEPTA
800	AUTOMATICAMENTE	AUTOMATICAMENTE	AUTOMATICAMENTE
600	REVISION		
500			
400		REVISION	
300			
200	RECHAZA	RECHAZA	REVISION
100	AUTOMATICAMENTE	AUTOMATICAMENTE	
50			
25			RECHAZA
0			AUTOMATICAMENTE
RIESGO ALTO			
	MINIMIZA EL RIESGO		MAXIMIZA COLOCACIONES

**Fuente:** Banco Central de Argentina, Curso de alta formación para Directivos y Ejecutivos de Cajas de Crédito y Cooperativas “Riesgo de Crédito”; **Elaboración:** Los Autores

En este contexto los puntos de corte y el riesgo que desea asumir la entidad serán fijados por el Consejo de Administración en función de las necesidades, condiciones y productos, así como de los objetivos trazados en el Plan Estratégico de la entidad, por lo cual una vez desarrollado la herramienta la fijación y su administración serán exclusivas del ente directivo.

## **4.2 NUEVO PROCESO DE CRÉDITO**

De la construcción y desarrollo del modelo podemos decir que de aquellas variables elegidas para una adecuada evaluación de un sujeto de crédito, ninguna de ellas ha sido tomada en cuenta a la fecha del presente trabajo, en la pre-evaluación de los partícipes.

Es decir el proceso de crédito tal como se encuentra concebido actualmente no considera ninguna de las variables predictoras que arrojo el desarrollo del modelo; a excepción de la variable score, que como se explicó en el apartado 3.1.8.3. Subproceso de Análisis de Crédito y Riesgo, del Capítulo III, este requisito lo obtiene el oficial al momento de evaluar el crédito pero únicamente como un requisito más, al igual que la copia de la cédula, papeleta de votación, etc.; más su interpretación y análisis previo la toma de decisión en la concesión del crédito no tiene validez alguna, ni para el oficial ni para las distintas instancias que intervienen en el proceso de aprobación del crédito, pues la falta de conocimiento e interpretación, hacen que esta variable a pesar de constar en el Manual de Crédito actual no tenga incidencia alguna.

Una vez desarrollado el score de crédito se hace necesario reformar o actualizar el proceso de crédito actual haciéndolo además de más sencillo en su concepción, más eficiente y eficaz; pues en él se deberá incluir la evaluación del partícipe por parte del score desarrollado, además de las evaluaciones de las distintas instancias establecidas.

Es por ello que se hace necesario establecer algunos aspectos generales sobre cómo debe ser concebido el score creado previo su implementación y posterior



subida a producción, a fin de que el mismo no pierda la objetividad para el cual fue creado.

#### **4.2.1 ASPECTOS GENERALES PREVIO SU IMPLEMENTACIÓN**

Además el score debe tomar en cuenta algunas consideraciones establecidas en el Manual de Crédito y que las mismas no fueron consideradas, pero que por su importancia sirven como filtros previos para la calificación y evaluación del cliente.

Estas consideraciones son, de acuerdo al Manual de Crédito Vigente:

Del Título IV REQUISITOS PARA LA CONCESIÓN DE CRÉDITOS; Capítulo I; **Art. 31** “Podrán concederse créditos Quirografarios a aquellos partícipes que:

- Se encuentren al día en obligaciones en el sistema financiero, lo cual deberá ser verificado en la entidad competente. (impresión del buró de crédito).
- No registren cuotas vencidas con el Fondo, incluido el garante (verificable mediante certificado entregado por el departamento de Crédito).
- Para acceder al crédito un partícipe debe tener al menos 6 meses de aportaciones.

**Art. 32** Podrán concederse créditos hipotecarios: a aquellos partícipes que tengan un mínimo de 24 aportaciones al Fondo, y las 12 últimas deberán ser consecutivas, así también deberá cumplir con los siguientes requisitos iniciales:

- Encontrarse al día en obligaciones adquiridas en el sistema financiero, (impresión del buró de crédito).
- No registrar cuotas vencidas con el Fondo, incluido el garante, (verificable mediante certificado otorgado por el mismo fondo).
- No registrar castigos, o demandas judiciales en el sistema financiero en los últimos 24 meses, previos a la fecha de la consulta.

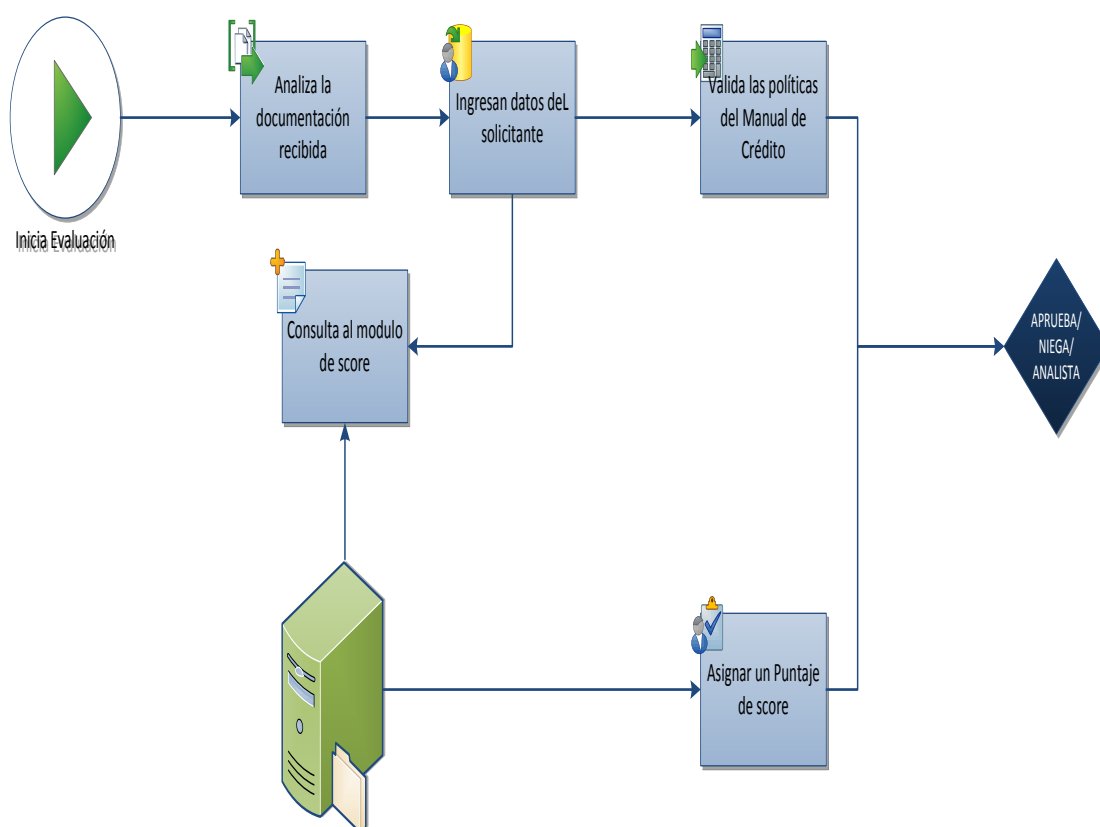
Del Título V METODOLOGÍA DE ANÁLISIS PARA PRODUCTOS DE CRÉDITO Capítulo III; **Art. 39** La capacidad de pago del partícipe se calculará, de la diferencia entre el ingreso mensual promedio y el gasto mensual promedio, al cual se incluirá el valor de la cuota pactada mensual a pagar. Al resultado de éste cálculo se lo denominará como cobertura de ahorro.

La cobertura de ahorro será mínimo del 50% de la cuota del crédito, es decir si la cuota es de USD. 100,00 el ahorro mínimo, descontada la cuota deberá ser de USD. 50,00.

El concepto de determinar una capacidad mínima de ahorro neto es el de tener un monto para imprevistos, si el participante no presenta esta mínima capacidad no es sujeto de crédito, este indicador también será un referente para determinar el plazo del crédito para acoplarlo a la capacidad de pago del participante.

En concordancia con los aspectos señalados los cuales hacen imprescindible su participación, la implementación del modelo deberá contener al menos los aspectos a continuación detallados; obviamente sujetos a cambios y modificaciones derivadas de la participación de los actores y ejecutores (Comité de crédito, Oficiales de crédito, Riesgos y Gerencia), y de acuerdo a los objetivos y necesidades de la entidad, Figura 25.

**Figura 25** – Funcionamiento General de la Aplicación

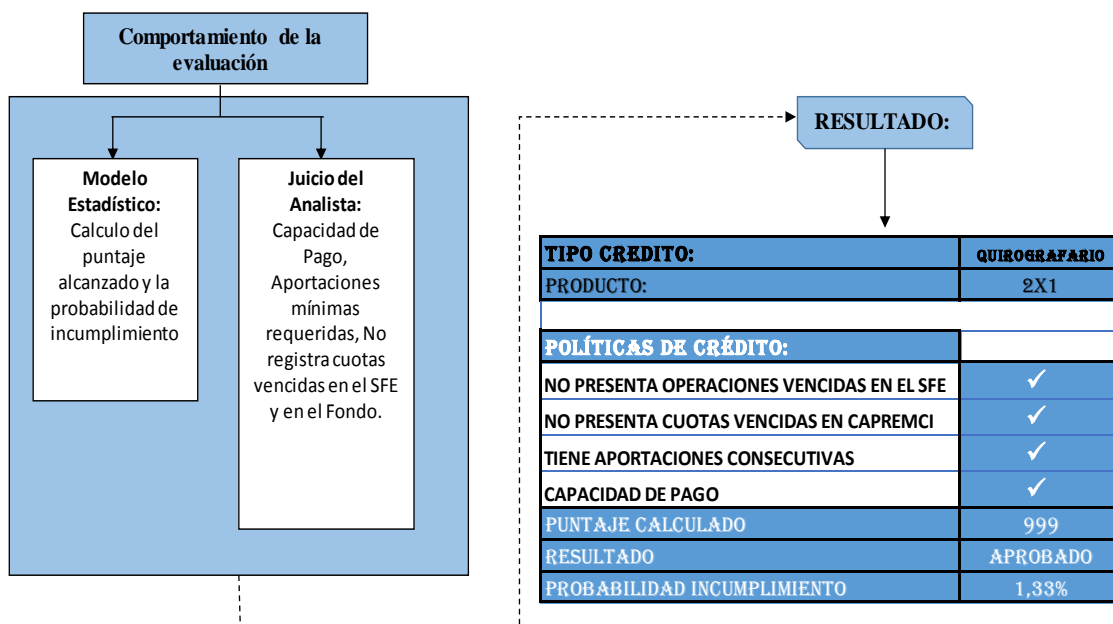


**Elaboración:** Los Autores

Según lo detallado en la Figura 25, se propone juntar los requisitos y las políticas previas de evaluación crediticia que se encuentra descrito en el Manual de Crédito

vigente, junto con el score creado a fin de que la articulación de estos permita obtener una herramienta, que por un lado, ayude y permita mejorar la calidad de la cartera y por otro lado fortalezca al actual proceso de crédito, proporcionando o anclando al mismo una nueva herramienta técnica de evaluación, según lo muestra la Figura 26.

**Figura 26** – Funcionamiento General de la Evaluación



**Elaboración:** Los Autores

Permitiendo la automatización de las evaluaciones, utilizando herramientas acordes a la realidad y actualidad y disminuyendo las evaluaciones subjetivas y por ende el riesgo al momento de la concesión.

Cabe agregar además que el score arroja puntuaciones entre 0 y 999, por lo que es necesario que se definan previo la implementación los puntos de corte correspondientes, es decir los rangos de puntuación que la entidad este dispuesta a asumir, y dependiendo de lo adoptado, el resultado del score se manejará en tres escenarios que son: ACEPTADO, ANALISTA O RECHAZADO.

## **4.2.2 FLUJOGRAMA DEL NUEVO PROCESO DE EVALUACIÓN Y APROBACIÓN DEL CRÉDITO**

En este apartado se plantea una nueva propuesta sobre el proceso de evaluación crediticia; entre las principales modificaciones que se plantean se pueden mencionar las siguientes:

### **4.2.2.1 Proceso de Créditos Quirografarios**

Con el nuevo proceso de evaluación y aprobación del crédito se suprimirá lo siguiente:

- La descripción del sub-proceso del Afiliado, ya que el crédito empieza desde el momento de su venta, es decir desde el momento en que call center toma la llamada e informa sobre los requisitos de cada producto de crédito quirografario.
- Aspectos netamente operativos como el registrar plan de cobros extraordinarios, actualizar la ficha del afiliado, rubros de créditos que deben ser descontados, gestionar cobro de seguro de desgravamen, descontar gastos administrativos, legales, etc., ya que debe ser responsabilidad del oficial a cargo del crédito, más no formar parte del proceso de crédito, sino más bien entenderse como parte del proceso netamente operativo del ingreso de información del mismo, previo la conseción.
- El proceso de cancelar saldos pendientes de créditos por cobrar no debe interpretarse como un proceso, pues este debe depender de la capacidad de pago del partícipe, por lo cual esto ya queda considerado en la evaluación del sujeto, más no como un proceso independiente.
- El proceso de Tesorería, ya que este no forma parte del proceso de evaluación del crédito, que es lo que se pretende plantear.

Y a su vez se incorpora:

- La evaluación en sí dentro del proceso global del crédito, entendida desde el punto de vista de políticas establecidas en el manual de crédito;

además que se agrega valor al mismo, producto de la anexión del score creado, aspecto técnico que es la finalidad del presente trabajo.

Es decir el instante de la evaluación del crédito se lo incorpora como parte del proceso general de la concesión del crédito, más no como se encuentra actualmente planteado, como un proceso netamente de consulta del “estado del afiliado”, y totalmente independiente del proceso que le atañe.

#### **4.2.2.2 Proceso de Créditos Hipotecarios**

Como se mencionó en párrafos anteriores con la implementación del nuevo proceso en el caso de los créditos hipotecarios se suprime:

- Dentro del proceso de crédito hipotecario lo que se hace es netamente una actualización del mismo, aspectos o requisitos tales como la edad del afiliado, establecer montos, plazos y cuotas deben tener una secuencia adecuada y no posteriores de que ya se haya hecho el avalúo.
- Así mismo, no se puede gestionar la firma del afiliado y luego existir una decisión sobre la concesión o no del crédito, pues deberá entenderse la firma de la documentación cuando ya todo el proceso de validación de la información y evaluación del sujeto este aceptada.
- El análisis “externo del crédito”, entendido este como el análisis de riesgo del crédito; pues además que este proceso debe ser anterior a la aprobación del mismo y a la firma de la documentación por parte del afiliado, es también de carácter obligatorio para todos los créditos hipotecarios, situación por la cual la decisión de que si se necesita o no del llamado “análisis externo” dentro del proceso es inadecuado.
- Así también la participación del oficial de crédito luego de la constitución de la garantía a favor del fondo, carece de todo sentido, pues si el afiliado desea o no cancelar sus obligaciones pendientes depende exclusivamente de su capacidad de pago; aspecto que debió de decidirse previo se aprobación más no posterior.

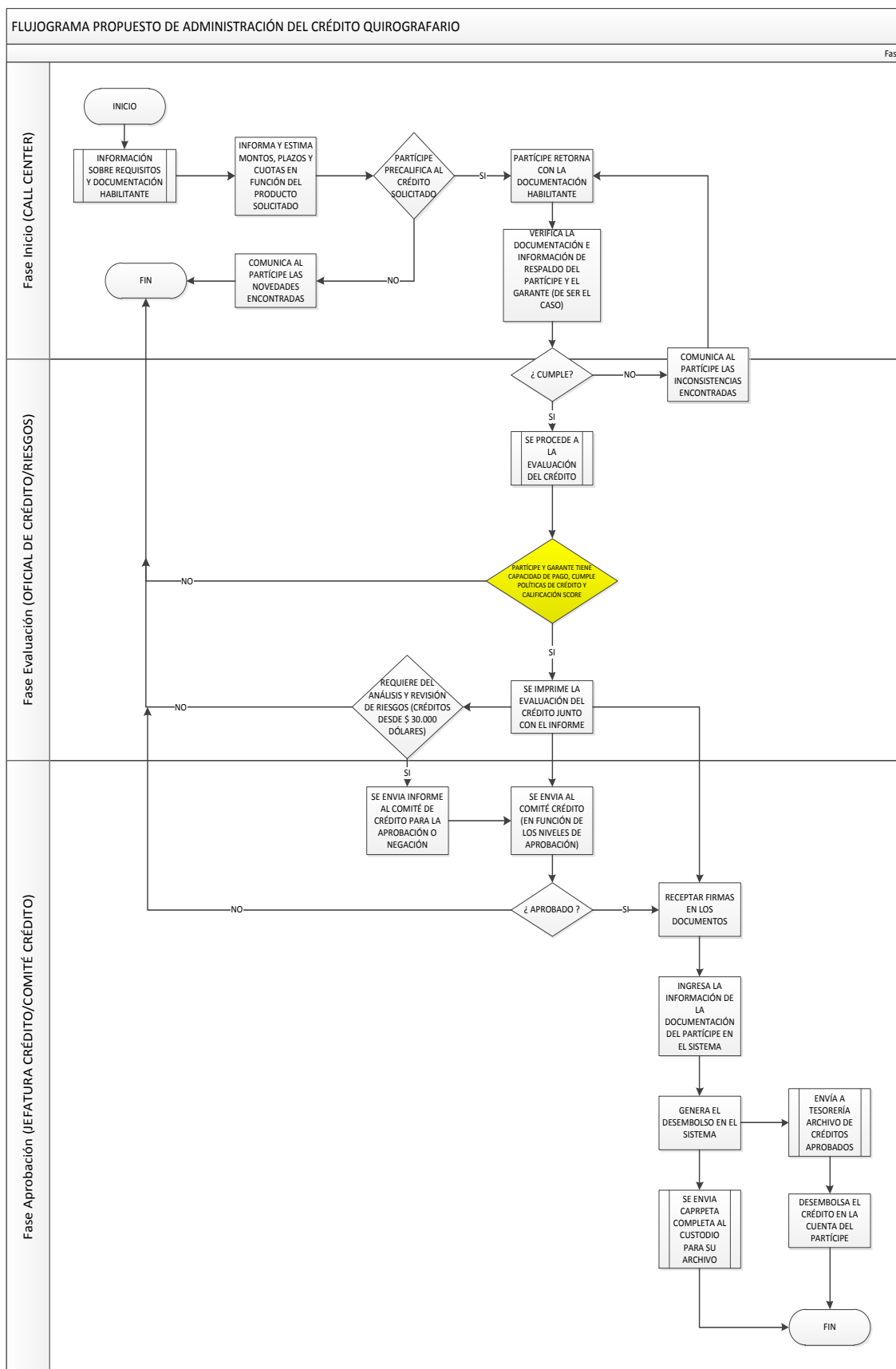
- El proceso de tesorería se resume hasta el momento en que se entrega el archivo a tal departamento, pues su posterior desembolso y acreditación no deben formar parte a detalle de un proceso de evaluación crediticia.

E igualmente se incorpora:

- La evaluación en sí dentro del proceso global del crédito, entendida desde el punto de vista de políticas establecidas en el manual de crédito; además que se agrega valor al mismo, producto de la anexión del score creado, aspecto técnico que es la finalidad del presente trabajo.

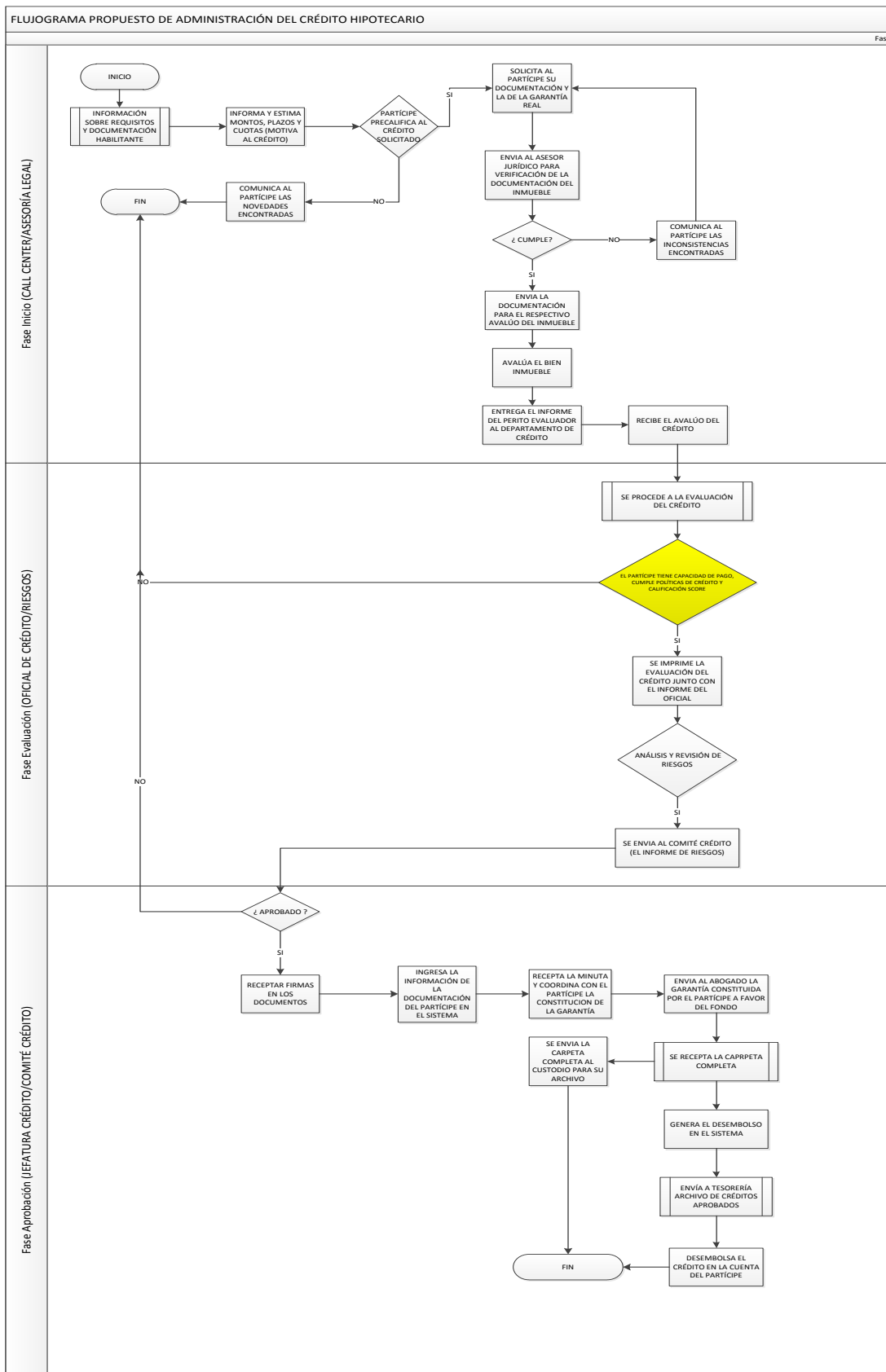
Finalmente lo que se quiere lograr es además de actualizar los procesos de otorgamiento de crédito y volverlos más eficientes y sobretodo entendibles y aplicables a la nueva realidad, agregar valor a los mismos, a través de la incorporación de la herramienta denominada score crediticio, a fin de lograr que el fondo pueda manejarse en escenarios de riesgos moderados, por lo cual se plantea los siguientes procesos, Figuras 27 y 28:

**Figura 27 – Flujograma propuesto de Administración del Crédito Quirografario**



**Elaboración: Los Autores**

Figura 28 – Flujoograma propuesto de Administración del Crédito Hipotecario



Elaboración: Los Autores



### 4.3 BENEFICIOS POST - IMPLEMENTACIÓN

En este apartado evidenciaremos los probables beneficios que pudiese obtener el fondo producto de la aplicación del modelo creado:

- El integrar en el proceso de administración de crédito del fondo, y más específicamente dentro del proceso de la evaluación del crédito metodologías de este tipo, permitirá al fondo minimizar la participación del análisis subjetivo, e incrementar considerablemente el análisis técnico.
- El desarrollo de un score propio, le permite al fondo poder manejarse en un contexto de prudencia financiera al momento de la concesión de una operación crediticia sea de carácter quirografaria e hipotecaria.
- Además el disponer de un score propio, ayuda al fondo para que pueda realizar en un futuro estimaciones de pérdidas esperadas para cada sujeto o partícipe que caiga en incumplimiento de sus obligaciones, optimizando así la calidad de los activos productivos y los niveles de provisiones requeridos.
- Adquiere importancia el hecho de que el fondo cuente con una base de datos actualizada, es decir, que los datos proporcionados previo la concesión del crédito no solo sean confirmados por el oficial, sino además de ello se almacenen y guarden para posteriores estudios o investigaciones e incluso para actualizaciones del modelo creado, con lo cual estaría cumpliendo con lo solicitado por los organismo de control competentes.
- El modelo desarrollado dota al fondo de una herramienta fundamental, en el tratamiento adecuado sobre el seguimiento y cumplimiento a las observaciones emitidas por parte del organismo de control (SBS) en su último informe de auditoría.

Aspectos tales como: falta de análisis en el otorgamiento de créditos, no existe evaluación de créditos por parte del área de riesgos, afiliados sin capacidad de pago e inconsistencia en los créditos hipotecarios, quedarán superados gracias a la inclusión del score creado en el proceso de evaluación del crédito en conjunto con las consideraciones señaladas en el manual de crédito respectivo.

- Los score también pueden utilizarse como sistemas de marketing, en diversas campañas de promoción, orientadas a productos como créditos pre - aprobados, ya que permite realizar calificaciones masivas de los partícipes y así direccionar los productos en función de los resultados arrojados.
- Permitirá calificar nuevos perfiles de clientes, desde un punto de vista mucho más amplio (multivalente) y no univalente.
- El modelo discrimina desde el momento de la solicitud.
- Minimiza el riesgo, ya que incrementa la probabilidad de clasificar correctamente a los clientes buenos pagadores de los malos pagadores, con lo cual la afectación sobre la calidad de la cartera será cada vez menor, dotando de mayor liquidez al fondo.
- Optimiza el tiempo de análisis, promoviendo ahorro de tiempo en la evaluación y aprobación del crédito.
- Promueve una mejor administración del riesgo de crédito, ya que se integra a todo el proceso de crédito.
- Reduce el costo de estimación del crédito, mejorando la consistencia, rapidez y exactitud de las decisiones del crédito.

Los beneficios pueden ser innumerables, siempre y cuando su parametrización, manejo, control y actualización se hagan por los canales y en los tiempos adecuados en función de las necesidades y particularidades del fondo.

Además de citar los beneficios post-implementación es necesario también incluir algunas desventajas que el desarrollo, implementación y uso de esta metodología podría derivar:

- Necesitan de gran cantidad de información, además que sea consistente.
- Es insensible, ya que no captura la psicología del cliente.
- El scoring supone que el futuro será como el pasado.
- El scoring pronostica con probabilidades más no con certeza.

## 5 CAPITULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### 5.1 CONCLUSIONES

- Los datos utilizados en el desarrollo y construcción del modelo, corresponde a una ventana temporal desde enero 2011 – enero 2013, la misma que se logró estructurar en un tiempo de aproximadamente 6 meses (noviembre 2013 – mayo 2014), debido a la carencia e inconsistencia de información de vital importancia.
- Debido a la inconsistencia de la información demográfica se tuvo que recurrir necesariamente al buró de crédito Equifax Ecuador para solicitar información adicional y además se crearon variables basados en la expertiz de los autores, por lo cual el número de variables con las que finalmente se trabajó son moderadamente suficientes como para determinar la validez metodológica empleada; por lo que el modelo propuesto es válido para discriminar correctamente a los buenos de los no buenos (pagadores). Cabe recalcar que las pruebas de bondad de ajuste, predictibilidad y eficiencia realizadas resultan en un aceptable nivel de confiabilidad.
- El modelo logístico binario final a fin de predecir el incumplimiento, considera 6 variables explicativas y una constante dentro de la ecuación, de las cuales 2 variables explicativas (33.33%) provienen de fuentes externas (buró de crédito), demostrándose así el cumplimiento de crear un modelo acorde a las necesidades y particularidades propias del fondo.
- Debe entenderse que el riesgo crediticio no repara en el deterioro de la cartera de créditos, sino que mide la probabilidad de hacer un incumplimiento por parte del sujeto a evaluarse; por ello la metodología empleada es la adecuada para la creación de una herramienta que permita mejorar la administración de dicho riesgo.

- El modelo desarrollado discrimina al 98.9% de las solicitudes de crédito, por lo cual debido a su alta capacidad predictiva en la calificación de perfiles de sujetos de crédito podrá ser capaz de mejorar la administración de los diferentes escenarios de riesgo crediticio en el fondo; quedando comprobada así la hipótesis de trabajo propuesta en un inicio.
- El modelo creado capta a la totalidad de la población de modelamiento, además que no existía población de MALOS a predecir para los préstamos hipotecarios, por lo tanto el modelo es válido para aplicarlo en la población de créditos hipotecarios.
- Con fecha 02 de septiembre de 2014, se publica la resolución SBS-2014-740; documento que permite guiar, regular y normar en los F.C.P.C. la calificación de la cartera y constitución de provisiones tomando como base el número de días de retraso, para lo cual establece diversas categorías de riesgo asociadas a varios rangos de porcentajes, que deberán aplicarse para la constitución de las provisiones, a partir de Enero 2015.

La aplicación de la norma citada, arrojó resultados considerables razón por la cual se hace necesario considerarlo en el presente trabajo a manera de conclusión; al valor de provisiones en el que actualmente se ha venido manejando el fondo producto de la aplicación de su “metodología interna”, se deberá incrementar un 37.01% adicional a fin de cumplir con las disposiciones señaladas, y para alcanzar los niveles mínimos de provisión requeridos; situación que provoca una disminución significativa a la rentabilidad alcanzada, esto evidencia aún más la importancia de contar con herramientas (score) que permitan, que el nivel de afectación por incumplimientos a los resultados esperados cada vez sean menores.

- Es necesario además a fin de realzar la importancia del presente trabajo no solo para la entidad en la que se piensa aplicar, sino como una necesidad real del sistema financiero ecuatoriano actual, el citar lo detallado según

resolución JB-2014-2964, con fecha 11 de junio de 2014, “CAPITULO XII.- De las Compañías de Análisis de Riesgo Crediticio; **Art.1.-** Independientemente de las facultades que la ley confiere a la Dirección Nacional de Registro de Datos Públicos, el servicio de análisis de riesgo crediticio podrá ser prestado únicamente por instituciones de servicios auxiliares del sistema financiero, que tengan en su objeto social tal actividad.

El análisis de riesgo crediticio conlleva la facultad de estas compañías de recibir información crediticia relacionada con obligaciones directas y contingentes de las personas naturales o jurídicas clientes de las instituciones del sistema financiero, proporcionada de forma tal que permita el tratamiento, enriquecimiento y desarrollo de servicios de valor agregado, tales como desarrollo de modelos de gestión de riesgos, desarrollo de modelos de score especializado, desarrollo de herramientas de puntuación y análisis de crédito, desarrollo de herramientas de evaluación instantánea de crédito, desarrollo de herramientas para automatizar las decisiones de crédito, entre otras”.

Lo señalado muestra la actual necesidad del sistema financiero ecuatoriano y de todas las entidades legalmente constituidas y controladas que operan o realizan operaciones crediticias como parte del giro de su negocio, el contar con herramientas especializadas en la evaluación de créditos, ya que la resolución publicada permite la posibilidad de que empresas especializadas viabilicen la construcción de esta clase de herramientas, aspectos que no se encuentran contemplados en la Ley de Burós de Crédito, pero que por su relativa importancia se hace necesario su coexistencia.

- Ante la actual situación de incertidumbre en la que se encuentran los Fondos en el Ecuador, producto del Proyecto de Ley Reformatoria a la Ley de Seguridad Social y a la Ley del Banco del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social para la Administración de los F.C.P.C., que en su parte

pertinente pretende trasladar la administración de 54 fondos privados al BIESS, nos permitimos señalar que la presente investigación y su aplicación, no solo permitirá al fondo subsanar las observaciones señaladas por el organismo de control en lo referente a la evaluación crediticia, sino que además proporcionará un elemento esencial y válido que demuestre ante probables nuevas auditorías y ante los organismos de control pertinentes el compromiso del fondo y su administración, por mejorar acorde a sus posibilidades, aquellos aspectos en los cuales se han evidenciado algunas carencias.

- Con el desarrollo del modelo el área de riesgos de CAPREMCI, orienta sus esfuerzos acordes a la Planificación Institucional, y al Mapa Estratégico definido, cuyo objetivo específico señala “minimizar el riesgo financiero de las operaciones del Fondo”, estableciendo políticas y acciones preventivas y correctivas que mitiguen el riesgo de las operaciones de acuerdo a la información estadística del negocio.

## **5.2 RECOMENDACIONES**

- El Fondo debe necesariamente delinear procesos que permitan el almacenamiento, mantenimiento, actualización y conservación continua de la información que proporciona cada partícipe a fin de que estas sean consistentes permitiendo así una mejor administración y gestión del riesgo crediticio.
- Se debe concebir al modelo de score creado como una herramienta técnica adicional, parte fundamental del proceso de evaluación del crédito; más no como la única herramienta o como aquella herramienta que conceda o niegue el crédito, ya que su éxito o fracaso dependerá no solo de su aplicabilidad, sino además de la capacidad del oficial de crédito evaluador para una correcta interpretación, en conjunto con las disposiciones y políticas previas establecidas.

- Se recomienda adicionalmente que el score creado luego de su puesta en producción, sea monitoreado periódicamente (al menos una vez al año) al interior del fondo, a fin de mantenerlo actualizado, pues la dinámica del mercado y la economía ecuatoriana así lo demanda, ya que las características cambian en el tiempo.

Siendo el otorgamiento de créditos quirografarios e hipotecarios la principal fuente de ingresos y generadores de rentabilidad del Fondo, se recomienda la adopción del modelo como parte fundamental de un correcto proceso de administración del riesgo crediticio; concebido como una ayuda confiable para el oficial de crédito, además de que agiliza y mejora el proceso.



## REFERENCIAS

- Actuarios, C. N. (2011). Actuarios Trabajando. *Revista Mexicana de Investigación Actuarial Aplicada*, 16.
- Alan, E. (2003). *Medición Integral del Riesgo de Crédito*.
- Almeida, J. L. (febrero de 2014). Seminario Taller Riesgo de Crédito, elaboración de Modelos de Scoring. *Riesgo de Crédito, elaboración de Modelos de Scoring de Otorgamiento y Seguimiento*, 2. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Anónimo. (2012). *El Modelo Relacional*. Obtenido de El Modelo Relacional: <http://docencia.lbd.udc.es/bdd/teoria/tema2/2.3.1.-ElModeloRelacional.pdf>
- Asamblea, N. E. (2014). *Asamblea Nacional del Ecuador*. Obtenido de Asamblea Nacional del Ecuador: <http://www.asambleanacional.gob.ec/noticia/comision-recepta-observaciones-sobre-el-fondo-de-cesantia>
- Barradas, S. M. (12 de septiembre de 2005). *Modelos para Estimar el Riesgo de Crédito 40*. Obtenido de Modelos para Estimar el Riesgo de Crédito 40; Capítulo III: [http://catarina.udlap.mx/u\\_dl\\_a/tales/documentos/laex/garcia\\_s\\_m/capitulo\\_3.pdf](http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo_3.pdf)
- Complutense, U. (s.f.). *Biblioteca de la Universidad Complutense (Económicas y Empresariales)*. Obtenido de Biblioteca de la Universidad Complutense (Económicas y Empresariales): <http://www.ucm.es/BUCM/cee/doc/05-003/05003/.pdf>
- Douglas R. Emery, J. (2000). Fundamentos de Administración Financiera. En J. Douglas R. Emery, *Fundamentos de Administración Financiera* (pág. 621).
- El Comercio. (14 de JULIO de 2013). *INFORME FONDO*. Obtenido de [http://www.elcomercio.com.ec/sociedad/Informe-FondodeCesantia-magisterio-raking\\_ECMFIL20130714\\_0004.pdf](http://www.elcomercio.com.ec/sociedad/Informe-FondodeCesantia-magisterio-raking_ECMFIL20130714_0004.pdf)

Equifax, B. d. (2012). *Patente nº Especificaciones modelo de comportamiento*. Ecuador.

García, J. G. (s.f.). *Riesgo de Crédito El Enfoque Actuarial*. Obtenido de Riesgo de Crédito El Enfoque Actuarial: [http://www.actuaries.org/EVENTS/Congresses/Cancun/ica2002\\_subject/credit\\_risk/credit\\_71\\_gutierrez\\_elizondo.pdf](http://www.actuaries.org/EVENTS/Congresses/Cancun/ica2002_subject/credit_risk/credit_71_gutierrez_elizondo.pdf)

García, J. G. (s.f.). *Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial*. Obtenido de Riesgo de Crédito: El Enfoque Actuarial: [http://www.actuaries.org/EVENTS/Congresses/Cancun/ica2002\\_subject/credit\\_risk/credit\\_71\\_gutierrez\\_elizondo.pdf](http://www.actuaries.org/EVENTS/Congresses/Cancun/ica2002_subject/credit_risk/credit_71_gutierrez_elizondo.pdf)

Halia, S. S. (s.f.). *LA TRIANGULACIÓN DE DATOS COMO CRITERIO DE VALIDACIÓN INTERNO EN UNA INVESTIGACIÓN EXPLORATORIA.:* <http://www.psico.unlp.edu.ar/segundocongreso/pdf/ejes/metod/039.pdf>

Hernández Cardona, P. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de Riesgo Crediticio. *Revista Colombiana de Estadística*, 139 - 151.

Hora, D. L. (29 de Julio de 2014). Fondos de Cesantía pasarán a ser administrados por el BIESS. *Diario La Hora*.

Hospital Universitario Ramón y Cajal. (s.f.). *Hospital Universitario Ramón y Cajal; modelo múltiple*. Obtenido de Hospital Universitario Ramón y Cajal; modelo múltiple: [http://www.hrc.es/bioest/Reglog\\_5.html](http://www.hrc.es/bioest/Reglog_5.html)

hoy.com.ec. (7 de octubre de 2005). *Que hace un buró de crédito?* Obtenido de Que hace un buró de crédito?: <http://www.hoy.com.ec/noticias-ecuador/que-hace-un-buro-de-credito-215862.html>

IESS. (4 de Agosto de 2013). *Página Web del IESS*. Obtenido de Página Web del IESS: <http://www.iess.gob.ec/es/web/afiliado/cesantia>

Marasca, R. F. (Diciembre de 2003). *Hacia un nuevo esquema de Medición de Riesgos*. Obtenido de Hacia un nuevo esquema de Medición de Riesgos: [http://www.felaban.com/boletin\\_clain/basileall.pdf](http://www.felaban.com/boletin_clain/basileall.pdf)

Martinez Carazo, P. (MARZO de 2006). *EL MÉTODO DE ESTUDIO DE CASO; UNIVERSIDAD DEL NORTE*. Obtenido de EL MÉTODO DE ESTUDIO DE CASO; UNIVERSIDAD DEL NORTE: [http://ciruelo.uninorte.edu.co/pdf/pensamiento\\_gestion/20/5\\_El\\_metodo\\_de\\_estudio\\_de\\_caso.pdf](http://ciruelo.uninorte.edu.co/pdf/pensamiento_gestion/20/5_El_metodo_de_estudio_de_caso.pdf)

OLIVERA, R. A. (2014). *SEGUIMIENTO A MODELOS DE RIESGO DE CRÉDITO PARA MICROEMPRESARIOS*. Santiago de Chile.

Pérez, J. L. (02 de abril de 2014). *La estadística una orquesta hecha instrumento*. Obtenido de La estadística una orquesta hecha instrumento: <http://estadisticaorquestainstrumento.wordpress.com/2014/04/02/aplicacion-del-test-de-hosmer-lemeshow-en-medicina/#>

*Prueba de Bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov*. (s.f.). Obtenido de Prueba de Bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov: [https://www.ulpgc.es/hege/almacen/download/5/5015/Complemento\\_3\\_Prueba\\_de\\_Bondad\\_de\\_Ajuste\\_de\\_Kolmogorov\\_Smirnov.pdf](https://www.ulpgc.es/hege/almacen/download/5/5015/Complemento_3_Prueba_de_Bondad_de_Ajuste_de_Kolmogorov_Smirnov.pdf)

Superintendencia de Bancos y Seguros. (2013). *Reporte de Estabilidad*. Quito.

Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador. (9 de JULIO de 2013). *Pagina Web SBS*. Obtenido de Pagina Web SBS.

Swets, J. (1988). *Measuring the accuracy of diagnostic systems; Science*.

Valdes, F. (Septiembre de 2006). *Evaluación de Modelos para la Medición del Riesgo de Incumplimiento en Créditos para una Entidad Financiera del eje cafetero*. Obtenido de VALDES, F. E. (SEPTIEMBRE de 2006). EVALUACION DE MODELOS PARA LA MEDICION DEL RIESGO DE INCUMPLIMIENTO EN CREDITOS PARA UNA ENTIDAD FINANCIERA DEL EJE CAFETERO.

Vilariño. (Junio de 2000). *La gestión del Riesgo de Crédito-Vilariño Consultores*.  
Obtenido de La gestión del Riesgo de Crédito-Vilariño Consultores:  
[http://www.angelvila.eu/Publicaciones\\_PDF/Gestion\\_Riesgo\\_Credito.pdf](http://www.angelvila.eu/Publicaciones_PDF/Gestion_Riesgo_Credito.pdf)

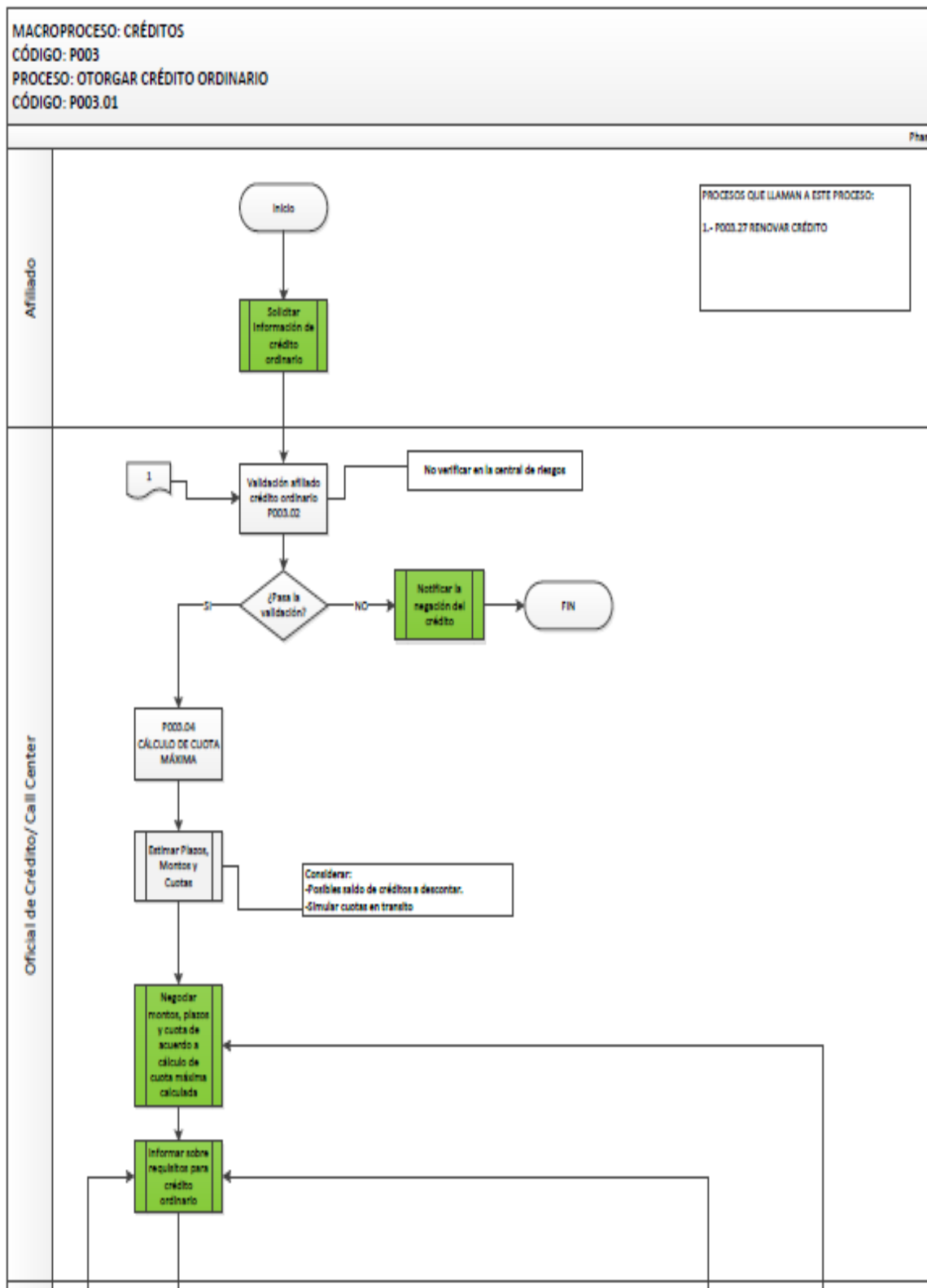
Yacuzzi, E. (s.f.). *EL ESTUDIO DE CASO COMO METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN*.  
Obtenido de EL ESTUDIO DE CASO COMO METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN:  
[http://www.google.com.ec/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=4&sqi=2&ved=0CEEQFjAD&url=http%3A%2F%2Ffiles.caminoalalicenciatura.w ebnode.es%2F200000027-018f201d49%2Festudios%2520de%2520caso\\_teoria.pdf&ei=c-9SUrDDJ8-p4AOcilCwAw&usg=AFQjCNE2zMHI127U35QewZ](http://www.google.com.ec/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=4&sqi=2&ved=0CEEQFjAD&url=http%3A%2F%2Ffiles.caminoalalicenciatura.w ebnode.es%2F200000027-018f201d49%2Festudios%2520de%2520caso_teoria.pdf&ei=c-9SUrDDJ8-p4AOcilCwAw&usg=AFQjCNE2zMHI127U35QewZ)

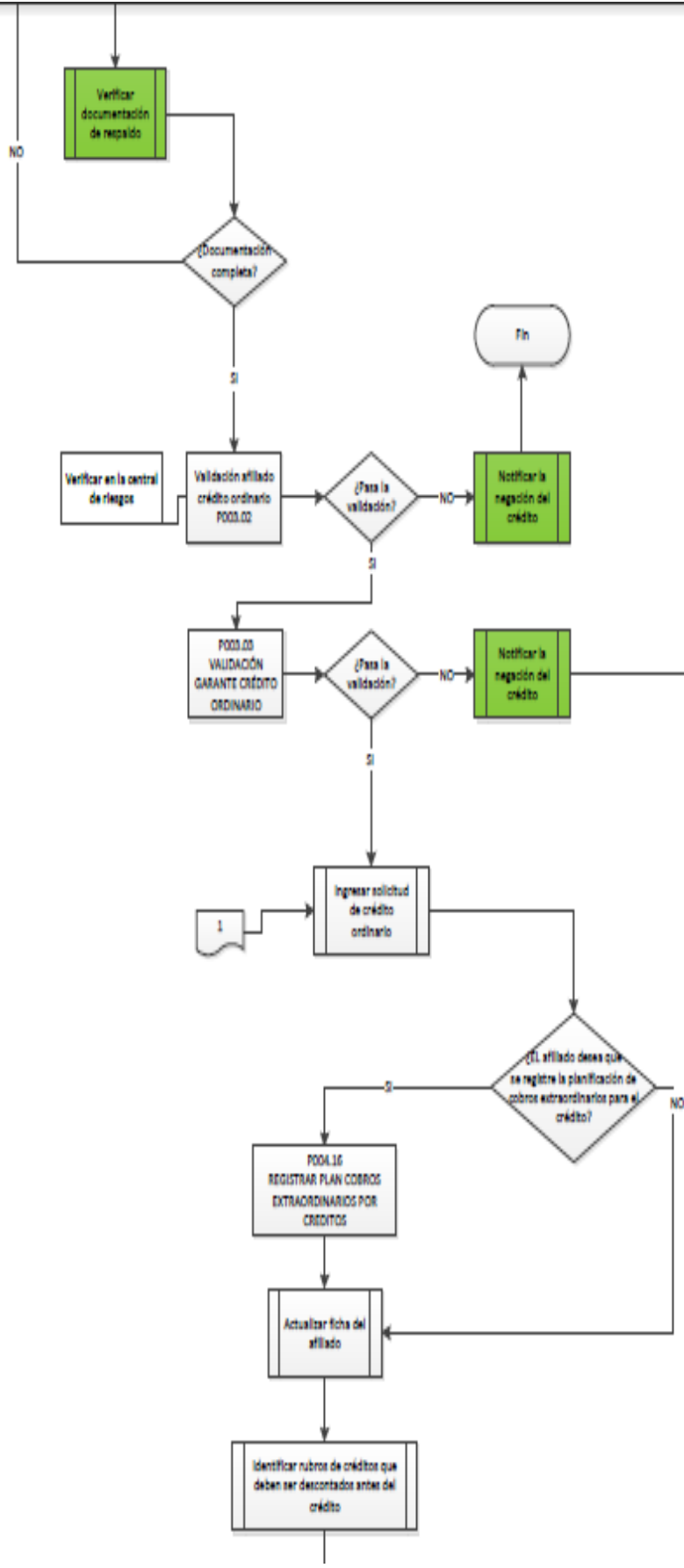
Zúñiga, C. (s.f.). *Breve aproximación a la técnica de árbol de decisiones*. Obtenido de Breve aproximación a la técnica de árbol de decisiones:  
<http://niefcz.files.wordpress.com/2011/07/breve-aproximacion-a-la-tecnica-de-arbol-de-decisiones.pdf>

## **ANEXOS**

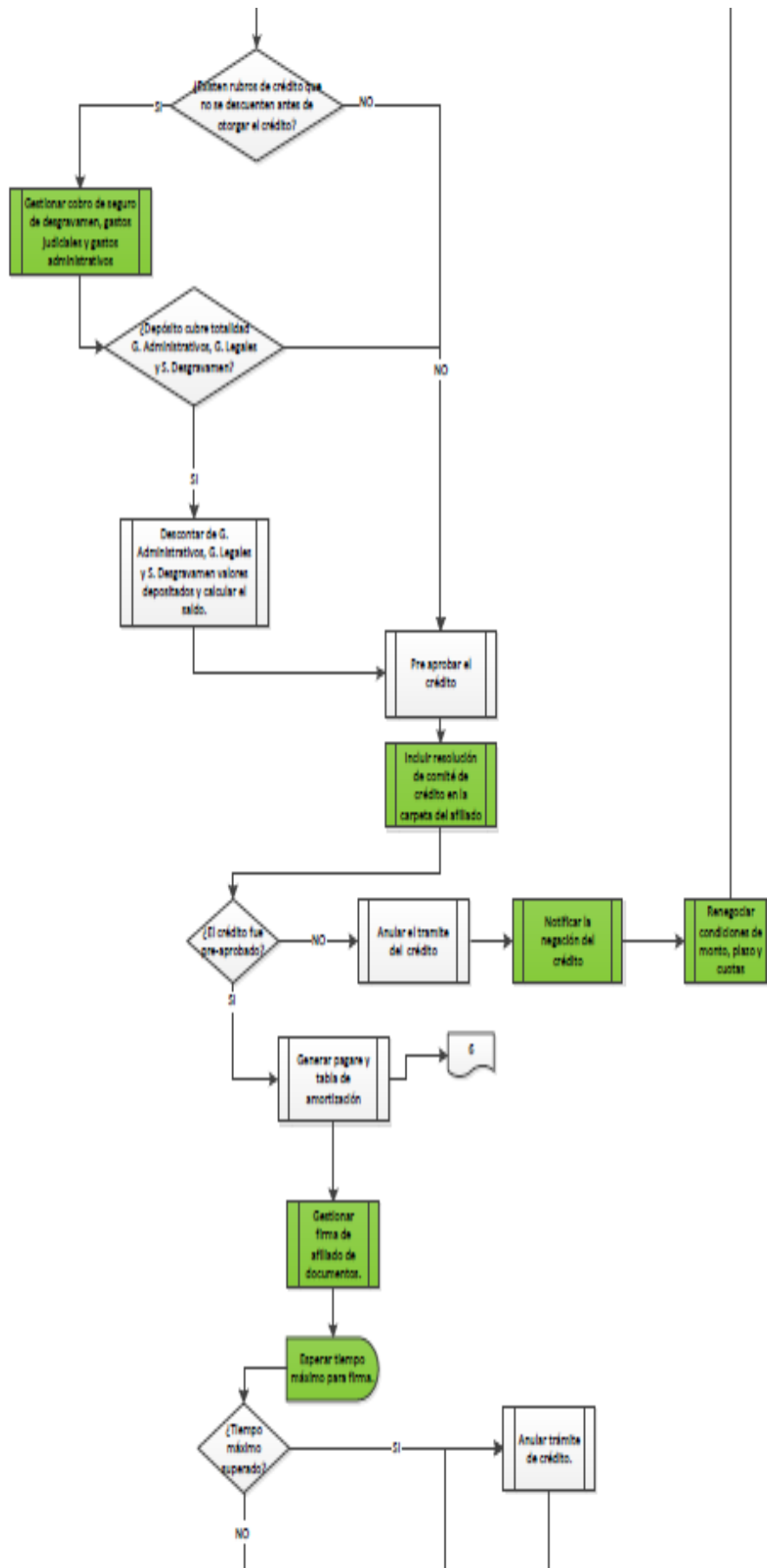
## ANEXO A

### ANEXO A Proceso de Crédito (Crédito Ordinario)

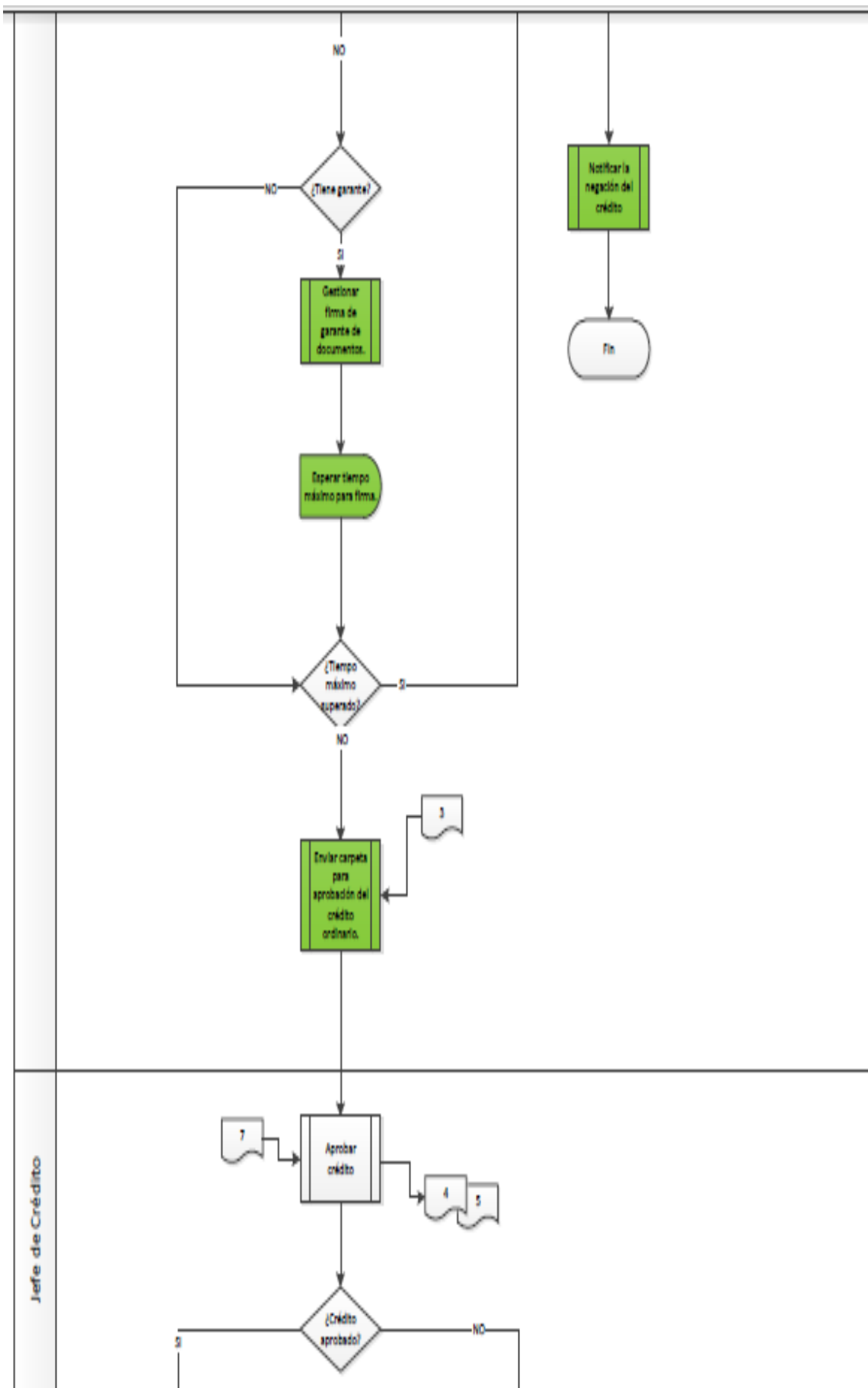


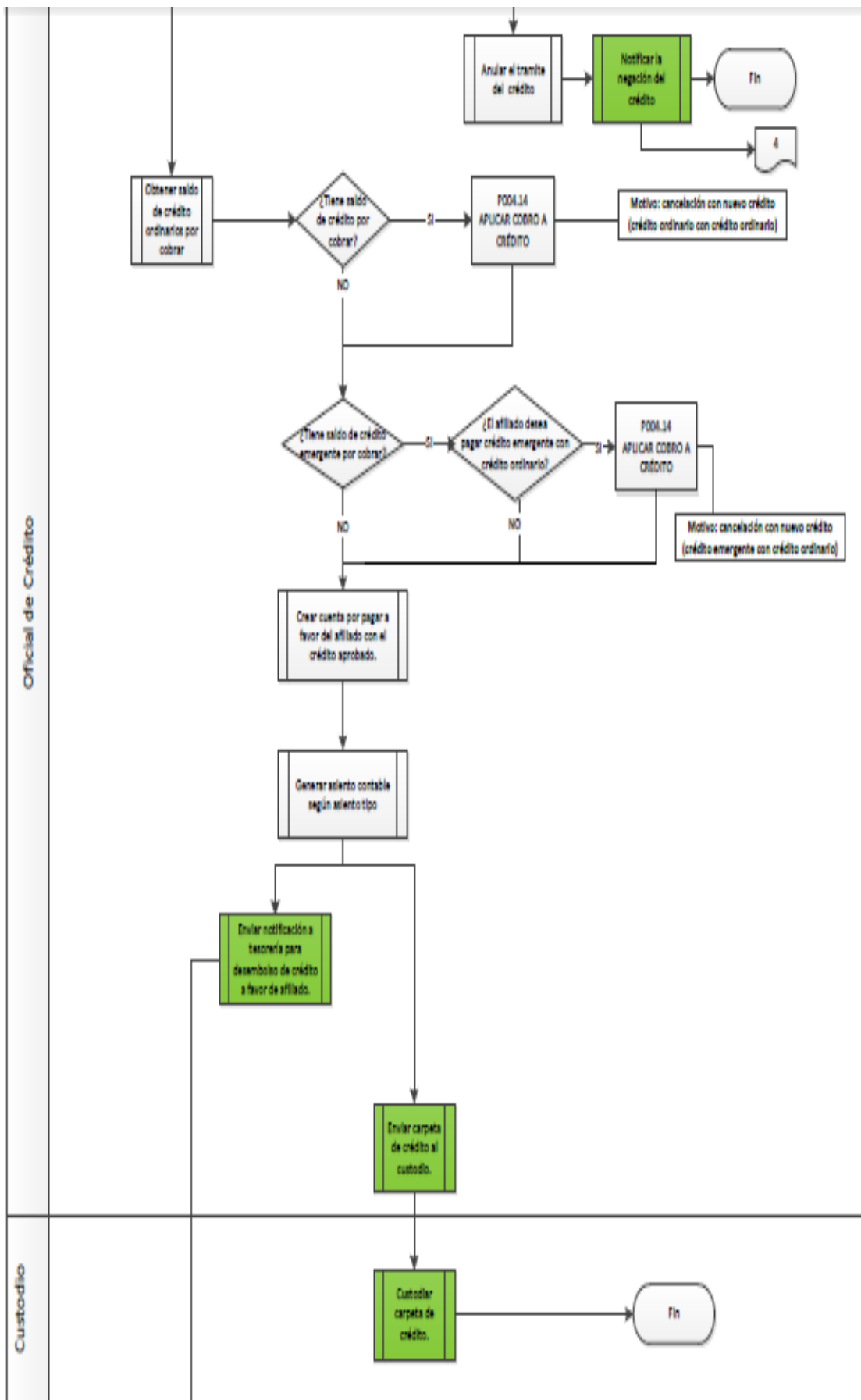


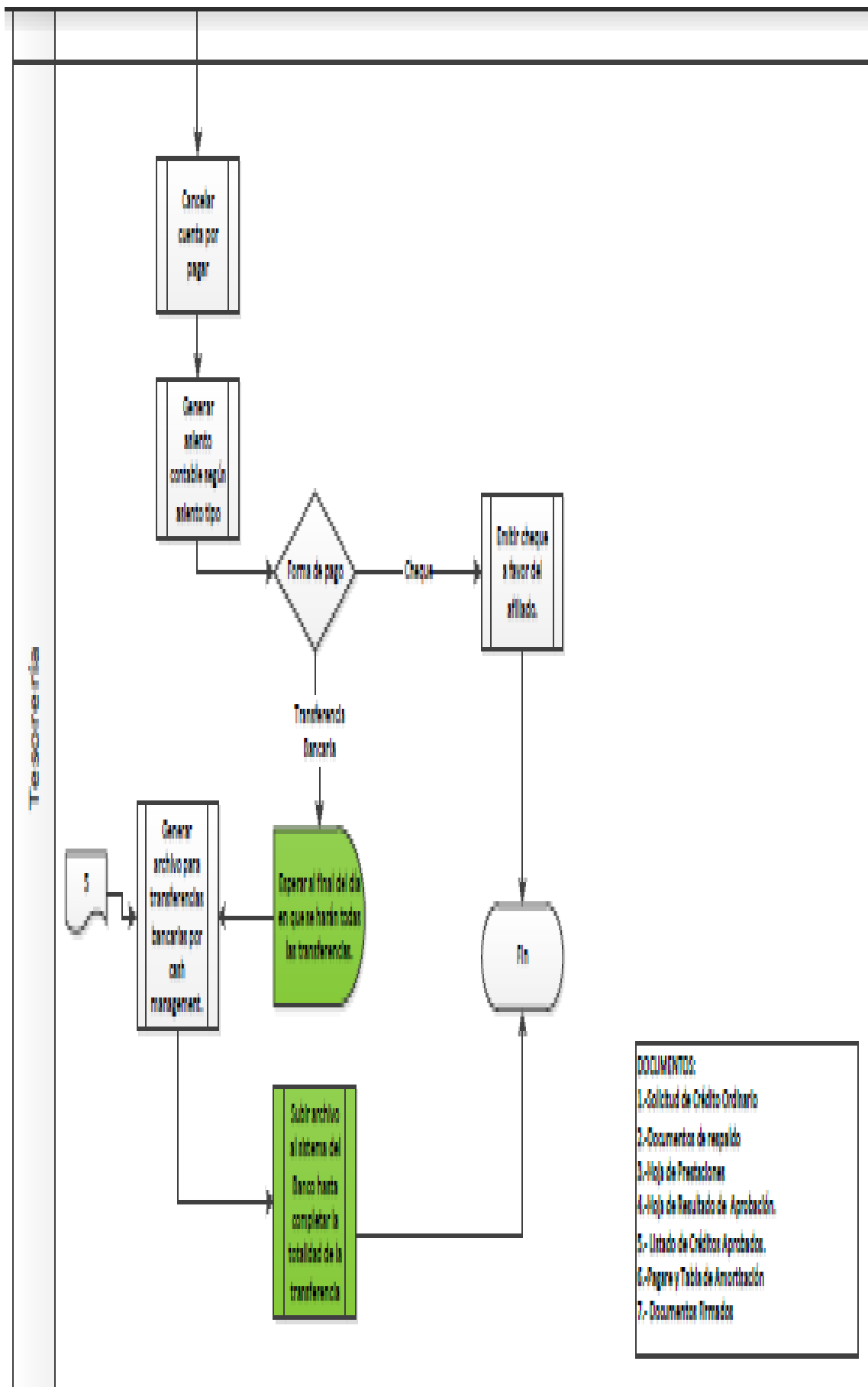
Oficial de Crédito





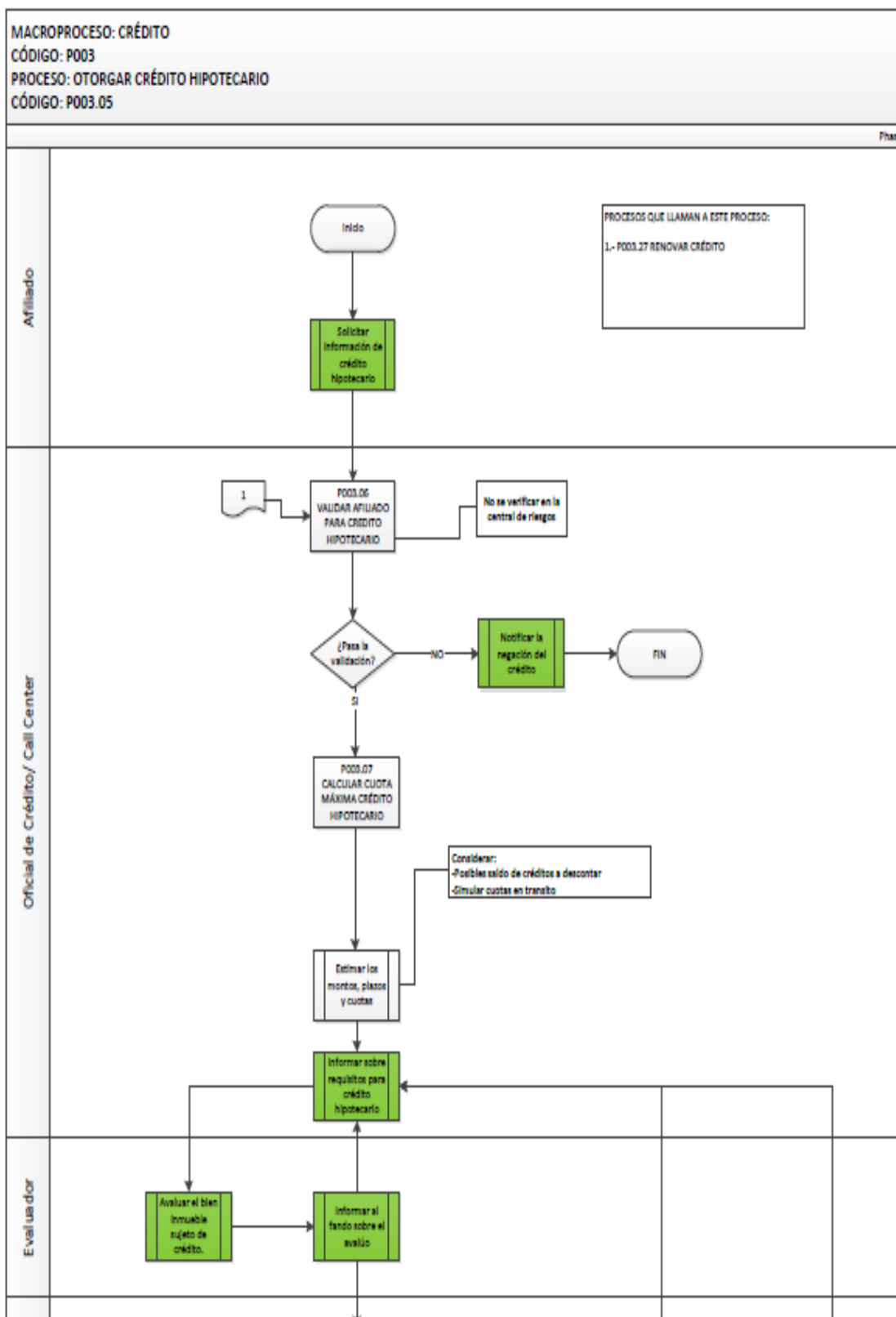


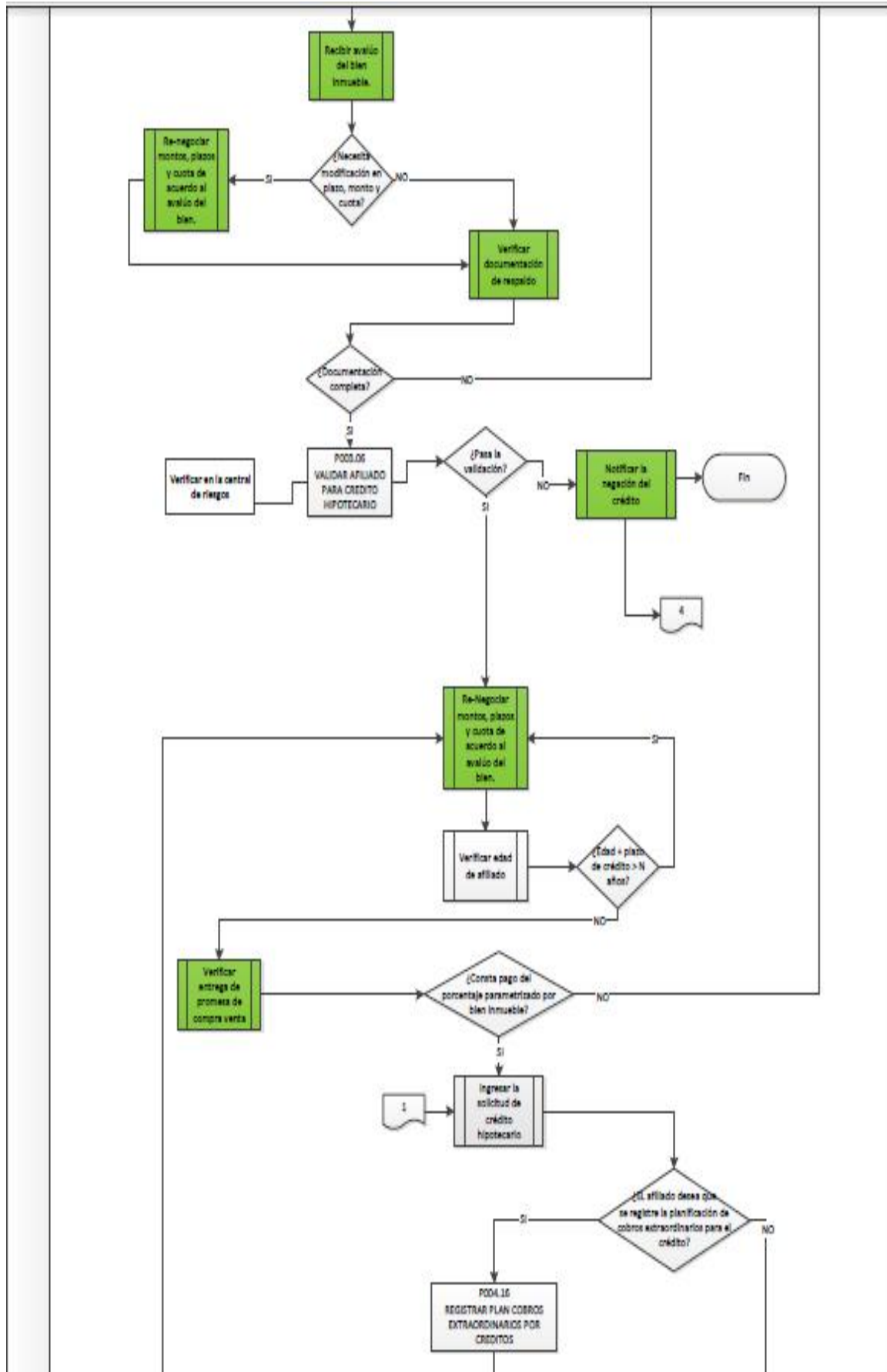




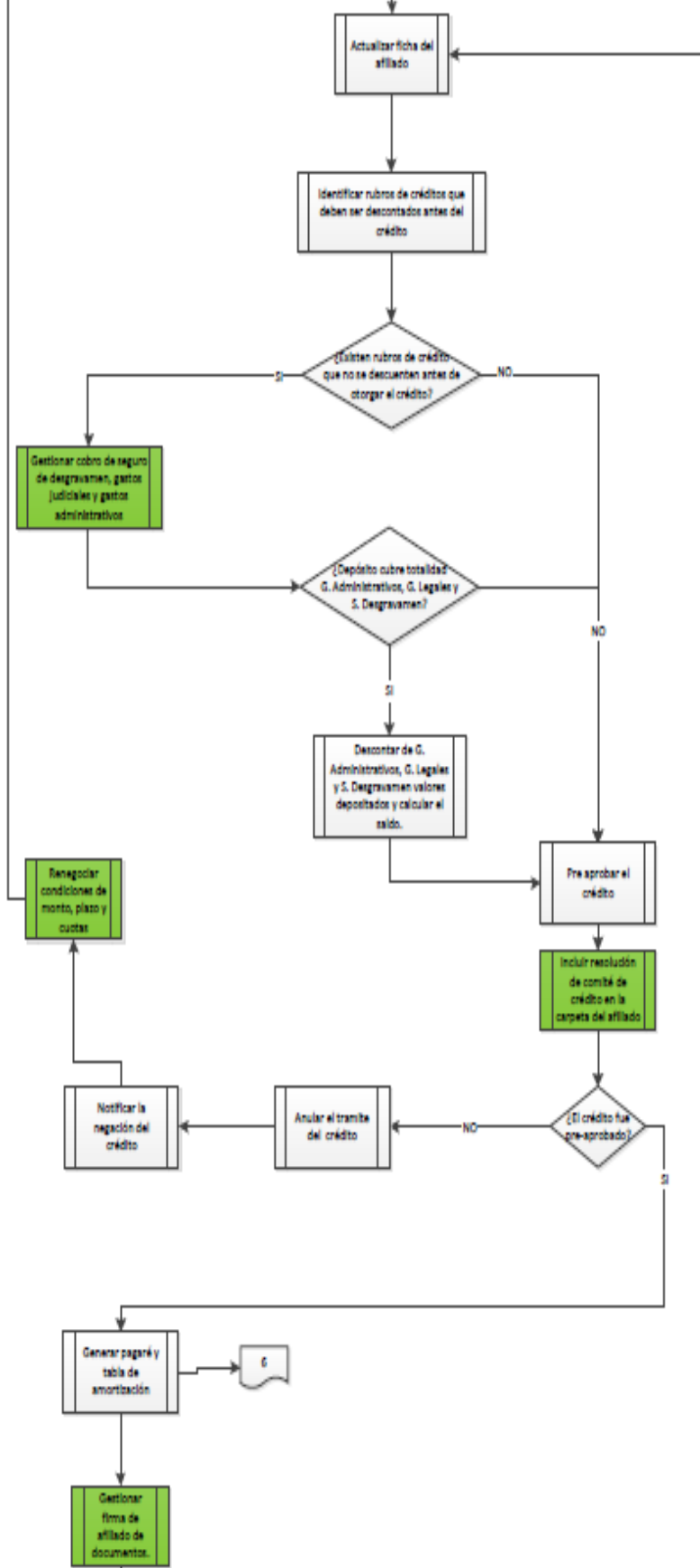
## ANEXO B

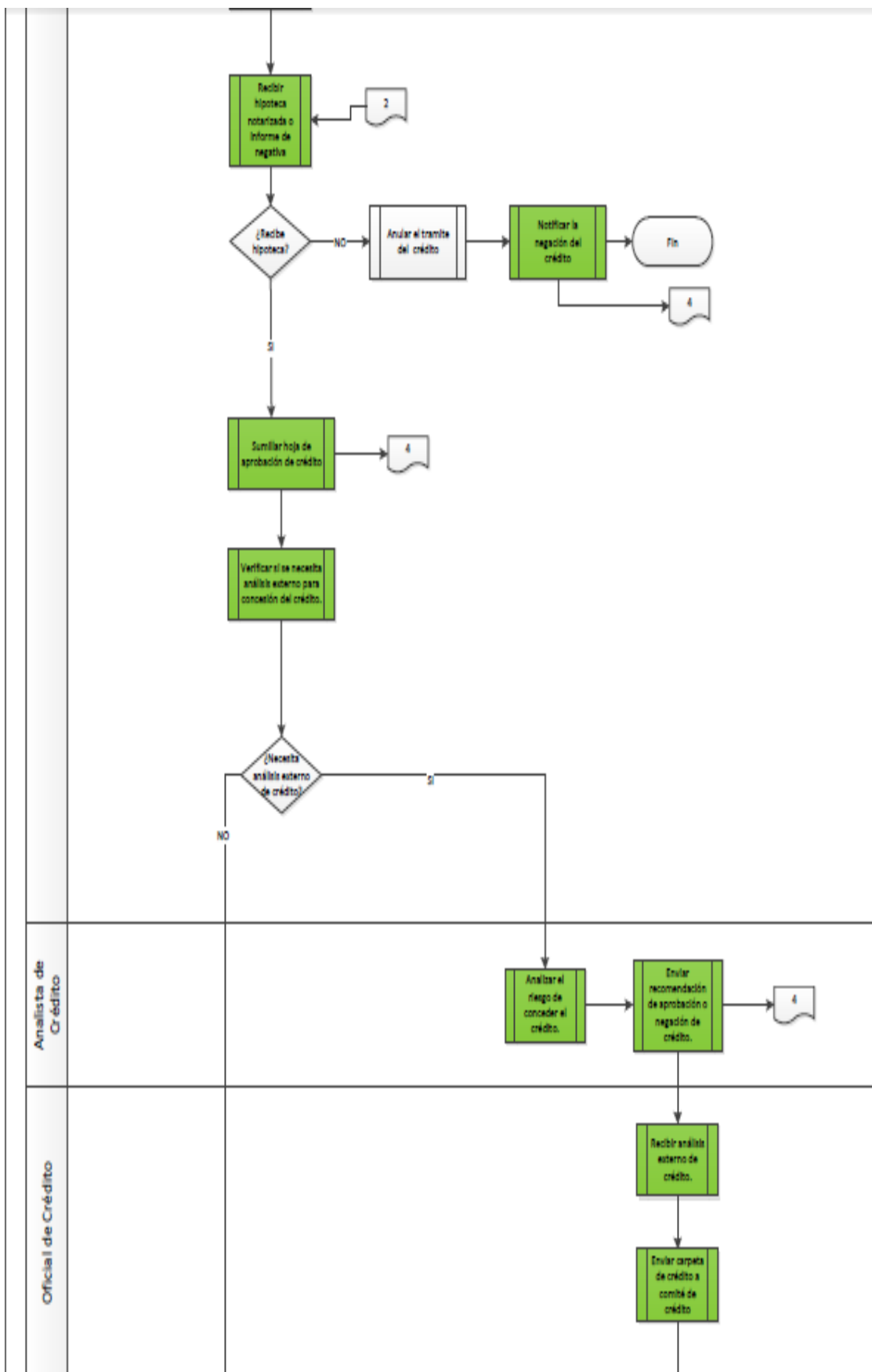
### ANEXO B Proceso de Crédito (Crédito Hipotecario)

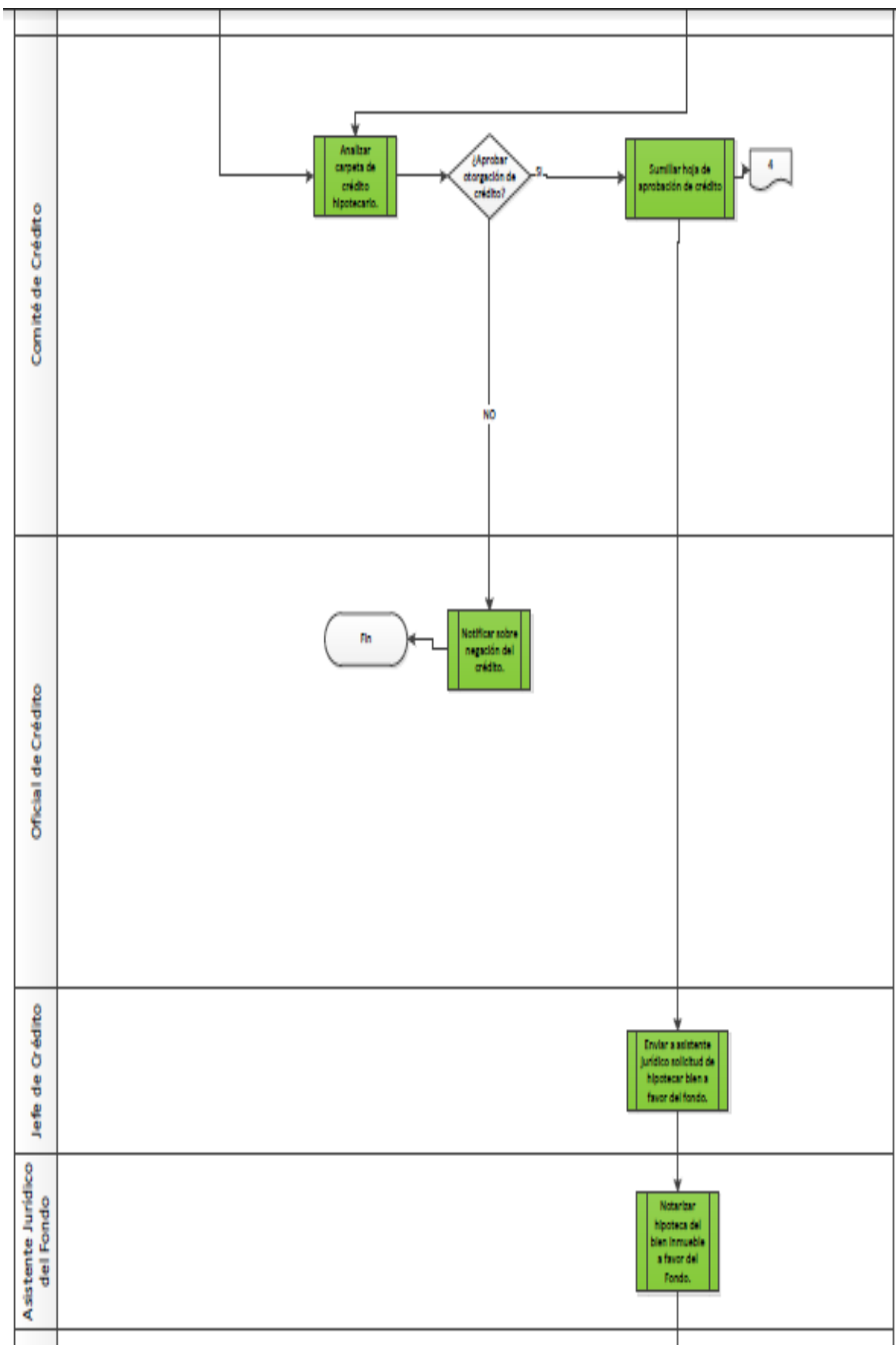




Oficial de Crédito

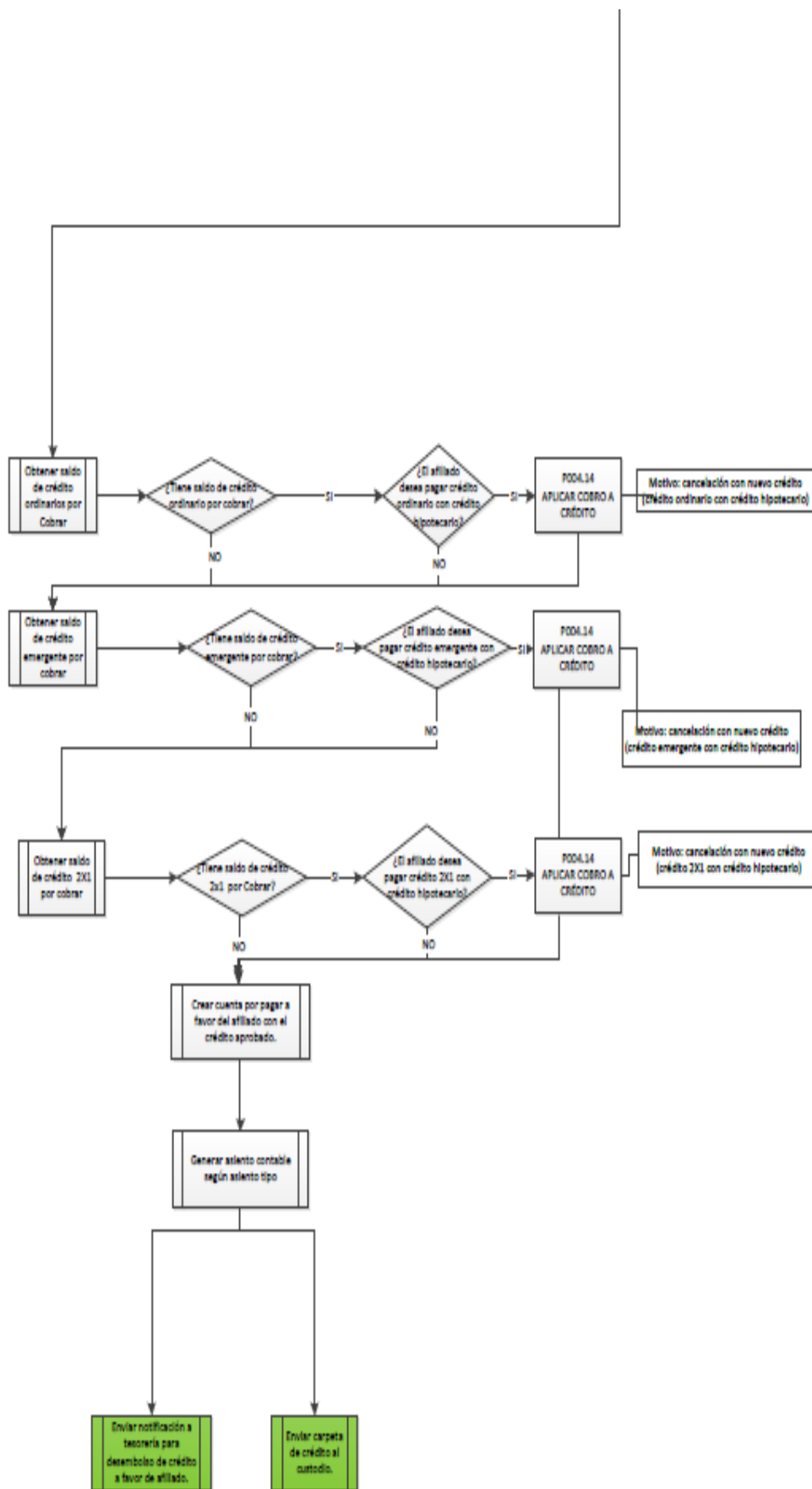


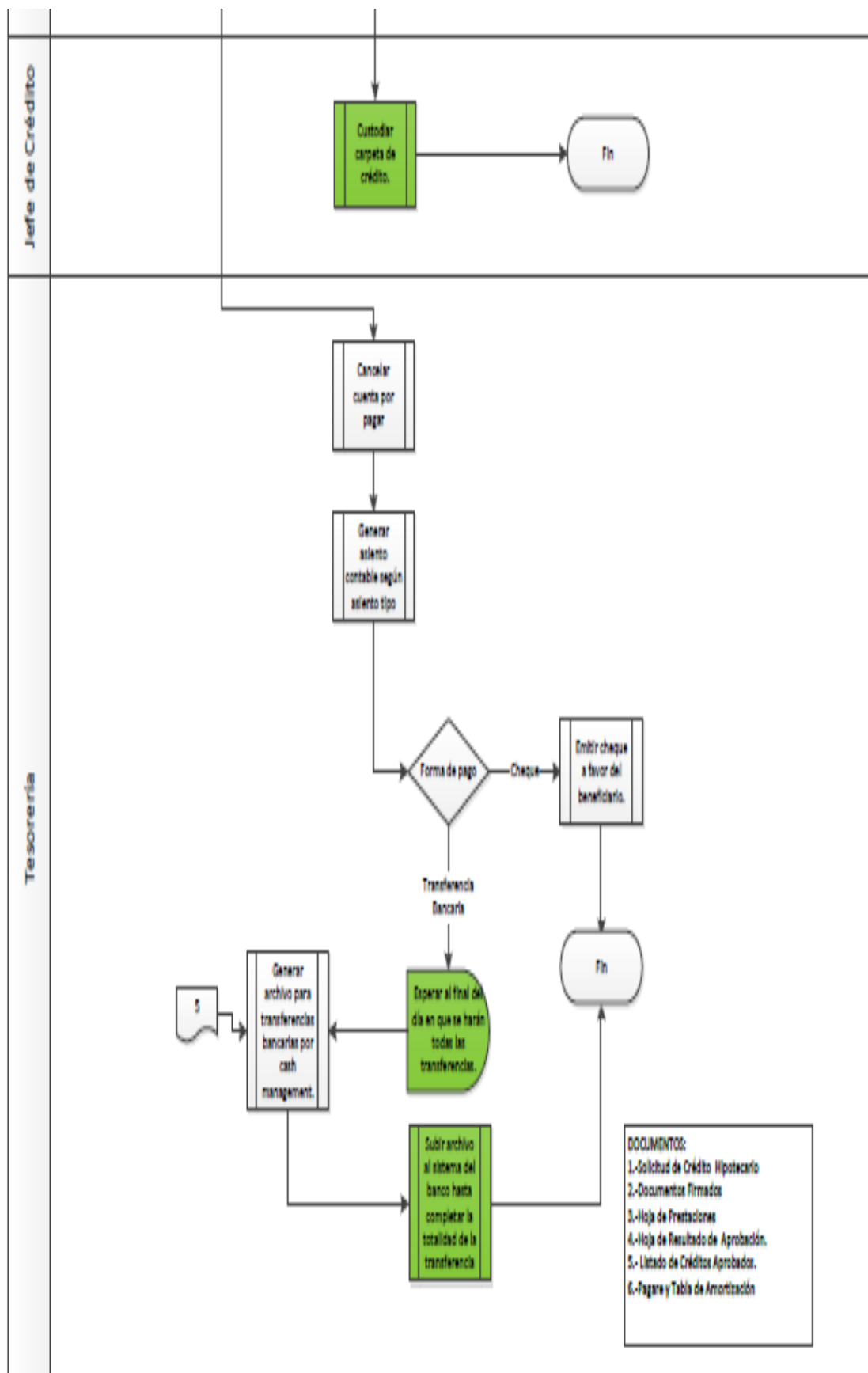






Oficial de Crédito





## ANEXO C

## ANEXO C Análisis univariado de las Variables Cuantitativas

Estadísticos					
	N		Media	Mediana	Moda
	Válidos	Perdidos			
Monto de cuenta individual a la fecha	9121	0	7977,9994	7840,8400	,00
Cuota Estimada en Capremci	9121	0	124,4680	98,3400	98,02 <sup>a</sup>
Fecha de ingreso al fondo	9121	0	27-MAR-1995	01-JUL-1997	01-JAN-2008
MAYOR PLAZO VENCIDO	9121	0			
FECHA MAYOR PLAZO VENCIDO	9121	0			
MAYOR VALOR VENCIDO	9121	0	573,7145	,0000	,00
ENDEUDAMIENTO PROMEDIO	9121	0	5126,4869	2258,0000	,00
CUOTA ESTIMADA EN BUR0	9121	0	581,9922	281,0000	,00
Calificación asignada	9121	0			
Ingreso Neto	9121	0	1005,02	1019,00	482
Asignación Cupo Final Según Buró	9121	0	4521,92	4840,00	0
Capacidad de Pago según Buró	9121	0	402,03	437,00	0
Información según el sistema a que pertenece	9121	0			
Ciudad de residencia o trabajo actual	9121	0			
Saldo total vencido en el sistema financiero	9121	0	507,9512	,0000	,00

<b>Monto total de deuda en el sistema financiero (incluye deuda vencida, castigada, demanda, no devenga y por vencer)</b>	<b>9121</b>	<b>0</b>	<b>5945,9356</b>	<b>2385,0000</b>	<b>,00</b>
<b>Valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte (incluye no devenga, castigo, judicial)</b>	<b>9121</b>	<b>0</b>	<b>183,4166</b>	<b>,0000</b>	<b>,00</b>
<b>Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo</b>	<b>9121</b>	<b>0</b>	<b>1,3986</b>	<b>1,0000</b>	<b>1,00</b>

<b>Estadísticos</b>				
	<b>Desv. típ.</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Suma</b>
<b>Monto de cuenta individual a la fecha</b>	<b>4802,23832</b>	<b>,00</b>	<b>30579,69</b>	<b>72767332,22</b>
<b>Cuota Estimada en Capremci</b>	<b>75,77550</b>	<b>12,36</b>	<b>851,49</b>	<b>1135272,43</b>
<b>Fecha de ingreso al fondo</b>	<b>3992 09:11:09,682</b>	<b>01-SEP-1966</b>	<b>02-OCT-2013</b>	<b>1374028132 00:00:00</b>
<b>MAYOR PLAZO VENCIDO</b>				
<b>FECHA MAYOR PLAZO VENCIDO</b>				
<b>MAYOR VALOR VENCIDO</b>	<b>2690,93369</b>	<b>,00</b>	<b>124645,00</b>	<b>5232850,00</b>
<b>ENDEUDAMIENTO PROMEDIO</b>	<b>10267,37887</b>	<b>,00</b>	<b>243963,00</b>	<b>46758687,00</b>
<b>CUOTA ESTIMADA EN BUR0</b>	<b>910,17737</b>	<b>,00</b>	<b>14114,00</b>	<b>5308351,00</b>
<b>Calificación asignada</b>				
<b>Ingreso Neto</b>	<b>534,777</b>	<b>-9132</b>	<b>3933</b>	<b>9166766</b>
<b>Asignación Cupo Final Según Buró</b>	<b>3095,098</b>	<b>0</b>	<b>21766</b>	<b>41244394</b>

<b>Capacidad de Pago según Buró</b>	<b>308,251</b>	<b>-4566</b>	<b>1967</b>	<b>3666913</b>
<b>Información según el sistema a que pertenece</b>				
<b>Ciudad de residencia o trabajo actual</b>				
<b>Saldo total vencido en el sistema financiero</b>	<b>2767,07101</b>	<b>,00</b>	<b>127256,00</b>	<b>4633023,00</b>
<b>Monto total de deuda en el sistema financiero (incluye deuda vencida, castigada, demanda, no devenga y por vencer)</b>	<b>13034,28853</b>	<b>,00</b>	<b>341084,00</b>	<b>54232879,00</b>
<b>Valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte (incluye no devenga, castigo, judicial)</b>	<b>1497,20512</b>	<b>,00</b>	<b>31475,00</b>	<b>1672943,00</b>
<b>Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo</b>	<b>,48965</b>	<b>1,00</b>	<b>2,00</b>	<b>12757,00</b>

<b>Estadísticos</b>			
	<b>Percentiles</b>		
	<b>25</b>	<b>50</b>	<b>75</b>
<b>Monto de cuenta individual a la fecha</b>	<b>4272,8200</b>	<b>7840,8400</b>	<b>11019,3050</b>
<b>Cuota Estimada en Capremci</b>	<b>69,5700</b>	<b>98,3400</b>	<b>164,2700</b>
<b>Fecha de ingreso al fondo</b>	<b>01-MAR-1985</b>	<b>01-JUL-1997</b>	<b>01-SEP-2004</b>
<b>MAYOR PLAZO VENCIDO</b>			
<b>FECHA MAYOR PLAZO VENCIDO</b>			
<b>MAYOR VALOR VENCIDO</b>	<b>,0000</b>	<b>,0000</b>	<b>166,0000</b>
<b>ENDEUDAMIENTO PROMEDIO</b>	<b>368,5000</b>	<b>2258,0000</b>	<b>5815,5000</b>
<b>CUOTA ESTIMADA EN BUR0</b>	<b>112,0000</b>	<b>281,0000</b>	<b>636,5000</b>

<b>Calificación asignada</b>			
<b>Ingreso Neto</b>	<b>715,00</b>	<b>1019,00</b>	<b>1269,00</b>
<b>Asignación Cupo Final Según Buró</b>	<b>2331,50</b>	<b>4840,00</b>	<b>6507,00</b>
<b>Capacidad de Pago según Buró</b>	<b>211,00</b>	<b>437,00</b>	<b>588,00</b>
<b>Información según el sistema a que pertenece</b>			
<b>Ciudad de residencia o trabajo actual</b>			
<b>Saldo total vencido en el sistema financiero</b>	<b>,0000</b>	<b>,0000</b>	<b>,0000</b>
<b>Monto total de deuda en el sistema financiero (incluye deuda vencida, castigada, demanda, no devenga y por vencer)</b>	<b>68,0000</b>	<b>2385,0000</b>	<b>6743,0000</b>
<b>Valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte (incluye no devenga, castigo, judicial)</b>	<b>,0000</b>	<b>,0000</b>	<b>,0000</b>
<b>Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo</b>	<b>1,0000</b>	<b>1,0000</b>	<b>2,0000</b>

a. Existen varias modas. Se mostrará el menor de los valores.

## ANEXO D

## ANEXO D Análisis univariado Variables Cualitativas

Variable Estado Civil.-

		Estado Civil			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	SIN INFORMACION	6486	71,1	71,1	71,1
	SOLTERO	606	6,6	6,6	77,8
	CASADO	1671	18,3	18,3	96,1
	VIUDO	58	,6	,6	96,7
	DIVORCIADO	278	3,0	3,0	99,8
	UNION LIBRE	20	,2	,2	100,0
	Total	9119	100,0	100,0	
Perdidos	Sistema	2	,0		
Total		9121	100,0		

Descriptivos				
			Estadístico	Error típ.
Estado Civil	Media		1,58	,011
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	1,56	
		Límite superior	1,61	
	Media recortada al 5%		1,46	
	Mediana		1,00	
	Varianza		1,057	
	Desv. típ.		1,028	
	Mínimo		1	

	Máximo	6	
	Rango	5	
	Amplitud intercuartil	1	
	Asimetría	1,725	,026
	Curtosis	2,386	,051

		Percentiles						
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Estado Civil	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	3,00	3,00
Bisagras de Tukey	Estado Civil			1,00	1,00	2,00		

### Variable Genero.-

		Sexo del partcipe			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	FEMENINO	3627	39,8	39,8	39,8
	MASCULINO	5494	60,2	60,2	100,0
	Total	9121	100,0	100,0	



Descriptivos				
			Estadístico	Error típ.
Sexo del partcipe	Media		1,60	,005
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	1,59	
		Límite superior	1,61	
	Media recortada al 5%		1,61	
	Mediana		2,00	
	Varianza		,240	
	Desv. típ.		,489	
	Mínimo		1	
	Máximo		2	
	Rango		1	
	Amplitud intercuartil		1	
	Asimetría		-,418	,026
	Curtosis		-1,825	,051

Percentiles								
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Sexo del partcipe	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00	2,00
Bisagras de Tukey	Sexo del partcipe			1,00	2,00	2,00		

**Variable Clase de Vivienda.-**

		Clase de vivienda			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	OTRA	6769	74,2	74,2	74,2
	PROPIA	1244	13,6	13,6	87,9
	VIVE CON FAMILIARES	262	2,9	2,9	90,7
	ANTICRESIS	552	6,1	6,1	96,8
	ARRENDADA	294	3,2	3,2	100,0
	<b>Total</b>	<b>9121</b>	<b>100,0</b>	<b>100,0</b>	

Descriptivos				
			Estadístico	Error típ.
Clase de vivienda	Media		1,50	,011
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	1,48	
		Límite superior	1,53	
	Media recortada al 5%		1,36	
	Mediana		1,00	
	Varianza		1,057	
	Desv. típ.		1,028	
	Mínimo		1	
	Máximo		5	
	Rango		4	
	Amplitud intercuartil		1	
	Asimetría		2,148	,026
	Curtosis		3,587	,051

		Percentiles						
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Clase de vivienda	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	3,00	4,00
Bisagras de Tukey	Clase de vivienda			1,00	1,00	2,00		

**Variable Nivel de Educación.-**

		Nivel de Educación			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	PRIMARIA	794	8,7	8,7	8,7
	SECUNDARIA	658	7,2	7,2	15,9
	SUPERIOR	520	5,7	5,7	21,6
	TECNICO	167	1,8	1,8	23,5
	POSTGRADO	92	1,0	1,0	24,5
	NO INFORMADA	6890	75,5	75,5	100,0
	Total	9121	100,0	100,0	

<b>Descriptivos</b>				
			<b>Estadístico</b>	<b>Error típ.</b>
<b>Nivel de Educación</b>	<b>Media</b>		<b>5,06</b>	<b>,018</b>
	<b>Intervalo de confianza para la media al 95%</b>	<b>Límite inferior</b>	<b>5,02</b>	
		<b>Límite superior</b>	<b>5,09</b>	
	<b>Media recortada al 5%</b>		<b>5,23</b>	
	<b>Mediana</b>		<b>6,00</b>	
	<b>Varianza</b>		<b>3,041</b>	
	<b>Desv. típ.</b>		<b>1,744</b>	
	<b>Mínimo</b>		<b>1</b>	
	<b>Máximo</b>		<b>6</b>	
	<b>Rango</b>		<b>5</b>	
	<b>Amplitud intercuartil</b>		<b>0</b>	
	<b>Asimetría</b>		<b>-1,466</b>	<b>,026</b>
	<b>Curtosis</b>		<b>,416</b>	<b>,051</b>

<b>Percentiles</b>								
		<b>Percentiles</b>						
		<b>5</b>	<b>10</b>	<b>25</b>	<b>50</b>	<b>75</b>	<b>90</b>	<b>95</b>
<b>Promedio ponderado(definición 1)</b>	<b>Nivel de Educación</b>	<b>1,00</b>	<b>2,00</b>	<b>6,00</b>	<b>6,00</b>	<b>6,00</b>	<b>6,00</b>	<b>6,00</b>
<b>Bisagras de Tukey</b>	<b>Nivel de Educación</b>			<b>6,00</b>	<b>6,00</b>	<b>6,00</b>		

**Variable Cargo que Desempeña.-**

Cargo que desempeña en su trabajo					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	PROFESIONAL	24	,3	,3	,3
	ANALISTA	4	,0	,0	,3
	ASISTENTE	8	,1	,1	,4
	AUXILIAR	51	,6	,6	1,0
	NO ESPECIFICA	9032	99,0	99,0	100,0
	Total	9119	100,0	100,0	
Perdidos	Sistema	2	,0		
Total		9121	100,0		

Descriptivos				
			Estadístico	Error típ.
Cargo que desempeña en su trabajo	Media		4,98	,002
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	4,98	
		Límite superior	4,99	
	Media recortada al 5%		5,00	
	Mediana		5,00	
	Varianza		,055	
	Desv. típ.		,234	
	Mínimo		1	
	Máximo		5	
	Rango		4	
	Amplitud intercuartil		0	
	Asimetría		-14,796	,026
	Curtosis		235,042	,051

		Percentiles						
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Cargo que desempeña en su trabajo	5,00	5,00	5,00	5,00	5,00	5,00	5,00
Bisagras de Tukey	Cargo que desempeña en su trabajo			5,00	5,00	5,00		

### Variable Edad.-

Resumen del procesamiento de los casos						
	Casos					
	Válidos		Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Edad	9023	98,9%	98	1,1%	9121	100,0%

Descriptivos				
		Estadístico	Error típ.	
Edad	Media	51,60	,115	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	51,37	
		Límite superior	51,82	
	Media recortada al 5%	51,66		
	Mediana	52,49		
	Varianza	119,367		
	Desv. típ.	10,926		
	Mínimo	3		
	Máximo	116		
Rango	113			

	Amplitud intercuartil	16	
	Asimetría	-,005	,026
	Curtosis	,728	,052

		Percentiles						
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Edad	33,38	36,54	43,57	52,49	59,66	65,17	68,16
Bisagras de Tukey	Edad			43,57	52,49	59,66		

### Variable Exclusividad.-

		EXCLUSIVIDAD			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	1333	14,6	14,6	14,6
	2	7788	85,4	85,4	100,0
	Total	9121	100,0	100,0	

### Variable Tipo de Crédito.-

		Clase de crédito			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Ordinario	5602	61,4	61,4	61,4
	Emergente	3352	36,8	36,8	98,2
	2 por 1	165	1,8	1,8	100,0
	Hipotecario	2	,0	,0	100,0
	Total	9121	100,0	100,0	

Descriptivos				
		Estadístico	Error típ.	
Clase de crédito	Media	1,40	,006	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	1,39	
		Límite superior	1,42	
	Media recortada al 5%	1,37		
	Mediana	1,00		
	Varianza	,278		
	Desv. típ.	,528		
	Mínimo	1		
	Máximo	4		
	Rango	3		
	Amplitud intercuartil	1		
	Asimetría	,779	,026	
	Curtosis	-,548	,051	

Percentiles								
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Clase de crédito	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00
Bisagras de Tukey	Clase de crédito			1,00	1,00	2,00		

Variable Rangos de montos de sueldo.-



Monto del sueldo mensual					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	SIN INFORMACION	841	9,2	9,2	9,2
	240-500	1040	11,4	11,4	20,6
	501-1000	5501	60,3	60,3	80,9
	1001-1500	1393	15,3	15,3	96,2
	1501-2000	297	3,3	3,3	99,5
	2001-2500	41	,4	,4	99,9
	2501 EN ADELANTE	8	,1	,1	100,0
	Total	9121	100,0	100,0	

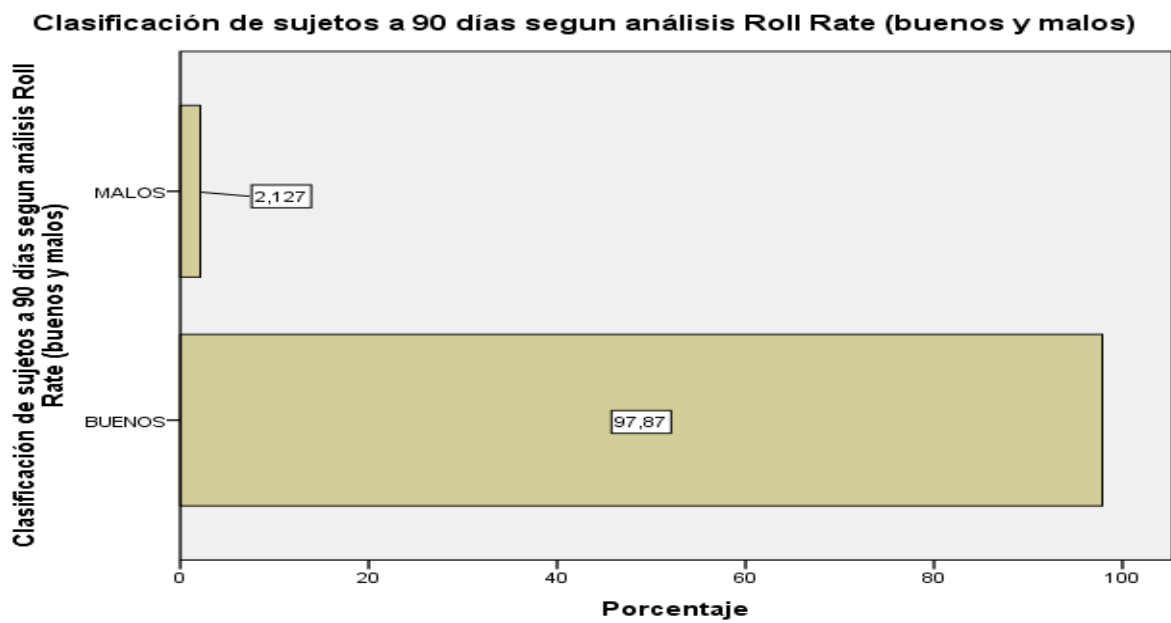
Descriptivos				
			Estadístico	Error típ.
Monto del sueldo mensual	Media		2,9364	,00946
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	2,9179	
		Límite superior	2,9550	
	Media recortada al 5%		2,9358	
	Mediana		3,0000	
	Varianza		,816	
	Desv. típ.		,90352	
	Mínimo		1,00	
	Máximo		7,00	
	Rango		6,00	
	Amplitud intercuartil		,00	
	Asimetría		-,142	,026
	Curtosis		1,211	,051

		Percentiles						
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado(definición 1)	Monto del sueldo mensual	1,000 0	2,000 0	3,000 0	3,000 0	3,000 0	4,000 0	4,000 0
Bisagras de Tukey	Monto del sueldo mensual			3,000 0	3,000 0	3,000 0		

**Variable Dependiente Incumplimiento.-**

Estadísticos									
Clasificación de sujetos a 90 días según análisis Roll Rate (buenos, indeterminados y malos)									
N		Media	Mediana	Moda	Desv. típ.	Varianza	Mínimo	Máximo	Suma
Válidos	Perdidos								
9028	0	1,0425	1,0000	1,00	,28856	,083	1,00	3,00	9412,00

Clasificación de sujetos a 90 días según análisis Roll Rate (buenos y malos)					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	BUENOS	8836	97,9	97,9	97,9
	MALOS	192	2,1	2,1	100,0
	Total	9028	100,0	100,0	



## ANEXO E

### ANEXO E Análisis bivariado de las Variables Cualitativas y Cuantitativas

#### Estado Civil.-

Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Estado Civil					
			Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)		Total
			BUENOS	MALOS	
Estado Civil	SIN INFORMACION	N	6.295	142	6.437
		% SUJETOS CLASIF.	71,3%	74,0%	71,3%
	SOLTERO	N	586	12	598
		% SUJETOS CLASIF.	6,6%	6,2%	6,6%
	CASADO	N	1.614	27	1.641
		% SUJETOS CLASIF.	18,3%	14,1%	18,2%
	VIUDO	N	56	1	57
		% SUJETOS CLASIF.	0,6%	0,5%	0,6%
	DIVORCIADO	N	263	10	273
		% SUJETOS CLASIF.	3,0%	5,2%	3,0%
	UNION LIBRE	N	20	0	20
		% SUJETOS CLASIF.	0,2%	0,0%	0,2%
	Total	N	8.834	192	9.026
		% SUJETOS CLASIF.	100,0%	100,0%	100,0%

<b>Pruebas de chi-cuadrado</b>			
	<b>Valor</b>	<b>gl</b>	<b>Sig. asintótica (bilateral)</b>
<b>Chi-cuadrado de Pearson</b>	<b>5,629<sup>a</sup></b>	<b>5</b>	<b>,344</b>
<b>Razón de verosimilitudes</b>	<b>5,666</b>	<b>5</b>	<b>,340</b>
<b>Asociación lineal por lineal</b>	<b>,032</b>	<b>1</b>	<b>,857</b>
<b>N de casos válidos</b>	<b>9026</b>		

**a. 2 casillas (16,7%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5.  
La frecuencia mínima esperada es ,43.**

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (estado civil) no arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); además cabe agregar que el mayor número de datos se ubica en la opción sin información, por lo que esta variable se rechaza para el modelo.

### **Género.-**

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Sexo del participe</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>Sexo del participe</b>	<b>FEMENINO</b>	<b>N</b>	<b>3.528</b>	<b>66</b>	<b>3.594</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>39,9%</b>	<b>34,4%</b>	<b>39,8%</b>
	<b>MASCULIN O</b>	<b>N</b>	<b>5.308</b>	<b>126</b>	<b>5.434</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>60,1%</b>	<b>65,6%</b>	<b>60,2%</b>
<b>Total</b>		<b>N</b>	<b>8.836</b>	<b>192</b>	<b>9.028</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>

Pruebas de chi-cuadrado					
	Valor	Gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	2,418 <sup>a</sup>	1	,120		
Corrección por continuidad <sup>b</sup>	2,192	1	,139		
Razón de verosimilitudes	2,460	1	,117		
Estadístico exacto de Fisher				,136	,068
Asociación lineal por lineal	2,418	1	,120		
N de casos válidos	9028				
a. 0 casillas (0,0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 76,43.					
b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.					

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (sexo del partícipe) no arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable se rechaza para el modelo.

#### Clase de Vivienda.-

Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Clase de vivienda					
			Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)		Total
			BUENOS	MALOS	
Clase de vivienda	OTRA	N	6.566	147	6.713
		% SUJETOS CLASIF.	74,3%	76,6%	74,4%
	PROPIA	N	1.210	14	1.224
		% SUJETOS CLASIF.	13,7%	7,3%	13,6%

	VIVE CON FAMILIARES	N	248	9	257
		% SUJETOS CLASIF.	2,8%	4,7%	2,8%
	ANTICRESIS	N	532	15	547
		% SUJETOS CLASIF.	6,0%	7,8%	6,1%
	ARRENDADA	N	280	7	287
		% SUJETOS CLASIF.	3,2%	3,6%	3,2%
Total		N	8.836	192	9.028
		% SUJETOS CLASIF.	100,0%	100,0%	100,0%

Pruebas de chi-cuadrado			
	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	9,275 <sup>a</sup>	4	,055
Razón de verosimilitudes	9,943	4	,041
Asociación lineal por lineal	,385	1	,535
N de casos válidos	9028		
a. 0 casillas (0,0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 5,47.			

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (clase de vivienda) no arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable se rechaza para el modelo, además que el 74.3% del total de los datos son atípicos.

**Nivel de Educación.-**

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Nivel de Educación</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>Nivel de Educación</b>	<b>PRIMARIA</b>	<b>N</b>	<b>770</b>	<b>16</b>	<b>786</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>8,7%</b>	<b>8,3%</b>	<b>8,7%</b>
	<b>SECUNDA RIA</b>	<b>N</b>	<b>632</b>	<b>14</b>	<b>646</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>7,2%</b>	<b>7,3%</b>	<b>7,2%</b>
	<b>SUPERIOR</b>	<b>N</b>	<b>503</b>	<b>9</b>	<b>512</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>5,7%</b>	<b>4,7%</b>	<b>5,7%</b>
	<b>TECNICO</b>	<b>N</b>	<b>161</b>	<b>2</b>	<b>163</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>1,8%</b>	<b>1,0%</b>	<b>1,8%</b>
	<b>POSTGRA DO</b>	<b>N</b>	<b>86</b>	<b>1</b>	<b>87</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>1,0%</b>	<b>0,5%</b>	<b>1,0%</b>
	<b>NO INFORMA</b>	<b>N</b>	<b>6684</b>	<b>150</b>	<b>6834</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>75,6%</b>	<b>78,1%</b>	<b>75,7%</b>
	<b>Total</b>	<b>N</b>	<b>8836</b>	<b>192</b>	<b>9028</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>



Pruebas de chi-cuadrado			
	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	1,557 <sup>a</sup>	5	,906
Razón de verosimilitudes	1,768	5	,880
Asociación lineal por lineal	,252	1	,616
N de casos válidos	9028		
a. 2 casillas (16,7%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 1,85.			

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (nivel de educación) no arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); además cabe agregar que el mayor número de datos se ubica en la opción no informa, por lo que esta variable se rechaza para el modelo.

**Cargo que Desempeña.-** Esta variable a pesar de ser significativa no se la toma en cuenta para el modelo debido a que el 99.1 % (8.757 sujetos) no especificaron el cargo que desempeñan por lo que no se la incluye para el modelo.

**Número de Tarjetas de Crédito Activas.-**

Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * NUMERO DE TARJETAS					
			Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)		Total
			BUENOS	MALOS	
NUMERO DE TARJETAS	0	N	2432	71	2503
		% SUJETOS CLASIF.	27,5%	37,0%	27,7%
	1	N	2453	52	2505
		% SUJETOS CLASIF.	27,8%	27,1%	27,7%
	2	N	1623	26	1649
		% SUJETOS CLASIF.	18,4%	13,5%	18,3%

	3	N	1072	23	1095
		% SUJETOS CLASIF.	12,1%	12,0%	12,1%
	4	N	592	9	601
		% SUJETOS CLASIF.	6,7%	4,7%	6,7%
	5	N	350	6	356
		% SUJETOS CLASIF.	4,0%	3,1%	3,9%
	6	N	184	4	188
		% SUJETOS CLASIF.	2,1%	2,1%	2,1%
	7	N	74	0	74
		% SUJETOS CLASIF.	0,8%	0,0%	0,8%
	8	N	40	1	41
		% SUJETOS CLASIF.	0,5%	0,5%	0,5%
	9	N	13	0	13
		% SUJETOS CLASIF.	0,1%	0,0%	0,1%
	10	N	2	0	2
		% SUJETOS CLASIF.	0,0%	0,0%	0,0%
	11	N	1	0	1
		% SUJETOS CLASIF.	0,0%	0,0%	0,0%
	<b>Total</b>	N	8836	192	9028
		% SUJETOS CLASIF.	100,0%	100,0%	100,0%

<b>Pruebas de chi-cuadrado</b>			
	<b>Valor</b>	<b>gl</b>	<b>Sig. asintótica (bilateral)</b>
<b>Chi-cuadrado de Pearson</b>	<b>11,942<sup>a</sup></b>	<b>11</b>	<b>,368</b>
<b>Razón de verosimilitudes</b>	<b>13,676</b>	<b>11</b>	<b>,251</b>
<b>Asociación lineal por lineal</b>	<b>5,963</b>	<b>1</b>	<b>,015</b>
<b>N de casos válidos</b>	<b>9028</b>		

**a. 8 casillas (33,3%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es ,02.**

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (número de tarjetas de crédito activas) no arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable se rechaza para el modelo.

#### **Puntaje de Score en el Sistema Financiero Ecuatoriano.-**

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Score en el SFE</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>Score en el SFE</b>	<b>Rango 0 - 150</b>	<b>N</b>	<b>1.632</b>	<b>105</b>	<b>1.737</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>18,5%</b>	<b>54,7%</b>	<b>19,2%</b>
	<b>Rango 151 - 300</b>	<b>N</b>	<b>150</b>	<b>5</b>	<b>155</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>1,7%</b>	<b>2,6%</b>	<b>1,7%</b>
	<b>Rango 301 - 450</b>	<b>N</b>	<b>340</b>	<b>9</b>	<b>349</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>3,8%</b>	<b>4,7%</b>	<b>3,9%</b>
	<b>Rango 451 - 600</b>	<b>N</b>	<b>199</b>	<b>7</b>	<b>206</b>

		% SUJETOS CLASIF.	2,3%	3,6%	2,3%
	Rango 601 - 750	N	363	9	372
		% SUJETOS CLASIF.	4,1%	4,7%	4,1%
	Rango 751 - 900	N	844	10	854
		% SUJETOS CLASIF.	9,6%	5,2%	9,5%
	Rango 901 en adelante	N	5.308	47	5.355
		% SUJETOS CLASIF.	60,1%	24,5%	59,3%
Total		N	8.836	192	9.028
		% SUJETOS CLASIF.	100,0%	100,0%	100,0%

Pruebas de chi-cuadrado			
	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	174,993 <sup>a</sup>	6	,000
Razón de verosimilitudes	144,516	6	,000
Asociación lineal por lineal	167,240	1	,000
N de casos válidos	9028		
a. 2 casillas (14,3%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 3,30.			

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (puntaje de score en el sistema financiero ecuatoriano) si arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable será considerada para el modelo.

**Exclusividad.-**

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * EXCLUSIVIDAD</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>EXCLUSIVIDAD</b>	<b>Único</b>	<b>N</b>	<b>1.296</b>	<b>28</b>	<b>1.324</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>14,7%</b>	<b>14,6%</b>	<b>14,7%</b>
	<b>Compartido</b>	<b>N</b>	<b>7.540</b>	<b>164</b>	<b>7.704</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>85,3%</b>	<b>85,4%</b>	<b>85,3%</b>
<b>Total</b>		<b>N</b>	<b>8.836</b>	<b>192</b>	<b>9.028</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>

<b>Pruebas de chi-cuadrado</b>					
	<b>Valor</b>	<b>G1</b>	<b>Sig. asintótica (bilateral)</b>	<b>Sig. exacta (bilateral)</b>	<b>Sig. exacta (unilateral)</b>
<b>Chi-cuadrado de Pearson</b>	<b>,001<sup>a</sup></b>	<b>1</b>	<b>,974</b>		
<b>Corrección por continuidad<sup>b</sup></b>	<b>,000</b>	<b>1</b>	<b>1,000</b>		
<b>Razón de verosimilitudes</b>	<b>,001</b>	<b>1</b>	<b>,974</b>		
<b>Estadístico exacto de Fisher</b>				<b>1,000</b>	<b>,537</b>
<b>N de casos válidos</b>	<b>9028</b>				
<b>a. 0 casillas (0,0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 28,16.</b>					
<b>b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.</b>					

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (exclusividad) no arroja diferencias significativas (chi-cuadrado), por lo que esta variable se rechaza para el modelo.

**Probabilidad Incumplimiento.-**

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) *</b>					
<b>Probabilidad de Incumplimiento</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>Probabilidad de Incumplimiento</b>	<b>1,</b>	<b>N</b>	<b>3.541</b>	<b>28</b>	<b>3.569</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>40,1%</b>	<b>14,6%</b>	<b>39,5%</b>
	<b>10,</b>	<b>N</b>	<b>986</b>	<b>18</b>	<b>1004</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>11,2%</b>	<b>9,4%</b>	<b>11,1%</b>
	<b>2,</b>	<b>N</b>	<b>964</b>	<b>8</b>	<b>972</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>10,9%</b>	<b>4,2%</b>	<b>10,8%</b>
	<b>32,</b>	<b>N</b>	<b>758</b>	<b>21</b>	<b>779</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>8,6%</b>	<b>10,9%</b>	<b>8,6%</b>
	<b>4,</b>	<b>N</b>	<b>385</b>	<b>5</b>	<b>390</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>4,4%</b>	<b>2,6%</b>	<b>4,3%</b>
	<b>5,</b>	<b>N</b>	<b>424</b>	<b>6</b>	<b>430</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>4,8%</b>	<b>3,1%</b>	<b>4,8%</b>
	<b>53,</b>	<b>N</b>	<b>847</b>	<b>52</b>	<b>899</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>9,6%</b>	<b>27,1%</b>	<b>10,0%</b>
	<b>6,</b>	<b>N</b>	<b>178</b>	<b>1</b>	<b>179</b>

		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>2,0%</b>	<b>0,5%</b>	<b>2,0%</b>
	<b>98,</b>	<b>N</b>	<b>353</b>	<b>48</b>	<b>401</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>4,0%</b>	<b>25,0%</b>	<b>4,4%</b>
	<b>SIN SCORE</b>	<b>N</b>	<b>400</b>	<b>5</b>	<b>405</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>4,5%</b>	<b>2,6%</b>	<b>4,5%</b>
<b>Total</b>		<b>N</b>	<b>8.836</b>	<b>192</b>	<b>9.028</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>

<b>Pruebas de chi-cuadrado</b>			
	<b>Valor</b>	<b>Gl</b>	<b>Sig. asintótica (bilateral)</b>
<b>Chi-cuadrado de Pearson</b>	<b>291,119<sup>a</sup></b>	<b>9</b>	<b>,000</b>
<b>Razón de verosimilitudes</b>	<b>190,817</b>	<b>9</b>	<b>,000</b>
<b>N de casos válidos</b>	<b>9028</b>		
<b>a. 1 casillas (5,0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 3,81.</b>			

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (probabilidad incumplimiento) si arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable será considerada para el modelo.

Segmentación.-

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Calificación asignada</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>Calificación asignada</b>	<b>A</b>	<b>N</b>	<b>986</b>	<b>18</b>	<b>1.004</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>11,2%</b>	<b>9,4%</b>	<b>11,1%</b>
	<b>AA</b>	<b>N</b>	<b>178</b>	<b>1</b>	<b>179</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>2,0%</b>	<b>0,5%</b>	<b>2,0%</b>
	<b>AAA</b>	<b>N</b>	<b>5.314</b>	<b>47</b>	<b>5.361</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>60,1%</b>	<b>24,5%</b>	<b>59,4%</b>
	<b>ANALISTA</b>	<b>N</b>	<b>757</b>	<b>21</b>	<b>778</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>8,6%</b>	<b>10,9%</b>	<b>8,6%</b>
	<b>ANALISTA SIN INFORMACIÓN</b>	<b>N</b>	<b>400</b>	<b>5</b>	<b>405</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>4,5%</b>	<b>2,6%</b>	<b>4,5%</b>
	<b>RECHAZAR</b>	<b>N</b>	<b>1.201</b>	<b>100</b>	<b>1.301</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>13,6%</b>	<b>52,1%</b>	<b>14,4%</b>
	<b>Total</b>	<b>N</b>	<b>8.836</b>	<b>192</b>	<b>9.028</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>



<b>Pruebas de chi-cuadrado</b>			
	<b>Valor</b>	<b>gl</b>	<b>Sig. asintótica (bilateral)</b>
<b>Chi-cuadrado de Pearson</b>	<b>238,868<sup>a</sup></b>	<b>5</b>	<b>,000</b>
<b>Razón de verosimilitudes</b>	<b>174,583</b>	<b>5</b>	<b>,000</b>
<b>N de casos válidos</b>	<b>9028</b>		
<b>a. 1 casillas (8,3%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 3,81.</b>			

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (segmentación) si arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable será considerada para el modelo.

#### **Tipo de Sistema.-**

<b>Tabla de contingencia Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos) * Información según el sistema a que pertenece (Sistema financiero, comercial y no regulado)</b>					
			<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>		<b>Total</b>
			<b>BUENOS</b>	<b>MALOS</b>	
<b>Información según el sistema a que pertenece (Sistema financiero, comercial y no regulado)</b>	<b>SIN INFORMACION</b>	<b>N</b>	<b>1.295</b>	<b>28</b>	<b>1.323</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>14,7%</b>	<b>14,6%</b>	<b>14,7%</b>
	<b>SFNR</b>	<b>N</b>	<b>53</b>	<b>4</b>	<b>57</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>0,6%</b>	<b>2,1%</b>	<b>0,6%</b>
	<b>SFR</b>	<b>N</b>	<b>2.931</b>	<b>45</b>	<b>2.976</b>
		<b>% SUJETOS CLASIF.</b>	<b>33,2%</b>	<b>23,4%</b>	<b>33,0%</b>

	SICOM	N	680	21	701
		% SUJETOS CLASIF.	7,7%	10,9%	7,8%
	SFNR - SFR - SICOM	N	3.877	94	3.971
		% SUJETOS CLASIF.	43,9%	49,0%	44,0%
Total		N	8.836	192	9.028
		% SUJETOS CLASIF.	100,0%	100,0%	100,0%

Pruebas de chi-cuadrado			
	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	15,598 <sup>a</sup>	4	,004
Razón de verosimilitudes	13,442	4	,009
N de casos válidos	9028		
a. 1 casillas (10,0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 1,21.			

El porcentaje de discriminación entre la variable dependiente (incumplimiento) y la independiente (tipo de sistema) si arroja diferencias significativas (chi-cuadrado); por lo que esta variable será considerada para el modelo.

### Ciudad.-

La variable ciudad no presenta diferencias significativas, dichos resultados se hacen imposibles mostrarlos debido a la cantidad de datos disponibles, por las razones mencionadas esta variable no será considerada para el modelo.

**VARIABLES CUANTITATIVAS**

**Monto del Sueldo.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Monto del sueldo mensual	BUENOS	8.836	2,9500	,88934	,00946
	MALOS	192	2,1198	1,07383	,07750

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Monto del sueldo mensual	Se han asumido varianzas iguales	84,998	,000	12,7	9026	,000	,83019	,06519	,70240	,95797
	No se han asumido varianzas iguales			10,6	196,7	,000	,83019	,07807	,67622	,98415

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Monto de sueldo; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

### Cuenta Individual.-

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Monto de cuenta individual a la fecha	BUENOS	8.836	8049,9012	4764,65244	50,68779
	MALOS	192	4689,1469	5025,93341	362,71550

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	GI	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Monto de cuenta individual a la fecha	Se han asumido varianzas iguales	2,896	,089	9,658	9026	,000	3360,75	347,989	2678,616	4042,892
	No se han asumido varianzas iguales			9,176	198,53	,000	3360,75	366,240	2638,534	4082,974

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable cuenta individual; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Cuota Estimada.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos, y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Cuota Estimada en Capremci</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>124,8801</b>	<b>75,92716</b>	<b>,80774</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>99,9504</b>	<b>67,46833</b>	<b>4,86911</b>

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Cuota Estimada en Capremci	Se han asumido varianzas iguales	15,650	,000	4,511	9026	,000	24,92978	5,52644	14,09670	35,76285
	No se han asumido varianzas iguales			5,051	201,6	,000	24,92978	4,93565	15,19767	34,66188

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable cuota estimada; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Edad.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Edad	BUENOS	8.738	51,70	10,883	,116
	MALOS	192	47,49	12,316	,889

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Edad	Se han asumido varianzas iguales	3,264	,071	5,285	8928	,000	4,208	,796	2,647	5,769
	No se han asumido varianzas iguales			4,695	197,609	,000	4,208	,896	2,441	5,976



Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable edad; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien por lo que será considerada para el modelo.

**Total por Vencer.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>TOTAL POR VENCER</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>5190,2260</b>	<b>12303,22250</b>	<b>130,88535</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>3343,6875</b>	<b>6587,15178</b>	<b>475,38673</b>

<b>Prueba de muestras independientes</b>										
		<b>Prueba de Levene para la igualdad de varianzas</b>		<b>Prueba T para la igualdad de medias</b>						
		<b>F</b>	<b>Sig.</b>	<b>T</b>	<b>GI</b>	<b>Sig. (bilatera l)</b>	<b>Diferencia de medias</b>	<b>Error típ. de la diferencia</b>	<b>95% Intervalo de confianza para la diferencia</b>	
									<b>Inferior</b>	<b>Superior</b>
<b>TOTAL POR VENCER</b>	<b>Se han asumido varianzas iguales</b>	<b>3,202</b>	<b>,074</b>	<b>2,073</b>	<b>9026</b>	<b>,038</b>	<b>1846,538</b>	<b>890,7038</b>	<b>100,556</b>	<b>3592,520</b>
	<b>No se han asumido varianzas iguales</b>			<b>3,745</b>	<b>221,0</b>	<b>,000</b>	<b>1846,538</b>	<b>493,0755</b>	<b>874,807</b>	<b>2818,269</b>

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable total por vencer; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Total Vencido.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
TOTAL VENCIDO (INCLUYE NO DEVENGA INTERESES)	BUENOS	8.836	271,813	1724,61807	18,34700
	MALOS	192	833,072	3455,59612	249,38617

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	Gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
TOTAL VENCIDO	Se han asumido varianzas iguales	55,50	,000	-4,32	9026	,000	-561,259	129,759	-815,61	-306,9013
	No se han asumido varianzas iguales			-2,24	193,0	,026	-561,259	250,060	-1054,45	-68,0591

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable total vencido; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Total Demanda Judicial.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>TOTAL DEMANDA JUDICIAL</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>37,6681</b>	<b>648,70754</b>	<b>6,90114</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>102,2656</b>	<b>798,44072</b>	<b>57,62250</b>

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
TOTAL DEMANDA JUDICIAL	Se han asumido varianzas iguales	6,939	,008	-1,35	9026	,175	-64,597	47,5794	-157,864	28,668
	No se han asumido varianzas iguales			-1,11	196,51	,267	-64,597	58,0342	-179,047	49,852

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable total demanda judicial; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo.

**Total Cartera Castigada.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
TOTAL CARTERA CASTIGADA	BUENOS	8.836	164,962	1269,5454	13,5058
	MALOS	192	953,114	2932,4013	211,6278

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
TOTAL CARTERA CASTIGADA	Se han asumido varianzas iguales	154,00	,000	-8,14	9026	,000	-788,152	96,766	-977,83	-598,468
	No se han asumido varianzas iguales			-3,71	192,5	,000	-788,152	212,058	-1206,40	-369,896

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable total cartera castigada; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Endeudamiento Promedio.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>ENDEUDAMIENTO PROMEDIO</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>5111,2399</b>	<b>10276,66802</b>	<b>109,32626</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>5481,5417</b>	<b>10542,93123</b>	<b>760,87052</b>

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
ENDEUDAM.	Se han asumido varianzas iguales	1,578	,209	-,494	9026	,622	-370,301	750,085	-1840,639	1100,035
PROMEDIO	No se han asumido varianzas iguales			-,482	199	,631	-370,301	768,684	-1886,116	1145,512

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable endeudamiento promedio; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo.

**Ingreso Neto.-**



Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Ingreso Neto	BUENOS	8.836	1005,65	538,010	5,724
	MALOS	192	960,17	415,522	29,988

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	Gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ingreso Neto	Se han asumido varianzas iguales	1,001	,317	1,16	9026	,245	45,483	39,079	-31,121	122,087
	No se han asumido varianzas iguales			1,49	205,163	,138	45,483	30,529	-14,708	105,674

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable ingreso neto; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo.

**Capacidad Pago (según buró).-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Capacidad de Pago según Buró</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>406,30</b>	<b>307,863</b>	<b>3,275</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>219,34</b>	<b>278,661</b>	<b>20,111</b>

<b>Prueba de muestras independientes</b>										
		<b>Prueba de Levene para la igualdad de varianzas</b>		<b>Prueba T para la igualdad de medias</b>						
		<b>F</b>	<b>Sig.</b>	<b>T</b>	<b>gl</b>	<b>Sig. (bilateral)</b>	<b>Diferencia de medias</b>	<b>Error típ. de la diferencia</b>	<b>95% Intervalo de confianza para la diferencia</b>	
									<b>Inferior</b>	<b>Superior</b>
<b>Capacidad de Pago</b>	<b>Se han asumido varianzas iguales</b>	<b>1,216</b>	<b>,270</b>	<b>8,341</b>	<b>9026</b>	<b>,000</b>	<b>186,961</b>	<b>22,415</b>	<b>143,022</b>	<b>230,900</b>
	<b>No se han asumido varianzas iguales</b>			<b>9,176</b>	<b>201,26</b>	<b>,000</b>	<b>186,961</b>	<b>20,376</b>	<b>146,784</b>	<b>227,138</b>

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable capacidad de pago; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Asignación de Cupo.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Asignación Cupo Final Según Buró	BUENOS	8836	4571,26	3078,869	32,754
	MALOS	192	2427,42	3084,116	222,577

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Asignación Cupo Final Según Buró	Se han asumido varianzas iguales	3,860	,049	9,545	9026	,000	2143,84	224,607	1703,561	2584,12
	No se han asumido varianzas iguales			9,529	199,36	,000	2143,84	224,974	1700,208	2587,47

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable asignación cupo; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

Así también se han creado variables dummies adicionales derivados de los datos obtenidos en la ventana de desempeño, estas variables fueron creadas por los autores basados en la experiencia de los mismos, así como también en los múltiples casos desarrollados en esta clase de modelos y encontrados en la bibliografía utilizada en el presente trabajo.

Dichas variables también serán sometidas a la prueba T student para medias independientes.

**Dummy Experiencias Vencidas en el último mes.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Dummy de experiencias vencidas en el último mes (enero 2014) en el fondo	BUENOS	8.836	1,00	,044	,000
	MALOS	192	2,00	,000	,000

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Dummy de experiencias vencidas en el último mes (de obs.) en el fondo	Se han asumido varianzas iguales	1,486	,223	-315,5	9026	,000	-,998	,003	-1,004	-,992
	No se han asumido varianzas iguales			-2140,8	8835,0	,000	-,998	,000	-,999	-,997

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable experiencias vencidas en el último mes; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Monto Total Deuda en el SFE.-** Dentro de esta variable se consideró además las deudas reportadas como variables de DEUDA BANCO 1, BANCO2 Y BANCO 3, además de deuda por cartera vencida, en demanda, judicial y no devenga, así como saldos vigentes en el SICOM.

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Monto total de deuda en el sistema financiero	BUENOS	8836	5936,4818	13106,61545	139,43208
	MALOS	192	6065,2188	10531,92790	760,07643

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Monto total de deuda en el sistema financiero	Se han asumido varianzas iguales	,096	,757	-,135	9026	,892	-128,73697	952,51917	-1995,89061	1738,41667
	No se han asumido varianzas iguales			-,167	204,066	,868	-128,73697	772,75965	-1652,35400	1394,88005

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable monto total de deuda en el sistema financiero; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo.

**Ratio de Deuda por Vencer y Deuda Total Actual (Marzo 2014) en el SFE-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Ratio de saldo por vencer y deuda total en el último mes (Marzo 2014) en el sistema financiero</b>	<b>BUENOS</b>	<b>6.777</b>	<b>,8877</b>	<b>,28585</b>	<b>,00347</b>
	<b>MALOS</b>	<b>137</b>	<b>,5403</b>	<b>,46484</b>	<b>,03971</b>



Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ratio de saldo por vencer y deuda total en el último mes (Marzo 2014) en el sistema financiero	Se han asumido varianzas iguales	196,968	,000	13,861	6912	,000	,34739	,02506	,29826	,39652
	No se han asumido varianzas iguales			8,714	138,087	,000	,34739	,03987	,26857	,42622

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Ratio de saldo por vencer y deuda total en el último mes; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Dummy del Valor Vencido Actual en el Fondo.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Dummy del valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>1,9981</b>	<b>,04382</b>	<b>,00047</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>1,0208</b>	<b>,14320</b>	<b>,01033</b>

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Dummy del valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte	Se han asumido varianzas iguales	113,377	,000	278,501	9026	,000	,97724	,00351	,97036	,98412
	No se han asumido varianzas iguales			94,465	191,778	,000	,97724	,01035	,95684	,99765

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable dummy del valor vencido actual en el fondo a la fecha de corte; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Ratio de deuda por vencer y saldo total en el fondo (últimos 12 meses).-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Ratio de deuda por vencer y saldo total de deuda en los últimos 12 meses en el fondo	BUENOS	2.510	,9932	,08203	,00164
	MALOS	188	,0000	,00000	,00000

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ratio de deuda por vencer y saldo total de deuda en los últimos 12 meses en el fondo	Se han asumido varianzas iguales	5,195	,023	165,980	2696	,000	,99323	,00598	,98149	1,00496
	No se han asumido varianzas iguales			606,578	2509,000	,000	,99323	,00164	,99002	,99644

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Ratio de deuda por vencer y saldo total en los últimos 12 meses en el Fondo; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Dummy del Saldo Vigente en estado por vencer en el fondo (últimos 6 meses).-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Dummy Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo	BUENOS	8.836	1,3974	,48938	,00521
	MALOS	192	1,1979	,39947	,02883

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Dummy del Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses en el fondo	Se han asumido varianzas iguales	440,699	,000	5,606	9026	,000	,19944	,03557	,12970	,26917
	No se han asumido varianzas iguales			6,808	203,656	,000	,19944	,02930	,14167	,25720

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Saldo vigente en estado por vencer en los últimos 6 meses; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Ratio del valor de la cesantía y saldo total vencido en el Fondo a la fecha de corte.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Ratio del valor de la cesantía y el salto total vencido en el fondo a la fecha de corte	BUENOS	17	1,4742	1,39743	,33893
	MALOS	188	215,0442	1816,33420	132,46979

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ratio del valor de la cesantía y el salto total vencido en el fondo a la fecha de corte	Se han asumido varianzas iguales	,914	,340	-,484	203	,629	- 213,56997	441,51158	-1084,10668	656,96674
	No se han asumido varianzas iguales			-1,612	187,002	,109	- 213,56997	132,47022	-474,89806	47,75812

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Ratio del valor de la cesantía y el saldo total vencido en el fondo a la fecha de corte; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo.

**Ratio del valor de la cuota de crédito y el ingreso neto estimado.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Ratio del valor de la cuota del crédito vigente en Capremci con respecto al ingreso neto estimado</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>,1180</b>	<b>2,98793</b>	<b>,03179</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>,1276</b>	<b>,13387</b>	<b>,00966</b>



Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ratio del valor de la cuota del crédito vigente en Capremci con respecto al ingreso neto estimado	Se han asumido varianzas iguales	,070	,791	-,045	9026	,964	-,00962	,21565	-,43235	,41310
	No se han asumido varianzas iguales			-,290	7558,809	,772	-,00962	,03322	-,07475	,05550

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Ratio del valor de la cuota del crédito y el ingreso neto estimado; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo

**Ratio del valor de la cuota estimada y endeudamiento promedio en el sistema.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Ratio del valor de la cuota estimada y el endeudamiento promedio en el sistema	BUENOS	7.606	,6533	7,68580	,08813
	MALOS	166	,3893	1,41637	,10993

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilatera l)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ratio del valor de la cuota estimada y el endeudamiento promedio en el sistema	Se han asumido varianzas iguales	,513	,474	,442	7770	,658	,26400	,59679	-,90587	1,43388
	No se han asumido varianzas iguales			1,874	441,267	,062	,26400	,14090	-,01290	,54091

Los resultados de la prueba T nos muestran que no existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Ratio del valor de la cuota estimada y el endeudamiento promedio; es decir que la variable independiente analizada no discrimina, por lo que no será considerada para el modelo

**Ratio de la capacidad de pago e ingreso neto en el SFE.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Ratio de capacidad de pago e ingreso neto en el SFE</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>,3843</b>	<b>,18720</b>	<b>,00199</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>,2006</b>	<b>,22522</b>	<b>,01625</b>

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Ratio de capacidad de pago e ingreso neto en el SFE	Se han asumido varianzas iguales	75,359	,000	13,394	9026	,000	,18377	,01372	,15688	,21067
	No se han asumido varianzas iguales			11,222	196,777	,000	,18377	,01638	,15148	,21606

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Ratio de capacidad de pago e ingreso neto en el SFE; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Dummy de Mayor plazo vencido en el SFE.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Dummy de Mayor plazo vencido en meses	BUENOS	8836	1,39	,487	,005
	NO BUENOS	384	1,69	,464	,024

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilatera l)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Dummy de Mayor plazo vencido en meses	Se han asumido varianzas iguales	53,840	,000	-11,937	9218	,000	-,302	,025	-,352	-,253
	No se han asumido varianzas iguales			-12,467	420,438	,000	-,302	,024	-,350	-,255

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Dummy de mayor plazo vencido en el SFE; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

**Probabilidad del ratio del valor de la cesantía con respecto al saldo total de la deuda.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Probabilidad del Ratio del valor de la cesantía y el saldo total de deuda en el fondo (80%).	BUENOS	1.052	,3270	,22231	,00685
	MALOS	117	,6743	,35814	,03311

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Probabilidad del Ratio del valor de la cesantía y el saldo total de deuda en el fondo	Se han asumido varianzas iguales	151,121	,000	-14,891	1167	,000	-,34726	,02332	-,39302	-,30151
	No se han asumido varianzas iguales			-10,270	126,129	,000	-,34726	,03381	-,41418	-,28035

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Probabilidad del ratio del valor de la cesantía y el saldo total de deuda en el Fondo; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo

**Dummy de presencia de mora en los últimos 36 meses en el Fondo.-**

Estadísticos de grupo					
	Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Presencia de mora en los últimos 36 meses	BUENOS	8.836	1,9226	,26726	,00284
	MALOS	192	1,6927	,46258	,03338

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilatera l)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Presencia de mora en los últimos 36 meses	Se han asumido varianzas iguales	297,116	,000	11,550	9026	,000	,22988	,01990	,19087	,26890
	No se han asumido varianzas iguales			6,861	193,781	,000	,22988	,03350	,16380	,29596



Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Dummy presencia de mora en los últimos 36 meses en el fondo y el saldo total de deuda en el Fondo; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo

**Dummy de presencia de mora en último mes en el Fondo.-**

<b>Estadísticos de grupo</b>					
	<b>Clasificación de sujetos a 90 días (buenos y malos)</b>	<b>N</b>	<b>Media</b>	<b>Desviación típ.</b>	<b>Error típ. de la media</b>
<b>Dummy de presencia de mora reciente en el último mes en el fondo</b>	<b>BUENOS</b>	<b>8.836</b>	<b>1,0019</b>	<b>,04382</b>	<b>,00047</b>
	<b>MALOS</b>	<b>192</b>	<b>2,0000</b>	<b>,00000</b>	<b>,00000</b>

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Dummy de presencia de mora reciente en el último mes en el fondo	Se han asumido varianzas iguales	1,486	,223	-315,564	9026	,000	-,99808	,00316	-1,00428	-,99188
	No se han asumido varianzas iguales			-2140,861	8835,000	,000	-,99808	,00047	-,99899	-,99716

Los resultados de la prueba T nos muestran que existe independencia entre los grupos de la variable dependiente (incumplimiento) y la variable Dummy presencia de mora reciente en el Fondo y el saldo total de deuda en el Fondo; es decir que la variable independiente analizada discrimina bastante bien, por lo que será considerada para el modelo.

## ANEXO F

## ANEXO F: Interacciones para definir las variables finalistas

		Variables en la ecuación					
		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 <sup>a</sup>	PredictedProbability_1	23.431	2.574	82.867	1	.000	14999009309.479
	Constante	-18.059	2.448	54.415	1	.000	.000
Paso 2 <sup>b</sup>	PredictedProbability_1	21.370	2.620	66.528	1	.000	1909969390.845
	SCORE	.308	.044	49.265	1	.000	1.360
	Constante	-17.392	2.485	48.983	1	.000	.000
Paso 3 <sup>c</sup>	PredictedProbability_1	22.100	2.663	68.890	1	.000	3961724907.765
	SCORE	.312	.044	50.058	1	.000	1.367
	DUMMY_VENCI_U36M	-1.292	.293	19.488	1	.000	.275
	Constante	-16.651	2.512	43.942	1	.000	.000
Paso 4 <sup>d</sup>	PredictedProbability_1	17.552	3.061	32.872	1	.000	41966609.436
	CAT_VENC2011	-.175	.043	16.726	1	.000	.839
	SCORE	.296	.044	44.482	1	.000	1.345
	DUMMY_VENCI_U36M	-1.808	.324	31.201	1	.000	.164
	Constante	-11.006	3.056	12.967	1	.000	.000
Paso 5 <sup>e</sup>	PredictedProbability_1	16.187	3.098	27.293	1	.000	10711547.024
	CAT_VENC2011	-.184	.043	18.268	1	.000	.832
	SCORE	.251	.048	27.690	1	.000	1.285
	Dummy_MAYPLA_VEC_SFE	.807	.271	8.866	1	.003	2.242
	DUMMY_VENCI_U36M	-1.849	.326	32.190	1	.000	.157
	Constante	-10.568	3.077	11.796	1	.001	.000
Paso 6 <sup>f</sup>	PredictedProbability_1	13.848	3.138	19.472	1	.000	1032608.830
	CAT_VENC2011	-.184	.043	18.011	1	.000	.832
	SCORE	.244	.048	25.754	1	.000	1.276
	Dummy_MAYPLA_VEC_SFE	.785	.273	8.278	1	.004	2.191
	DUMMY_VENCI_U36M	-2.083	.336	38.337	1	.000	.125
	SALVIG_XVENC_U6M	.932	.329	8.048	1	.005	2.540
	Constante	-9.165	3.080	8.854	1	.003	.000
a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: PredictedProbability_1.							
b. Variable(s) introducida(s) en el paso 2: SCORE.							
c. Variable(s) introducida(s) en el paso 3: DUMMY_VENCI_U36M.							
d. Variable(s) introducida(s) en el paso 4: CAT_VENC2011.							
e. Variable(s) introducida(s) en el paso 5: Dummy_MAYPLA_VEC_SFE.							
f. Variable(s) introducida(s) en el paso 6: SALVIG_XVENC_U6M.							