

**Universidad Andina Simón Bolívar**

**Sede Ecuador**

**Área de Gestión**

Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos

**Propuesta de un modelo de score de originación para la cartera de consumo de una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 3 en el Ecuador**

Miguel Ángel Tulcanaza Aguilar

Tutor: Alfredo Paúl Noboa García

Quito, 2021





## **Cláusula de cesión de derecho de publicación de tesis**

Yo, Miguel Ángel Tulcanaza Aguilar, autor de la tesis intitulada “Propuesta de un modelo de score de originación para la cartera de consumo de una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 3 en el Ecuador”, mediante el presente documento de constancia de que la obra es de mi exclusiva autoría y producción, que la he elaborado para cumplir con uno de los requisitos previos para la obtención del título de Magíster en Finanzas y Gestión de Riesgos en la Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador.

1. Cedo a la Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador, los derechos exclusivos de reproducción, comunicación pública, distribución y divulgación, durante 36 meses a partir de mi graduación, pudiendo, por lo tanto, la Universidad utilizar y usar esta obra por cualquier medio conocido o por conocer, siempre y cuando no se lo haga para obtener beneficio económico. Esta autorización incluye la reproducción total o parcial en formato virtual, electrónico, digital u óptico, como usos en red local y en internet.

2. Declaro que en caso de presentarse cualquier reclamación de parte de terceros respecto de los derechos de autor/a de la obra antes referida, yo asumiré toda responsabilidad frente a terceros y a la Universidad.

3. En esta fecha entrego a la Secretaría General, el ejemplar respectivo y sus anexos en formato impreso y digital o electrónico.

Fecha: 06 de abril de 2021

Firma:



## Resumen

En el Ecuador la Superintendencia de Economía Popular y Solidario, supervisa y controla a todas las entidades de la economía popular y solidaria entre estas tenemos las Cooperativas de Ahorro y Crédito a nivel nacional. Este grupo de entidades financieras otorga créditos a sus socios bajo condiciones más favorables que la banca privada.

La presente investigación tiene como finalidad determinar una propuesta de modelo score de originación para el otorgamiento de créditos de consumo en función de la información disponible de los socios de una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 3, considerando las variables cualitativas y cuantitativas. Dichas variables permitirán discriminar a los sujetos de crédito y determinar el perfil de riesgo del socio, los cuales serán factores determinantes para la elaboración del modelo e identificar el riesgo de crédito asumido. El objeto de elaborar un modelo score es poder estimar la probabilidad de incumplimiento de un socio, por medio de una puntuación con el fin de determinar si una persona podría ser un buen o mal pagador. Actualmente, existe marco normativo y teórico, tanto a nivel nacional emitido principalmente por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SPES), así como también internacional (Basilea), los mismos que sustentarán la propuesta de un modelo score de originación.

El modelo score calcula un puntaje total para un socio en función de un cálculo o score el cual suma un puntaje asignado a cada una de las características ponderadas que permiten estimar una probabilidad de que el préstamo, en el caso que se desembolsara, resulte “malo” o “bueno”. Adicionalmente, la propuesta de modelo permitirá determinar si las principales variables que explican el comportamiento de los socios, tienen una mayor ponderación en las variables económicas, demográficas, sociales o una combinación de las mismas. La ventaja de contar con un modelo score de originación para una cartera de consumo tenemos: a) las decisiones (aprobación o rechazo) son más objetivas, b) reducción de la subjetividad en las asignaciones de crédito, c) precisión y control con respecto a los rechazos de solicitudes, d) pronosticar y determinar las pérdidas esperadas e inesperadas, e) implica la construcción de una base de datos de los clientes de calidad, f) reducción de potenciales pérdidas esperadas e inesperadas.

Palabras clave: modelo, score, riesgo, crédito, logit, cooperativa, segmento



Dedicado a mis padres, que supieron enseñarme lo importante que es superarme y seguir adelante a pesar de cualquier adversidad, que estuvieron al pendiente de mi superación profesional y alcanzar mis metas

A mis hermanos, que siempre estuvieron ahí para apoyarme siempre.

A Diana, que ha sido una parte muy importante en mi vida, por el amor, apoyo y comprensión en todo momento.





## **Agradecimientos**

Mi sincero agradecimiento

A la Universidad Andina Simón Bolívar por permitir estudiar en tan prestigiosa institución y crecer académicamente.

Al economista Paúl Noboa, por su guía y orientación para la elaboración de este trabajo de investigación.

A la cooperativa de ahorro y crédito por permitirme realizar este trabajo de investigación.

A Dios por guiarme y orientarme en el camino de la vida.

A mi familia por su apoyo incondicional, consejos y comprensión; pero sobre todo a mi madre, por sus preocupaciones y compañía.

A Diana, que con sus palabras de aliento ha hecho esto posible.

A mis amigos del trabajo, por su preocupación por mi crecimiento profesional.

A mis amigos y conocidos que de una u otra manera me apoyaron y ayudaron a realizar este trabajo se vea culminado a Diego B., Marcela C., Roberto C., Carlos D.



## Tabla de contenido

Abreviaturas.....	15
Introducción.....	17
Capítulo primero: Presentación .....	19
1. Descripción del problema.....	19
2. Justificación del proyecto .....	19
3. Objetivos.....	20
4. Delimitación y alcance .....	20
Capítulo segundo: Sistema Financiero Ecuatoriano .....	23
1. Entorno macro del sistema financiero ecuatoriano.....	23
2. Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC) en el Ecuador .....	28
3. Marco Regulatorio de las COAC.....	42
Capítulo tercero: Riesgo de crédito en las COAC .....	45
1. Análisis del riesgo de crédito en las COAC .....	45
2. Políticas de la gestión del riesgo de crédito.....	46
3. Gestión de riesgo de crédito en las COAC .....	46
4. Concepto de riesgo de crédito .....	47
5. Identificación del riesgo de crédito .....	48
6. Medición del riesgo de crédito .....	56
7. Método estándar .....	57
8. Método basado en calificaciones internas (IRB) .....	57
9. Asignación de calificaciones con base en modelos internos .....	61
10. Control del riesgo de crédito.....	61
11. Mitigación del riesgo de crédito .....	62
12. Monitoreo del riesgo de crédito .....	62
13. Divulgación del riesgo de crédito .....	62
Capítulo cuarto: Esquema metodológico para la elaboración de un score de originación .....	63
1. Disponibilidad de la información crediticia .....	63
2. Definición de la Población .....	66

3. Selección y consistencia de la muestra.....	66
4. Definición de buenos y malos .....	67
5. Análisis descriptivo de la base de datos .....	68
6. Modelización .....	70
7. Determinación de los puntos de corte.....	80
8. Interpretación del modelo.....	82
9. Prueba de desempeño del modelo seleccionado.....	83
10. Implementación del modelo score .....	83
Capítulo quinto: Aplicación práctica: Desarrollo de un modelo score de originación en una COAC del segmento 3 .....	85
1. Disponibilidad de la información crediticia, definición de la población, selección y consistencia de la muestra (depuración) .....	85
2. Definición de buenos y malos .....	87
3. Análisis descriptivo de la base de datos .....	87
4. Modelización .....	88
5. Prueba de desempeño del modelo seleccionado.....	98
6. Determinación de los puntos de corte.....	99
7. Interpretación del modelo.....	102
8. Consistencia del modelo.....	103
9. Implementación del modelo en la COAC.....	105
Conclusiones y recomendaciones.....	107
Obras Citadas.....	109
Anexos .....	113
Anexo 1: Detalles de las variables de la base de datos de la COAC del Segmento 3 .....	113
Anexo 2: Sintaxis para la construcción del modelo logit .....	114
Anexo 3: Codificación de las variables .....	116
Anexo 4: Descripción del comando <i>estadd fitstat</i> .....	116
Anexo 5: Aplicación del primer modelo en la base de validación .....	117
Anexo 6: Descripción de la base de datos ingresada .....	118
Anexo 7: Modelo 2 – Construcción.....	119
Anexo 8: Modelo 2 – Validación.....	126
Anexo 9: Modelo 2 – Ajustado.....	130

## Figuras y Tablas

Figura 1. Relación entre la Pérdida Esperada e No Esperada .....	61
Figura 2. Ingreso neto mensual promedio .....	65
Figura 3. Construcción de variables casos especiales .....	69
Figura 4. Distribución de los puntajes para Buenos Pagadores y Malos Pagadores .....	78
Figura 5. Estructura de la Curva ROC.....	79
Figura 6. Nivel de riesgo según los distintos puntos de corte .....	81
Figura 7. Cobertura de la Calificación de los Créditos de Consumo Ordinario y Prioritario .....	81
Figura 8. Ejemplo de hoja de ruta.....	84
Figura 9. Período de desempeño.....	87
Figura 10. Modelo Logit propuesto .....	89
Figura 11. Estadísticos.....	91
Figura 12. Tabla de Hosmer Lemeshow .....	92
Figura 13. Test Kolmogorov Smirnov .....	94
Figura 14. Tabla de Clasificación.....	95
Figura 15. Sensibilidad/Especificidad .....	96
Figura 16. Resultados de IROC .....	96
Figura 17. Curva ROC del modelo 1 .....	96
Figura 18. Odds Ratios – Modelo 2.....	102
Figura 19. Modelo 2 - Ajustado.....	104
Tabla 1. Composición de entidades financieras nacionales a diciembre 2019.....	23
Tabla 2. Evolución de los activos, pasivos y patrimonio de las entidades financieras, 2012 - 2019 (millones de dólares) .....	24
Tabla 3. Tasa de crecimiento de activos, pasivos y patrimonio de las COAC y Banca Privada, 2012 – 2019 .....	25
Tabla 4. Evolución de los depósitos, créditos y liquidez de las COAC y Banca Privada, 2012 - 2019 (millones de dólares) .....	26
Tabla 5. Tasa de crecimiento de los depósitos y créditos de las COAC y Banca Privada, 2012 – 2019.....	26
Tabla 6. Evolución de la Profundización Financiera desde 2012 hasta 2019 .....	27
Tabla 7. Morosidad en los Créditos de Consumo de las COAC por segmento y la Banca Privada .....	28
Tabla 8. Segmentación de las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario .....	34
Tabla 9. Evolución de las COAC desde 2013 hasta 2019.....	35
Tabla 10. Evolución de las COAC y socios por segmentos desde 2015 hasta 2019.....	35
Tabla 11. Concentración de las COAC y socios por segmentos desde 2015 hasta 2019.....	36

Tabla 12. Evolución de los créditos de consumo de las COAC por segmentos vs Banca Privada desde 2015 hasta 2019 (millones de dólares) .....	37
Tabla 13. Concentración de los créditos de consumo de las COAC por segmento desde 2015 hasta 2019 .....	37
Tabla 14. Índice de morosidad de los créditos de consumo de las COAC y Banca Privada desde 2015 hasta 2019 .....	38
Tabla 15. Comparación del índice de morosidad de los segmentos 3 vs Banca Privada de los créditos de consumo de las COAC desde 2015 hasta 2019.....	38
Tabla 16. Definición de la segmentación de créditos para las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario .....	39
Tabla 17. Número de COAC por región del Ecuador - 2019.....	41
Tabla 18. Número de COAC por provincia del Ecuador - 2019.....	41
Tabla 19. Número de COAC por los principales cantones de mayor concentración en el Ecuador - 2019.....	42
Tabla 20. Modelos más utilizados y generalmente aceptados.....	49
Tabla 21. Ejemplos de modelos para análisis del riesgo de crédito .....	50
Tabla 22. Prueba de Hosmer y Lemeshow .....	74
Tabla 23. Tabla de contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow .....	75
Tabla 24. $C \propto$ .....	75
Tabla 25. $k(n)$ .....	76
Tabla 26. Valores de Kolmogorov Smirnov.....	76
Tabla 27. Clasificación.....	78
Tabla 28. Valores de Kolmogorov Smirnov.....	93
Tabla 29. Sensibilidad y Especificidad.....	95
Tabla 30. Tabla de resumen de modelos propuestos .....	97
Tabla 31. Tabla de coeficientes del modelo 2 (comparación).....	98
Tabla 32. Ejemplo 1.....	100
Tabla 33. Ejemplo 2.....	100
Tabla 34. Ejemplo 3.....	101
Tabla 35. Ejemplo de segmentación.....	101
Tabla 36. Coeficientes y Odds ratios modelo.....	102
Tabla 37. Hoja de ruta – Implementación de Modelo Score en la COAC .....	106

## Abreviaturas

<b>BCE</b>	Banco Central del Ecuador
<b>COAC</b>	Cooperativa de Ahorro y Crédito
<b>DNC</b>	Dirección Nacional de Cooperativas
<b>EPS</b>	Economía Popular y Solidaria
<b>IEPS</b>	Instituto de Economía Popular y Solidaria
<b>JPRMF</b>	Junta de la Política y Regulación Monetaria y Financiera
<b>MIES</b>	Ministerio de Inclusión Económica y Social
<b>OR</b>	Odd Ratios
<b>SB</b>	Superintendencia de Bancos
<b>SEPS</b>	Superintendencia de Economía Popular y Solidaria
<b>SFPS</b>	Sector Financiero Popular y Solidario
<b>WOCCU</b>	Consejo Mundial de Cooperativas de Ahorro y Crédito





## Introducción

El presente trabajo de investigación tiene como finalidad generar pautas para el desarrollo de un modelo score de originación para una Cooperativa de Ahorro y Crédito (COAC) del segmento 3 en el Ecuador, dado que representa alrededor del 15% del total COAC a nivel nacional a diciembre de 2019 para este segmento, y considerando las demás COAC con similares características este porcentaje podría incrementarse. Los insumos, procedimientos y validaciones estadísticas necesarios para obtener un modelo óptimo logrará identificar a los clientes potenciales y excluyendo a los posibles malos clientes. En los últimos años han crecido económicamente este segmento en el aspecto financiero, infraestructura, número de socios, tecnología, personal de planta entre otros; pero paralelamente incrementa sus probabilidades de que surja un evento de riesgo sea este en crédito, operativo, mercado, liquidez, reputacional entre otros.

En el Ecuador las COAC actualmente son controladas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), el 1 de octubre de 2012 el Ministerio de Inclusión Económica y Social (MIES) traslado a la SEPS el control de las cooperativas a cargo de la Dirección Nacional de Cooperativas (DNC) y en enero de 2013 se traspasó las COAC que estaban a cargo de la Superintendencia de Bancos (Jácome et al. 2016,76), estas entidades fueron categorizadas hasta la presente fecha en cinco segmentos.

Este trabajo es orientado aquellas entidades que conforman el segmento 3 que cumplan al menos las siguientes consideraciones: que tenga operaciones crediticias en créditos de consumo en los cinco últimos años de al menos cinco mil registros únicos, análisis crediticio de manera manual, y busquen una asignación de sus créditos de consumo de forma objetiva y técnica, por medio de la aplicación de un modelo score de originación en función de las variables almacenadas en la base de datos de la COAC.

Bajo este contexto, se originan las siguientes interrogantes, tales como:

¿El diseño de una propuesta de un modelo score de originación permitirá gestionar adecuadamente el riesgo de crédito de una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 3 en el Ecuador?

¿Cuál es el marco teórico que respalda la gestión del riesgo de crédito en las cooperativas de ahorro y crédito en el Ecuador?

¿Cuáles son las principales variables más significativas para la construcción de un modelo score de originación?

¿Cuál es la probabilidad de un crédito que no se recupere?

¿Cuáles son los beneficios que se obtiene al utilizar una metodología para medir el riesgo de crédito para la toma de decisiones?

Dentro del marco teórico conceptual se ha considerado la bibliografía referente al riesgo de crédito, construcción de modelos score, modelos econométricos, tesis de maestrías relacionadas al riesgo de crédito y modelos de score de originación de varios autores así como también algunas consideraciones expuestas por el Comité de Basilea. En cuanto al marco normativo ecuatoriano se ha tomado en cuenta lo expedido por la SEPS.

La estructura de este documento consta de dos partes la primera consta de temas técnicos, metodológicos, conceptuales y alcance. Mientras que en la segunda parte desarrollará una propuesta a través de un ejemplo práctico tomando como base los datos crediticios de una COAC del segmento 3. Para ello se ha definido los siguientes capítulos que a continuación se describe: capítulo uno, descripción del problema, objetivos, general y específicos, alcance y límites. Capítulo dos, marco normativo regulatorio a nivel nacional y diagnóstico situacional de las COAC en el Ecuador. Capítulo tres, marco conceptual del riesgo de crédito y un score originación. Capítulo cuatro, esquema metodológico para la elaboración de un score de originación, análisis de las pautas a seguir para establecer un modelo score. Capítulo cinco, ejemplo práctico del modelo score en una COAC del segmento 3 y capítulo seis, conclusiones y recomendaciones.

## **Capítulo primero**

### **Presentación**

#### **1. Descripción del problema**

En la actualidad, las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 3 realizan su análisis crediticio de manera manual, dejando a discreción y del criterio del oficial de crédito para la asignación de un crédito de consumo. El presente documento, pretende buscar una asignación de sus créditos de consumo de forma objetiva y técnica, por medio de la aplicación de un modelo score de originación en función de las variables almacenadas en la base de datos de la COAC. En otras palabras, por medio de la elaboración de un modelo score de originación en función de las variables declaradas por el cliente y almacenadas en la base de datos de la COAC, determinar si el cliente es apto para la adquisición de crédito.

Actualmente, la mayor parte de COAC otorgan sus créditos de consumo bajo el modelo experto, es decir, se fundamenta bajo criterios de la experticia del analista de crédito basándose principalmente bajo el criterio de las 5C de Crédito (Carácter, Capital, Capacidad, Colateral y Condiciones). Lo que conlleva a una mayor probabilidad de riesgo de crédito y en consecuencia una mayor probabilidad en los demás riesgos. Dado que la entidad durante los últimos años ha incrementado su nivel de operaciones de colaciones, y actualmente su análisis crediticio es manual, por lo cual se pretende con este trabajo, elaborar un análisis más objetivo y técnico.

El desconocimiento de cómo elaborar un modelo score de originación para los créditos de consumo con criterios técnicos y estadísticos ha provocado que en algunas instituciones financieras tengan pérdidas económicas, incluso en algunos casos pérdidas mayores a las esperadas.

#### **2. Justificación del proyecto**

El presente trabajo aporta a la línea de investigación de herramientas para la gestión de riesgos financieros en las empresas ecuatorianas, el cual se enfoca a diseñar un modelo score de originación para una COAC en la entrega de un crédito de consumo a un socio. La mayoría de estas entidades otorgan un crédito de forma manual, es decir,

analizando previamente ciertas características socioeconómicas y la capacidad de pago que tiene un socio para el otorgamiento de un crédito.

La investigación busca proporcionar información útil para el diseño de un modelo score de originación para la aplicación en una COAC. Existen estudios y metodologías de alcance general sobre esta temática, sin embargo, es conveniente realizar una metodología para dicho score en función de las características y realidad ecuatoriana.

Tiene utilidad metodológica, pues se podría diseñar un modelo score de originación a la medida, es decir, considerando las características y variables que dispongan las bases de datos de una COAC. El diseño de un modelo en una entidad financiera generará un cambio importante, pues el proceso de análisis de riesgo crediticio cambiará de forma manual a uno automatizado, reduciendo tiempos de análisis, tiempos de trabajo, obteniendo mejores resultados con la aplicación del modelo score, y disminuyendo el factor de subjetividad en la valoración del riesgo crédito.

### **3. Objetivos**

#### **3.1. Objetivo General**

Diseñar un modelo score de originación que permita gestionar adecuadamente el riesgo de crédito de una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 3 en el Ecuador.

#### **3.2. Objetivos Específicos**

a) Discutir los elementos teóricos relacionados al modelo score para las cooperativas de ahorro y crédito en el Ecuador.

b) Identificar las variables más significativas para la elaboración del modelo score de originación.

c) Determinar un modelo estadístico que permita medir el riesgo de crédito de los créditos de consumo.

d) Proponer un modelo de gestión y valoración del riesgo de crédito en función de los resultados obtenidos.

### **4. Delimitación y alcance**

Está enfocado para las COAC del segmento 3 del Ecuador bajo la supervención y control de la SEPS, para ello se trabajará con una base de datos proporcionada por una COAC del segmento 3 que por motivos de sigilo bancario, privacidad y seguridad no se revelará su nombre; pero de aquí en adelante la llamaremos la COAC. La elaboración del

modelo score deberá contener información de los cinco últimos años, el cual debe reflejar las variables cuantitativas y cualitativas tales como: demográficas, económicas, financieras, entre otras, para la construcción del modelo score. Para el caso práctico se ha considerado una base de datos con 5.476 registros de créditos de consumo vigentes por la COAC con fecha de corte 31 de agosto de 2018, la misma que se identifican 90 variables con relación a cada registro de los socios de la entidad. Para el análisis de las variables y demás cálculos que se considere necesarios, se utilizará el paquete estadístico Stata 13 (Ochoa 2011,198).

El alcance de este documento es analizar e identificar las variables cualitativas y cuantitativas que describan el perfil de riesgo del socio. Con la base conceptual y técnica, se identificada dichas variables se elaborará una propuesta de modelo score de originación, y posteriormente plasmado mediante un ejemplo práctico en el capítulo quinto. La finalidad de este modelo es estimar una probabilidad de incumplimiento para el socio y estimar una puntuación para determinar si será un buen o mal pagador.



## Capítulo segundo

### Sistema Financiero Ecuatoriano

#### 1. Entorno macro del sistema financiero ecuatoriano

De acuerdo a la Superintendencia de Bancos (SB) en la sección de educación financiera (2020, párr. 4) define al Sistema Financiero Ecuatoriano como:

El conjunto de instituciones que tiene como objetivo canalizar el ahorro de las personas. Esta canalización de recursos permite el desarrollo de la actividad económica (producir y consumir) haciendo que los fondos lleguen desde las personas que tienen recursos monetarios excedentes hacia las personas que necesitan estos recursos. Los intermediarios financieros crediticios se encargan de captar depósitos del público y, por otro, prestarlo a los demandantes de recursos.

Este conjunto de entidades financieras está compuesta por: bancos privados, bancos públicos, sociedades financieras, mutualistas y cooperativas de ahorro y crédito, este último reguladas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), las demás instituciones financieras privadas y públicas son reguladas por la SB.

En 2019, el sistema financiero nacional estaba compuesto por: 24 bancos privados que representa el 4,1% del total de entidades, 3 bancos públicos (0,5%), 4 mutualistas (0,7%) y 548 cooperativas de ahorro y crédito (94,6%), tal como se visualiza en la Tabla 1.

Tabla 1  
**Composición de entidades financieras nacionales a diciembre 2019**

Tipo de entidad	Número	Porcentaje
Bancos Públicos	3	0,5%
Mutualistas	4	0,7%
Bancos Privados	24	4,1%
COAC	548	94,6%
<b>Total</b>	<b>579</b>	<b>100%</b>

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS/Superintendencia de Bancos  
Elaboración propia

Las entidades que conforman el sistema financiero en el Ecuador han tenido un crecimiento constante en estos últimos años tal como se aprecia en el Tabla 2, en esta se realiza una comparación entre las entidades del sector financiero regulada por la SB y las instituciones del Sector Financiero Popular y Solidario (SFPS):

Tabla 2  
**Evolución de los activos, pasivos y patrimonio de las entidades financieras, 2012 - 2019**  
**(millones de dólares)**

Descripción	Sector	Diciembre							
		2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Activo	Cooperativas	6,027	7,107	8,062	8,440	9,515	11,627	13,034	15,048
	Mutualistas	558	638	702	687	846	916	982	1,052
	Banca Privada	27,875	30,738	33,619	30,864	35,599	38,975	40,984	44,583
	Banca Pública	6,344	7,173	7,305	7,088	7,496	8,080	8,093	8,085
	Sociedades Financieras	1,623	1,790	1,790	1,791	1,605			
	<b>Total</b>		<b>42,428</b>	<b>47,447</b>	<b>51,478</b>	<b>48,871</b>	<b>55,060</b>	<b>59,599</b>	<b>63,093</b>
Pasivo	Cooperativas	5,113	6,059	6,874	7,090	8,028	9,686	11,048	12,797
	Mutualistas	511	570	627	608	767	837	898	963
	Banca Privada	25,104	27,829	30,484	27,568	32,075	34,757	36,372	39,536
	Banca Pública	4,500	5,069	5,075	4,708	5,081	5,417	5,261	5,241
	Sociedades Financieras	1,348	1,514	1,489	1,456	1,290			
	<b>Total</b>		<b>36,575</b>	<b>41,041</b>	<b>44,548</b>	<b>41,431</b>	<b>47,241</b>	<b>50,697</b>	<b>53,580</b>
Patrimonio	Cooperativas	915	1,048	1,188	1,350	1,487	1,941	1,986	2,251
	Mutualistas	47	68	75	79	79	79	84	89
	Banca Privada	2,772	2,909	3,135	3,296	3,524	4,218	4,612	5,047
	Banca Pública	1,844	2,104	2,230	2,379	2,415	2,664	2,832	2,844
	Sociedades Financieras	275	277	301	335	315			
	<b>Total</b>		<b>5,852</b>	<b>6,406</b>	<b>6,930</b>	<b>7,440</b>	<b>7,820</b>	<b>8,901</b>	<b>9,513</b>

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS/Superintendencia de Bancos  
 Elaboración propia

De estas entidades expuestas se enfocará el análisis exclusivamente a las COAC, motivo de este trabajo de investigación y la banca privada como punto de referencia y comparación, dado que, son las de mayor participación en el sistema financiero. Considerando dos criterios, el primero por el número de instituciones que lo conforman y segundo por los recursos monetarios que representan sus activos, pasivos y patrimonio. Es evidente el crecimiento financiero de las COAC, sin embargo, la banca privada no tuvo el mismo crecimiento hasta el año 2015, por el contrario tuvo un decrecimiento en sus activos y pasivos. Pero en los años 2016, 2017, 2018 y 2019 tuvo una recuperación en estos rubros como se observa en la Tabla 3.



Tabla 3  
**Tasa de crecimiento de activos, pasivos y patrimonio de las COAC y Banca Privada, 2012 –2019**

Descripción	Sector	2012 2013	2013 2014	2014 2015	2015 2016	2016 2017	2017 2018	2018 2019	Promedio 2012 2019	Crecimiento 2012 2019
Activo	Cooperativas	17,9%	13,4%	4,7%	12,7%	22,2%	12,1%	15,5%	14,1%	149,7%
	Banca Privada	10,3%	9,4%	-8,2%	15,3%	9,5%	5,2%	8,8%	7,2%	59,9%
Pasivo	Cooperativas	18,5%	13,4%	3,2%	13,2%	20,7%	14,1%	15,8%	14,4%	150,3%
	Banca Privada	10,9%	9,5%	-9,6%	16,4%	8,4%	4,6%	8,7%	7,0%	57,5%
Patrimonio	Cooperativas	14,6%	13,4%	13,6%	10,2%	30,5%	2,3%	13,4%	14,2%	146,1%
	Banca Privada	5,0%	7,8%	5,1%	6,9%	19,7%	9,3%	9,4%	9,0%	82,1%

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS/Superintendencia de Bancos  
 Elaboración propia

Los datos más relevantes se observa en las COAC que su crecimiento es aproximadamente de dos a uno comparado con la banca privada tanto en sus activos, pasivos y patrimonio entre 2012 y 2019, es decir, el crecimiento de las COAC es el doble al de la banca privada, evidentemente este crecimiento ha sido constante, lo cual ha motivado a que se establezca normativa para este sector con el fin de regularizar su funcionamiento.

Según la Revista Ekos (Maldonado, Burgos, y Chávez 2018, 49) las actividades financieras en el Ecuador tuvo un peso superior al 3% del PIB para el año 2017; pero su aporte al dinamismo y funcionamiento de la economía es mucho mayor, pues sin su intervención muchas de las actividades económicas no podrían desarrollarse. La evolución del sistema financiero se puede analizar a través de varios indicadores; pero los más representativos podríamos mencionar los relacionados a: los depósitos, créditos y liquidez, estos reflejan la confianza que tiene los cuentas habientes en el sistema financiero.

En la Tabla 4 se describe los valores de los depósitos, créditos e indicador de liquidez de los últimos años. Los depósitos de las COAC y la banca privada tuvieron un comportamiento creciente hasta el 2014; pero en el 2015 se ve interrumpido este crecimiento afectados principalmente por la coyuntura económica que vivió el país por la reducción del precio del barril de petróleo. Sin embargo, para las COAC el crecimiento de sus depósitos fue baja; pero con una tendencia creciente. Para el año 2019 los depósitos superaron incluso al de años anteriores, mismos que ascendieron a USD 11.401 millones y USD 32.138 millones, para las COAC y banca privada, respectivamente.

Tabla 4  
Evolución de los depósitos, créditos y liquidez de las COAC y Banca Privada,  
2012 - 2019 (millones de dólares)

Descripción	Sector	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Depósitos <sup>1</sup>	COAC	4.264	5.133	5.964	6.198	7.208	8.675	9.847	11.401
	Banca Privada	21.913	24.251	26.875	23.291	27.475	29.352	29.845	32.138
Créditos <sup>2</sup>	COAC	4.562	5.210	5.895	6.299	6.165	7.664	9.456	10.738
	Banca Privada	14.732	16.173	18.399	17.487	19.009	22.895	25.550	28.178
Liquidez <sup>3</sup>	COAC	15,9%	16,5%	15,5%	14,4%	19,8%	16,8%	13,8%	15,0%
	Banca Privada	27,3%	27,3%	22,8%	26,0%	29,9%	25,1%	23,3%	21,2%

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS/Superintendencia de Bancos  
Elaboración propia

Respecto a los créditos siguieron un comportamiento igual que los depósitos, desde 2012 hasta 2019, en este sentido es importante observar la Tabla 5, en el cual, las COAC obtuvo un crecimiento de este rubro hasta el 2015. Para 2016 existe un leve decrecimiento de -2,1%, y para la banca privada este comportamiento se ve reflejado en el 2015 con una disminución del -5% y en 2019 estos valores fueron nuevamente superados comparado a años anteriores.

Tabla 5  
Tasa de crecimiento de los depósitos y créditos de las COAC y Banca Privada,  
2012 – 2019

Descripción	Sector	2012 2013	2013 2014	2014 2015	2015 2016	2016 2017	2017 2018	2018 2019	Promedio 2012 2019	Crecimiento 2012 2019
Depósitos	COAC	20,4%	16,2%	3,9%	16,3%	20,4%	13,5%	31,4%	17,4%	167,4%
	Banca Privada	10,7%	10,8%	-13,3%	18,0%	6,8%	1,7%	9,5%	6,3%	46,7%
Créditos	COAC	14,2%	13,2%	6,8%	-2,1%	24,3%	23,4%	40,1%	17,1%	135,4%
	Banca Privada	9,8%	13,8%	-5,0%	8,7%	20,4%	11,6%	23,1%	11,8%	91,3%

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS/Superintendencia de Bancos  
Elaboración propia

En relación al indicador de liquidez del sector financiero se observa en el 2016 es superior a los años observados en la Tabla 4, pues al existir una menor demanda en los créditos incrementa las disponibilidades de la entidad, dado que en ese año la economía del país sufrió una contracción. Estos valores indican que las COAC y la banca privada son sólidos, dinámicos y consistentes, generando una mayor confianza en la población. Adicionalmente, se denota que las COAC tienen un crecimiento mayor en los últimos

<sup>1</sup> Corresponde a la suma de los depósitos a la vista (2101) más depósitos a plazo (2103).

<sup>2</sup> Cartera Bruta con provisiones (14)

<sup>3</sup> Indicador Liquidez: Fondos Disponibles/Total depósitos

años y un incremento en su participación en el sistema financiero, esto como resultado de la regulación de la SEPS y JPRMF.

En la actualidad, con la norma vigente las entidades del sector financiero deben manejar niveles de solvencia y liquidez adecuados con el fin de fortalecer la gestión de este sector, con el fin de evitar que ocurra una crisis bancaria, tal como sucedió a finales de los años 90, con el feriado bancario.

Un indicador que aporta a este análisis del marco del sistema financiero es el de Profundización Financiera, el cual mide el grado de desarrollo financiero que tiene una economía de un país. Dicha profundización se puede enfocar desde dos puntos de vista, el primero desde los activos y pasivos del sistema financiero, principalmente haciendo énfasis en la cartera bruta frente al Producto Interno Bruto (PIB) Real y el segundo, relacionado a los depósitos totales frente al PIB (Moreno 2013, 58).

Bajo este contexto, se ha estructurado la Tabla 6 en el cual se menciona los datos más relevantes. Considerando el primer enfoque que se indicó en el párrafo anterior, el indicador de los activos del sector financiero frente al PIB ha tenido una tendencia creciente en los cinco últimos años siendo el año 2019 el más alto con un porcentaje de 95.63%. Para el segundo enfoque se ha considerado la cartera bruta y depósitos, de las COAC y Banca Privada por separado para comparar el comportamiento de este indicador. En las COAC estos dos rubros ha tenido una tendencia creciente y como se observa se ha duplicado este indicador desde 2012 hasta 2019, y este último, es el año con el mejor indicador con 15.86% frente a los depósitos y 14.93% en los créditos. Por otro lado en el sector de la Banca Privada este indicador ha crecido pero no en la misma proporción que las COAC. Este sector al igual que las COAC el año 2019 tiene el mejor indicador con el 44.69% frente a los depósitos y 39.19% en los créditos.

Tabla 6  
Evolución de la Profundización Financiera desde 2012 hasta 2019

Sector	Descripción	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
	Producto Interno Bruto (PIB) Real en miles de millones	64,362.4	67,546.1	70,105.4	70,174.7	69,314.1	70,955.7	71,870.5	71,909.1
	Activos del Sector Financiero	65.92%	70.24%	73.43%	69.64%	79.44%	83.99%	87.79%	95.63%
COAC	Depósito	6.62%	7.60%	8.51%	8.83%	10.40%	12.23%	13.70%	15.86%
	Créditos	7.09%	7.71%	8.41%	8.98%	8.89%	10.80%	13.16%	14.93%
Banca Privada	Depósito	34.05%	35.90%	38.33%	33.19%	39.64%	41.37%	41.53%	44.69%
	Créditos	22.89%	23.94%	26.25%	24.92%	27.42%	32.27%	35.55%	39.19%

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS/Superintendencia de Bancos/Boletines mensuales del Banco Central del Ecuador  
Elaboración propia

Adicionalmente, otro índice que permite establecer un diagnóstico del sistema financiero ecuatoriano es el de Morosidad. De acuerdo a la Superintendencia de Bancos del Ecuador este índice es definido como aquel que mide el porcentaje de la cartera improductiva frente a la cartera bruta total. Un incremento en este índice ocasiona que las provisiones aumenten, esto con el fin de cubrir los créditos que están pendientes de pago, y paralelamente reduce recursos a colocar en activos productivos, afectando negativamente en la liquidez, utilidades, rentabilidad, y solvencia (SB 2018, 71).

Tabla 7  
**Morosidad en los Créditos de Consumo de las COAC por segmento y la Banca Privada**

Año	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Banca Privada	Total Segmentos
2015	4.43%	10.53%	9.01%	18.53%	15.74%	6.93%	6.50%
2016	3.96%	7.12%	7.98%	10.46%	11.49%	6.70%	5.08%
2017	2.87%	4.36%	5.65%	8.68%	11.30%	5.21%	3.55%
2018	2.58%	2.88%	6.63%	6.25%	8.87%	4.67%	3.00%
2019	3.01%	3.01%	5.79%	5.46%	7.19%	4.57%	3.23%

Fuente: Boletines mensuales del SFPS – SEPS

Elaboración propia

En la Tabla 7 se detalla el índice de morosidad de los créditos de consumo de las COAC por segmento comparado con la Banca Privada de los cinco últimos años. Se aprecia que los segmentos 2, 3, 4 y 5 son los que presenta mayores índices de morosidad en relación a los segmentos 1 y Banca Privada. En cada uno de los segmentos este índice se va reduciendo con el pasar de los años. Es así que este índice en el segmento 4 reduce 13.07 puntos porcentuales del 2015 al 2019, seguido por el segmento 5 en 8.55 puntos porcentuales en el mismo periodo.

## **2. Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC) en el Ecuador**

### **2.1. Origen y Antecedentes**

El origen del cooperativismo en el Ecuador se remonta a inicios del siglo XX, de acuerdo al autor Wilson Miño Grijalva (2013, 19-123) en su libro Historia del Cooperativismo en el Ecuador, aborda la historia del cooperativismo en los siguientes períodos:

#### **(1) Origen del cooperativismo en el Ecuador, 1900-1936**

Las ideas de cooperación llegan al Ecuador como resultado de una serie de eventos dados en Europa Occidental como la expansión y consolidación del capitalismo

industrial, surgimiento de corrientes de pensamiento (marxista, anarquismo, comunismo y socialismo utópico). El auge cacaotero promovido por las organizaciones gremiales de la ciudad de Guayaquil y Quito a mediados del siglo XIX y comienzos del XX, lo que conformó las primeras cajas de ahorro en nuestro país, cuya misión era el progreso y la beneficencia. A pesar de este auge no tuvo un marco normativo regulatorio ocasionando algunos problemas y debilidades que no permitió su consolidación e institucionalización, principalmente por la ausencia del Estado (Miño Grijalva 2013, 19-89).

### **(2) Intervención estatal al cooperativismo indígena, 1937-1963**

Se destaca la consolidación del proceso del cooperativismo a través de la primera intervención del Estado, con la expedición de Ley de Cooperativas en noviembre de 1937. Dicha ley definió cuatro tipos de cooperativas: de producción, de crédito, de consumo y mixtas. De estas cuatro la que tuvo mayor relevancia fue las COAC, pues su marco jurídico permitía realizar operaciones de crédito necesarios para el fomento de la agricultura, industria y desarrollo del ahorro. Esta ley habilitó a las cooperativas en recibir depósitos de sus socios, conceder préstamos, realizar cobros y pagos. Así como también definió un conjunto de incentivos estatales que estimularon la creación de cooperativas, ocasionando un incremento de las cooperativas pasando de 5 registradas en 1937 a 881 en 1963 (Miño Grijalva 2013, 41-57).

### **(3) Auge cooperativo, cambio agrario y expansión petrolera, 1964-1988**

Un evento relevante fue en el año 1966 pues se actualizó la Ley de Cooperativas de 1937, esta ley tuvo vigencia por más de 45 años, hasta el 2011. Para fines de los años sesenta se conformó el Consejo Cooperativo Nacional y Dirección Nacional de Cooperativas entidades creadas con la Ley de Cooperativas de 1966. Durante los años setenta el Ecuador comienza con la exportación de petróleo, dinamizando la economía del país tanto para el sector privado como público.

Para los años ochenta, ocurre la crisis de la deuda externa, inflación y desvalorización monetaria, ocasionando que el sector bancario tenga una rentabilidad baja y alta dependencia del crédito del Banco Central del Ecuador. Paralelamente originó una competencia entre los bancos privados y las grandes COAC. En el gobierno de León Febres Cordero tuvo una importante intervención del Estado, regulando las actividades financieras de las COAC, a través de SB. Pero este control y regulación fue parcial pues aplicaba a las COAC más grandes a nivel nacional, y las demás COAC (pequeñas y

medianas) eran controladas por la Dirección de Cooperativas la misma que estaba bajo la competencia del Ministerio de Bienestar Social de aquel entonces (Miño Grijalva 2013, 61-81).

#### **(4) Neoliberalismo a la crisis financiera, dolarización y sistema financiero cooperativo, 1989-2006**

El inicio de los años noventa tuvo varios acontecimientos que afectaron el escenario económico y financiero del Ecuador entre ellos: la ausencia estatal lo que ocasionó el apareamiento de varias COAC entre el período 1989-2006. En 1994 se aprueban: la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero; Ley de Régimen Monetario y Banco del Estado, y Ley de Promoción de Inversiones, las cuales indujeron a la desregularización bancaria. Durante 1998, la situación de las COAC registraba estabilidad y crecimiento; pero por otro lado el sistema bancario privado sufría una caída progresiva, principalmente de los bancos más grandes del Ecuador. En 1999, el Ecuador atravesó una de las crisis económicas y financiera por el feriado bancario, la caída del precio del barril de petróleo, crisis política y corrupción dentro del gobierno. Con los eventos desfavorables descritos las COAC salieron fortalecidas de esta crisis económica, lo que originó un movimiento de los cuentas ahorristas del sistema bancario privado hacia las cooperativas, reflejado en sus activos, depósitos a la vista, depósitos a plazo, capital y reservas (Miño Grijalva 2013, 89-100).

#### **(5) Historia inmediata, el cooperativismo, 2007-2012**

Para inicios del 2007, el Ecuador comienza con un cambio en varios ámbitos como: económico, sociales y políticos; el incremento de la inversión social a través de la construcción de grandes obras de infraestructura, entre otras. Para el año 2008 se aprueba la nueva Constitución de República del Ecuador por medio de la Asamblea Constituyente. En 2011 se expide la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario, derogando a la Ley de Cooperativas de 1966.

Durante el 2012 se crea la SEPS. En este mismo año también se publica el Reglamento a la Ley Orgánica Economía Popular y Solidaria. Y finales de 2012 el Ministerio de Inclusión Económica y Social (MIES) realizó el traspaso del control de las COAC a la SEPS (Miño Grijalva 2013, 109-14).

## **(6) Fortalecimiento y regularización, 2013 hasta 2019**

Continuando con los eventos más relevantes del cooperativismo en el Ecuador tenemos los ocurridos desde inicios de 2013 hasta la actualidad. Evidenciando un fortalecimiento y alta regularización al SFPS. Comenzando con el traspaso de las 40 COAC bajo la supervisión y control de la SB hacia la SEPS en 2013.

En 2014, se expide el Código Orgánico Monetario y Financiero, dicha norma regula a todo el sistema monetario y financiero, mercado bursátil y seguros en el Ecuador. La JPRMF emite las siguientes normas: la gestión de dinero electrónico; prevención de lavado de activos y financiamiento de delitos incluido el terrorismo en las entidades financieras de economía popular y solidaria.

En 2015, la JPRMF norma la segmentación de las entidades del SFPS, dicha segmentación va acorde a los activos que poseen; segmentación de la cartera de crédito de las entidades del sistema financiero nacional; administración integral de riesgos; la gestión del riesgo de crédito; constitución de provisiones de activos de riesgo; solvencia, patrimonio técnico y activos y contingentes ponderados por riesgo; servicios financieros de las entidades del SFPS; emisión y operación de tarjetas de crédito, débito, pago o prepago.

Para el 2016, existieron reformas entre las cuales se enuncia: funcionamiento del fondo de liquidez; contratación del seguro de desgravamen obligatorio para los créditos inmobiliarios y de vivienda de interés público e hipotecario; gestión del dinero electrónico; y, gestión del riesgo de crédito, constitución de provisiones de activos de riesgo.

En cuanto a la expedición de normativa tenemos: la vigencia del catálogo único de cuentas de manera obligatoria para las entidades del SFPS, emisión de una guía para el proceso de coactivas; calificación, designación y responsabilidades de administradores temporales y liquidadores; políticas de inversión de los recursos del seguro de depósitos; normativa relacionada a incentivos por el terremoto de 16 abril de 2016.

Durante el 2017, las reformas continuaron como: requerimiento de reservas mínimas de liquidez; sobre el funcionamiento del fondo de liquidez; incremento de coberturas del seguro de depósitos; constitución de provisiones de activos de riesgo; política de financiamiento de vivienda de interés público; prevención de lavado de activos y financiamiento de delitos incluido el terrorismo; administración integral de riesgos; gestión del riesgo de crédito; constitución de provisiones de activos de riesgo; solvencia,

patrimonio técnico y activos y contingentes ponderados por riesgo; y, servicios financieros.

Por otro lado la emisión de normativa para este año fue: la regulación de los niveles máximos de honorarios, otros beneficios y compensaciones de los representantes legales; regulación de asambleas generales o juntas generales y elecciones de representantes y vocales de los concejos de administración y vigilancia; proceso de fusión ordinario; autorización de nuevas actividades; y, contribuciones para la SEPS.

En 2018, existió pocas reformas en relación a años anteriores en las cuales figuran las siguientes: fijación de las tasas de interés activas efectivas máximas; y, prevención, detección y erradicación del delito de lavado de activos y del financiamiento de delitos. En cuanto a la emisión de nueva normativa fueron: control para la administración del riesgo operativo y riesgo legal; y, determinación de los requisitos y condiciones para la exoneración del impuesto a la renta en la fusión.

Finalmente para 2019, se realizaron las siguientes reformas: regulación de fijación de tasas de interés activas efectivas máximas; sobre la constitución, operación, liquidación de fideicomisos indicados en el artículo 312 del COMF; servicios financieros; cuenta básica de las COAC; proceso de fusión extraordinario; suscripción de convenios de asociación; segmentación de las COAC; liquidación de entidades; políticas de inversión de los recursos del seguro de depósitos; y, reservas mínimas de liquidez. La emisión de normativa nueva se detalla a continuación: envío de estructuras por segmentos; norma para el financiamiento de vivienda de interés social e interés público; y, administración del riesgo de liquidez en el sistema central de pagos.

## **2.2. Sistema de las COAC en el Ecuador**

Para entender como está estructurado las cooperativas en el Ecuador se debe comprender cuál es la base del SFPS para ello es necesario observar lo estipulado en el artículo 309 y 311 de la Constitución de la República del Ecuador de 2008:

Art. 309.- El sistema financiero nacional se compone de los sectores público, privado, y del popular y solidario, que intermedian recursos del público. Cada uno de estos sectores contará con normas y entidades de control específicas y diferenciadas, que se encargarán de preservar su seguridad, estabilidad, transparencia y solidez. Estas entidades serán autónomas. Los directivos de las entidades de control serán responsables administrativa, civil y penalmente por sus decisiones.



Art. 311.- El sector financiero popular y solidario se compondrá de cooperativas de ahorro y crédito, entidades asociativas o solidarias, cajas y bancos comunales, cajas de ahorro. Las iniciativas de servicios del sector financiero popular y solidario, y de las micro, pequeñas y medianas unidades productivas, recibirán un tratamiento diferenciado y preferencial del Estado, en la medida en que impulsen el desarrollo de la economía popular y solidaria.

Una vez descrito la estructura y composición de las COAC, a continuación se realiza una descripción de la palabra cooperativa, etimológicamente, su definición de acuerdo algunos autores, normativamente, como están segmentadas, reguladas y normadas.

Etimológicamente, la palabra cooperativa proviene del latín *cooperativus*; compuesto del prefijo co- (con, reunión, unión); operari (trabajar, operar) y el sufijo -tivo (relación activa o pasiva), en consecuencia se definiría como: trabajar junto con otros.

Para el autor Luis Chiriboga en su Diccionario Técnico Financiero Ecuatoriano (2001, 51) define a la cooperativa como:

Sociedades financieras de derecho privado, formadas por personas naturales o jurídicas, que sin perseguir finalidades de lucro, tiene por objeto planificar y realizar actividades de trabajos de beneficio social o colectivo, a través de una empresa manejada en común y formada con la aportación económica, intelectual y moral de sus miembros. Se clasifican según la actividad que vaya a desarrollar como: producción, consumo, crédito, vivienda; y, servicios.

Para el Consejo Mundial de Cooperativas de Ahorro y Crédito (WOCCU) define dentro de su Estatuto a la Cooperativa de Ahorro y Crédito (2008, art. 2) como:

[...] una organización cooperativa financiera cuyos asociados son a la vez propietarios y administradores de la misma sobre una base sin fines de lucro, de acuerdo con principios democráticos. Su propósito es promover el ahorro, usar los fondos obtenidos para hacer préstamos y proveer otros servicios relacionados con los miembros y sus familias. Una cooperativa de ahorro y crédito es parte de un sistema cooperativo financiero y se adhiere a los principios operativos de cooperativas de ahorro y crédito establecidos por el WOCCU.

Dentro del Código Orgánico Monetario y Financiero, en su artículo 445 hace referencia a la naturaleza y objetivos de las COAC y se expone a continuación:

Las cooperativas de ahorro y crédito son organizaciones formadas por personas naturales o jurídicas que se unen voluntariamente bajo los principios establecidos en la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria, con el objetivo de realizar actividades de intermediación financiera y de responsabilidad social con sus socios y, previa autorización de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, con clientes o terceros, con sujeción a las regulaciones que emita la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera.

Con lo expuesto se define a las COAC como sociedades financieras de carácter privado, formadas por personas naturales o jurídicas, las cuales realizan actividades de intermediación financiera. Dicha intermediación se realiza con la captación de recursos monetarios del público y los mismos son entregados a un tercero, a través de la concesión de créditos. Las COAC están segmentadas, normadas y reguladas de acuerdo a lo dispuesto por la JPRMF, Código Orgánico Monetario Financiero y Financiero, y Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria (LOEPS) con su respectivo reglamento.

LOEPS define sobre la conformación de otros tipos de cooperativas, descritas en su artículo 23, que establecen como cooperativas dependiendo de su actividad como las descritas a continuación: producción, consumo, vivienda, ahorro y crédito; y, servicios.

Una vez definida a las COAC, estas son y serán supervisadas, controladas por la SEPS, y reguladas por la JPRMF. En este contexto las COAC fueron segmentadas y definidos en la Resolución Nro. 038-2015-F con fecha de 13 de febrero de 2015 y reformadas en Resolución Nro. 521-2019-F con fecha de 14 de junio de 2019. Este documento indica que se actualizará cada primero de junio de cada año de acuerdo a sus activos reportados al ente de control con corte 31 de diciembre del año inmediato anterior.

Tabla 8  
**Segmentación de las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario**

Segmento	Activos (USD)
1	Mayor a 80'000.000,00
2	Mayor a 20'000.000,00 hasta 80'000.000,00
3	Mayor a 5'000.000,00 hasta 20'000.000,00
4	Mayor a 1'000.000,00 hasta 5'000 000,00
5	Hasta 1'000.000,00

Fuente: Resolución Nro. 521-2019-F de 14 de junio de 2019/ JPRMF  
Elaboración propia

Es importante señalar que la aplicación e implementación de la normativa emitida para las COAC estas se han reducido en número en los cinco últimos años como se indica en la Tabla 9:

Tabla 9  
Evolución de las COAC desde 2013 hasta 2019

Año	Cooperativas	Socios
2013	946	4'969.097
2014	907	<b>5'250.072</b> <sup>4</sup>
2015	847	5'531.047
2016	696	<b>5'983.907</b> <sup>5</sup>
2017	656	6'436.766
2018	604	6'877.862
2019	548	7'781.839

Fuente: Boletines Financieros SEPS/Catastro SFPS (corte diciembre 2019) /Rendición de cuentas de los años 2015, 2017, 2018 y 2019

Elaboración propia

Es evidente la reducción de 398 COAC a nivel nacional desde 2013 hasta 2019 existe una reducción del 42%, muchas de estas entidades liquidaron por varias causas como por ejemplo: incumplimientos regulatorios, créditos vinculados, falsificación de documentos, peculado, incumplimiento de requerimientos mínimos de patrimonio, licitud de fondos, falta de gestión en la recuperación de la cartera de crédito, sobrevaloración en sus activos, otras entraron en proceso de liquidación, fusión con otras entidades, disolución voluntaria de sus socios.

Un dato a considerar es el número de socios que están afiliados a las COAC, de acuerdo a los informes de rendición de cuentas de la SEPS el número de socios ha incrementado en casi 1.9 millones de socios desde de 2013 con 5 millones de socios a 7.8 millones de socios para finales de 2019, es decir, un incremento del 40.7%. En la Tabla 10 se evidencia este crecimiento del número de socios así como también la reducción del número de cooperativas en los últimos años por segmento.

Tabla 10  
Evolución de las COAC y socios por segmentos desde 2015 hasta 2019

Año	Segmento 1		Segmento 2		Segmento 3		Segmento 4		Segmento 5		Total	
	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios
2015	25	2'561.480	34	1'235.155	87	831.574	188	579.606	513	323.232	847	5'531.047
2016 <sup>6</sup>	26	3'066.031	33	1'288.818	84	829.784	183	539.871	370	259.404	696	5'983.907
2017	26	3'570.581	38	1'342.481	82	827.994	178	500.135	332	195.575	656	6'436.766
2018	31	4'317.228	40	1'179.381	80	721.900	176	485.318	277	174.035	604	6'877.862
2019	33	4'973.502	42	1'383.119	81	797.714	166	475.266	226	152.238	548	7'781.839

Fuente: Boletines Financieros SEPS/Catastro SFPS (corte diciembre 2019) /Rendición de cuentas de los años 2015, 2017, 2018 y 2019

Elaboración propia

<sup>4</sup> El dato para el año 2014 no estuvo disponible, por lo cual, se realizó una estimación del número de socios a través de un promedio entre el año 2013 y 2015.

<sup>5</sup> El dato para el año 2016 no estuvo disponible, por lo cual, se realizó una estimación del número de socios a través de un promedio entre el año 2015 y 2017.

<sup>6</sup> El dato para el año 2016 no estuvo disponible, por lo cual, se realizó una estimación del número de socios por segmento a través de un promedio entre el año 2015 y 2017.

En la Tabla 11 se observa el nivel de concentración que existe entre el número de socios y cooperativas en el Ecuador, en los últimos cinco años. El dato más sobresaliente es la concentración de las cooperativas del segmento 4 y 5 que bordean el 83% en 2015 y 72% en 2019, sobre el total de cooperativas a nivel nacional. Sin embargo, el número de socios que concentran es menor entre al 10% del total de socios en comparación a los del segmento 1. Otro dato a recalcar es el relacionado al número de cooperativas que concentran las cooperativas del segmento 1 y 2 pasando del 7% al 14% entre el 2015 a 2019. A pesar de concentrar pocas cooperativas albergan casi el 80% del total de socios a nivel nacional. Por otro lado, respecto a las cooperativas del segmento 3 se visualizan una concentración de cooperativas del 10% y socios del 15% en 2015 y en 2019 este segmento concentra el 15% de las cooperativas a nivel nacional y de socios del 10%.

Tabla 11  
**Concentración de las COAC y socios por segmentos desde 2015 hasta 2019**

Año	Segmento 1		Segmento 2		Segmento 3		Segmento 4		Segmento 5	
	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios	Coop.	Socios
2015	2,95%	46,31%	4,01%	22,33%	10,27%	15,03%	22,20%	10,48%	60,57%	5,84%
2016	3,74%	51,24%	4,74%	21,54%	12,07%	13,87%	26,29%	9,02%	53,16%	4,34%
2017	3,96%	55,47%	5,79%	20,86%	12,50%	12,86%	27,13%	7,77%	50,61%	3,04%
2018	5,13%	62,77%	6,62%	17,15%	13,25%	10,50%	29,14%	7,06%	45,86%	2,53%
2019	6,02%	63,91%	7,66%	17,77%	14,78%	10,25%	30,29%	6,11%	41,24%	1,96%

Fuente: Boletines Financieros SEPS/Catastro SFPS (corte diciembre 2019) /Rendición de cuentas de los años 2015, 2017, 2018 y 2019

Elaboración propia

Una vez analizado rápidamente la composición y evolución de las cooperativas por segmentos con el número de socios que lo conforman. Es vital considerar la evolución de los créditos otorgados por las cooperativas por segmento existente. En la Tabla 12 se observa en los segmentos 1 y 2 son aquellos que concentran más créditos de consumo otorgados en los últimos años, seguidos por los demás segmentos. También se observa los créditos otorgados por los segmentos 1, 2 y 3 ha crecido en los últimos años. Sin embargo, los segmentos 4 y 5, su evolución ha sido regular en estos últimos años. Del total de créditos otorgados por las cooperativas comparados a los de la banca privada su relación es de una a dos, inclusive se evidencia un crecimiento del 76% y 85% de las COAC y banca privada, respectivamente entre 2015 a 2019.

Tabla 12  
**Evolución de los créditos de consumo<sup>7</sup> de las COAC por segmentos vs Banca Privada desde 2015 hasta 2019 (millones de dólares)**

Año	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Total Segmentos	Banca Privada
2015	2.340	512	285	153	24	3.314	6.331
2016	2.412	489	312	117	28	3.357	6.382
2017	3.058	624	347	116	31	4.176	8.605
2018	4.031	724	333	133	27	5.248	9.986
2019	4.571	804	310	133	21	5.838	11.736

Fuente: Boletines Financieros SEPS/Boletines Series Bancarias a 2019 de la SB  
 Elaboración propia

Respecto a la concentración de los créditos otorgados por las cooperativas a nivel nacional se observa que los segmentos 1 y 2 acumulan en promedio los 88%, seguidos por las cooperativas del segmento 3 con un 8%, y entre los segmentos 4 y 5 con el 4%, tal como se demuestra en la siguiente tabla:

Tabla 13  
**Concentración de los créditos de consumo de las COAC por segmento desde 2015 hasta 2019**

Año	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5
2015	70,61%	15,46%	8,58%	4,61%	0,73%
2016	71,83%	14,56%	9,28%	3,50%	0,84%
2017	73,24%	14,95%	8,31%	2,77%	0,74%
2018	76,82%	13,79%	6,34%	2,54%	0,51%
2019	78,29%	13,77%	5,30%	2,27%	0,36%
<b>Promedio</b>	<b>73,12%</b>	<b>14,69%</b>	<b>8,13%</b>	<b>3,35%</b>	<b>0,70%</b>

Fuente: Boletines Financieros SEPS  
 Elaboración propia

Revisado los créditos otorgados por las cooperativas, sea considerado para el estudio el índice de morosidad enfocado para los créditos de consumo. Dicho indicador compara los créditos vencidos con el total de créditos. En las Tablas 14 y 15, se analiza el comportamiento de este indicador, siendo el año 2015 el más favorable en relación a los demás años. La tendencia se va reduciendo con el pasar de los años. Pero aquellas cooperativas pertenecientes a los segmentos 2 al 5, inclusive con el indicador de morosidad de la banca privada, son mayores a los del segmento 1.

<sup>7</sup> Corresponde a la suma de los créditos de consumo prioritario más créditos de consumo ordinario

Tabla 14  
**Índice de morosidad de los créditos de consumo de las COAC y Banca Privada desde 2015 hasta 2019**

Año	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Total Segmentos	Banca Privada
2015	4,43%	10,53%	9,01%	18,53%	15,74%	6,50%	6,93%
2016	3,96%	7,12%	7,98%	10,46%	11,49%	5,08%	6,70%
2017	2,87%	4,36%	5,65%	8,68%	11,30%	3,55%	5,21%
2018	2,58%	2,88%	6,63%	6,25%	8,87%	3,00%	4,67%
2019	3,01%	3,01%	5,79%	5,46%	7,19%	3,23%	4,57%

Fuente: Boletines Financieros SEPS/Boletines Series Bancarias a 2019 de la SB  
 Elaboración propia

Como motivo de la investigación se realizó una comparación de este indicador entre el segmento 3 con la banca privada, se observa que este indicador es mayor tal como se indica en la siguiente tabla:

Tabla 15  
**Comparación del índice de morosidad de los segmentos 3 vs Banca Privada de los créditos de consumo de las COAC desde 2015 hasta 2019**

Año	Segmento 3	Banca Privada
2015	9,01%	6,93%
2016	7,98%	6,70%
2017	5,65%	5,21%
2018	6,63%	4,67%
2019	5,79%	4,57%

Fuente: Boletines Financieros SEPS/Boletines Series Bancarias a 2019 de la SB  
 Elaboración propia

Con lo expuesto es visible el auge y participación de las COAC en el sistema financiero ha sido notoria en estos últimos años. Entre uno de los factores favorables para este auge fue las regulación de los tipos de créditos que pueden otorgar las COAC definidas en la Resolución Nro. 043-2015-F y Resolución Nro. 059-2015-F, con fecha 5 de marzo y 16 de abril de 2015, respectivamente; las mismas que fueron emitidas por la JPRMF, y resumida a continuación:

Tabla 16  
Definición de la segmentación de créditos para las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario

Segmento Crédito	Orientado a			Destino		Adquisición/ Orientado	Subsegmento	Ventas anuales	Observaciones
	PN <sup>8</sup>	PNC <sup>9</sup>	PJ <sup>10</sup>	%					
Productivo	NO	SI	SI	Al menos 90%	Bienes de capital, terrenos, construcción de infraestructura y compra de derechos de propiedad industrial.	Corporativo	Superior a USD 5 millones	Incluye a las personas naturales no residentes de la economía ecuatoriana para la adquisición de exportaciones de bienes y servicios producidos por residentes Se exceptúa la adquisición de franquicias, marcas, pagos de regalías, licencias y la compra de vehículos de combustible fósil Su plazo debe ser superior a 1 año	
						Empresarial	Entre USD 1 millón y hasta USD 5 millones		
						PYMES	Entre USD 100 mil y hasta USD 1 millón		
Comercial Ordinario	NO	SI	SI	100%	Adquisición o comercialización de vehículos livianos de combustible fósil		Superior a USD 100 mil	Incluye aquellos que son para fines productivos y comerciales	
Comercial Prioritario	NO	SI	SI	100%	Bienes y servicios para actividades productivas y comerciales, que no estén categorizados en el segmento comercial ordinario.	Corporativo	Superior a USD 5 millones	Incluye vehículos pesados, el financiamiento de capital de trabajo y los créditos entre entidades financieras	
						Empresarial	Entre USD 1 millón y hasta USD 5 millones		
						PYMES	Entre USD 100 mil y hasta USD 1 millón		
Consumo Ordinario	SI	NO	NO	100%	Adquisición o comercialización de vehículos livianos de combustible fósil				
Consumo Prioritario	SI	NO	NO	100%	La compra de bienes, servicios o gastos no relacionados con una actividad productiva, comercial y otras compras y gastos no incluidos en el segmento de consumo ordinario			Incluye créditos prendarios de joyas	
Educativo	SI	NO	SI	100%	Formación y capacitación profesional o técnica, para el caso de PJ aplica este criterio; pero dirigido a su talento humano, para los dos casos la formación y capacitación deberá ser acreditada por los órganos competentes				

<sup>8</sup> Persona natural

<sup>9</sup> Persona natural obligada a llevar contabilidad

<sup>10</sup> Persona jurídica

Vivienda de Interés Público	SI	NO	NO	100%	Otorgado con garantía hipotecaria a personas naturales para la adquisición o construcción de vivienda única y de primer uso, concedido con la finalidad de transferir la cartera generada a un fideicomiso de titularización con participación del Banco Central del Ecuador o el sistema financiero público			Aplica cuando el valor comercial sea menor o igual a USD 70 mil y su valor por metro cuadrado sea menor o igual a USD 890
Inmobiliario	SI	NO	NO	100%	Es el otorgado con garantía hipotecaria a personas naturales para la construcción, reparación, remodelación y mejora de inmuebles propios: para la adquisición de terrenos destinados a la construcción de vivienda propia; y, para la adquisición de vivienda terminada para uso del deudor y su familia no categorizada en el segmento de crédito Vivienda de Interés Público			
Microcrédito	SI	NO	SI	100%	Grupo de prestatarios con garantía solidaria, destinado a financiar actividades de producción y/o comercialización en pequeña escala, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades	Minorista	Inferior a USD 100 mil	El saldo adeudado en microcréditos a las entidades del sistema financiero, sea menor o igual a USD 1'000.00, incluyendo el monto de la operación solicitada.
						Acumulación Simple		El saldo adeudado en microcréditos a las entidades del sistema financiero, sea superior a USD 1'000.00 y hasta USD 10 mil, incluyendo el monto de la operación solicitada
						Acumulación Ampliada		El saldo adeudado en microcréditos a las entidades del sistema financiero, sea superior a USD 10 mil, incluyendo el monto de la operación solicitada
Inversión Pública	NO	NO	SI	100%	Financiar programas, proyectos, obras y servicios encaminados a la provisión de servicios públicos, cuya prestación es responsabilidad del Estado			Incluyen las operaciones otorgadas a los GAD y otras entidades del sector público

Fuente: Resolución Nro. 043-2015-F y Resolución Nro. 059-2015-F, 05 de marzo y 16 de abril de 2015, respectivamente/ JPRMF

Elaboración propia



Continuando con el análisis situacional de las COAC, tenemos la concentración de aquellas entidades que están activas y fueron consultadas desde la página web de la SEPS con fecha de corte 31 de diciembre de 2019. Mediante el cual se observa 548 COAC activas a nivel nacional, y se encuentran distribuidas de la siguiente manera: región Sierra con 430 entidades que representa el 78,5%, seguido por la Costa con 95 entidades con el 17,3%, Amazónica con 20 entidades con el 3,6% e Insular con 3 entidades con 0,5%.

Tabla 17  
Número de COAC por región del Ecuador - 2019

Región	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Total general
Sierra	28	33	64	126	179	430
Costa	3	6	12	33	41	95
Oriente	1	3	5	5	6	20
Insular				2	1	3
<b>Total general</b>	<b>32</b>	<b>42</b>	<b>81</b>	<b>166</b>	<b>227</b>	<b>548</b>

Fuente: SFPS – SEPS

Elaboración propia

Es indudable la concentración de las COAC en la región Sierra, sobre todo en las del segmento 5, inclusive es mayor su relación a los otros segmentos llegando a ser la tercera parte del total de las COAC. Las principales provincias que abarcan el mayor número de COAC son: Pichincha, Tungurahua, Chimborazo, Cotopaxi, Guayas, Loja, Manabí y Azuay, abarcan cerca el 80% del total, tal como se describe en la Tabla 18.

Tabla 18  
Número de COAC por provincia del Ecuador - 2019

Provincia	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Total general
Pichincha	7	11	18	36	42	114
Tungurahua	8	2	12	28	36	86
Chimborazo	2	3	4	11	36	56
Cotopaxi	1	2	10	17	22	52
Guayas		1	5	16	13	35
Loja	1	3	3	13	13	33
Manabí	1	5	2	9	15	32
Azuay	3	7	4	10	6	30
Imbabura	2	3	5	5	7	22
Bolívar	1	2	3	3	8	17
Cañar	1		2	1	7	11
Los Ríos			2	5	4	11
El Oro	2		1	3	4	10
Zamora Chinchipe		2	1	1	2	6
Carchi	2		2	1		5
Santa Elena			1		4	5
Orellana			1	2	2	5
Sto. Domingo de los Tsáchilas			1	1	2	4
Sucumbíos			1	1	1	3
Galápagos				2	1	3

Pastaza	1		1		1	3
Napo			1	1		2
Esmeraldas			1		1	2
Morona Santiago		1				1
<b>Total general</b>	<b>32</b>	<b>42</b>	<b>81</b>	<b>166</b>	<b>227</b>	<b>548</b>

Fuente: SFPS – SEPS  
Elaboración propia

Complementando los cuadros anteriores, se realizó la concentración de las COAC a nivel cantonal obteniendo como resultado lo siguiente: Quito, Ambato, Riobamba, Latacunga, Guayaquil, Cuenca, y Loja, concentran cerca de 303 entidades que representa el 55% del total de COAC a nivel nacional.

Tabla 19  
**Número de COAC por los principales cantones de mayor concentración en el Ecuador - 2019**

Cantón	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Total general
Quito	6	7	14	33	40	100
Ambato	8	2	12	21	27	70
Riobamba	2	2	3	7	22	36
Guayaquil		1	3	15	10	29
Latacunga	1	1	5	8	14	29
Cuenca	3	6	1	8	6	24
Loja	1	3	3	4	4	15
Resto de cantones a nivel nacional (98)	11	20	40	70	104	245
<b>Total general</b>	<b>32</b>	<b>42</b>	<b>81</b>	<b>166</b>	<b>227</b>	<b>548</b>

Fuente: SFPS – SEPS  
Elaboración propia

### 3. Marco Regulatorio de las COAC

El marco regulatorio de las COAC se encuentra definido por:

1. Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario, publicado el 10 de mayo de 2011.
2. Reglamento General de Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario, publicado el 27 de febrero de 2012.
3. Código Orgánico Monetario y Financiero, publicado el 12 de septiembre de 2014.
4. Resoluciones emitidas por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera.

Las entidades que regulan, supervisan y controla a las COAC son: Junta de la Política y Regulación Monetaria y Financiera, y Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, se describen muy brevemente a continuación:

**Junta de la Política y Regulación Monetaria y Financiera.-** entidad creada mediante la expedición del Código Orgánico Monetario y Financiero, a través del artículo 13, en el cual define a la entidad y su conformación:

Créase la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, parte de la Función Ejecutiva, responsable de la formulación de las políticas públicas y la regulación y supervisión monetaria, crediticia, cambiaria, financiera, de seguros y valores.

La Junta estará conformada con plenos derechos por los titulares de los ministerios de Estado responsables de la política económica, de la producción, de las finanzas públicas, el titular de la planificación del Estado y un delegado del Presidente de la República. Participarán en las deliberaciones de la Junta, con voz pero sin voto, el Superintendente de Bancos, el Superintendente de Compañías, Valores y Seguros, el Superintendente de Economía Popular y Solidaria, el Gerente General del Banco Central del Ecuador y el Presidente del Directorio de la Corporación de Seguro de Depósitos, Fondo de Liquidez y Fondo de Seguros Privados.

En el artículo 14 de este mismo cuerpo legal detalla sus 55 funciones, sin embargo, se enuncian aquellos relacionados al tema crediticio y al SFPS:

1. Formular y dirigir las políticas monetaria, crediticia, cambiaria y financiera, incluyendo la política de seguros y de valores;
2. Regular mediante normas la implementación de las políticas monetaria, crediticia, cambiaria y financiera, incluyendo la política de seguros y de valores, y vigilar su aplicación;
3. Regular mediante normas las actividades financieras que ejercen las entidades del sistema financiero nacional y las actividades de las entidades de seguros y valores;
11. Establecer, en el marco de sus competencias, cualquier medida que coadyuve a:
  - c) Proteger la integridad y estabilidad del sistema financiero nacional y la sostenibilidad del régimen monetario y de los regímenes de valores y seguros;
23. Establecer niveles de crédito, tasas de interés, reservas de liquidez, encaje y provisiones aplicables a las operaciones crediticias, financieras, mercantiles y otras, que podrán definirse por segmentos, actividades económicas y otros criterios;
28. Establecer los cargos por los servicios que presten las entidades financieras, de valores y seguros así como de las entidades no financieras que otorguen crédito y los gastos con terceros derivados de las operaciones activas en que incurran los usuarios de estas entidades;
35. Establecer la segmentación de las entidades del sector financiero popular y solidario;

**Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.-** entidad creada para la supervisión y control de las instituciones que forman parte de la economía popular y solidaria, en concordancia al artículo 146 de la LOEPS, menciona lo siguiente: “[...] se crea como organismo técnico, con jurisdicción nacional, personalidad jurídica de derecho público, patrimonio propio y autonomía administrativa y financiera y con jurisdicción coactiva.”. Esta entidad tendrá la facultad de expedir normas de carácter general en las materias propias de su competencia, sin que puedan alterar o innovar las disposiciones legales.

Dicha entidad inició con su gestión a inicios del mes de junio de 2012, fecha en la que la Asamblea Nacional posesionó a Hugo Jácome como Superintendente de esta entidad, después de 6 meses inicia la atención a los usuarios, esto debido a que se realizó una coordinación de la Superintendencia de Bancos, y el Ministerio de Inclusión Económica y Social a través de la Dirección Nacional de Cooperativas para la transición del control y supervisión de las COAC que estaban a su cargo.

De acuerdo al Informe de Rendición de Cuentas 2012-2017, 5 años de gestión, (EC SEPS 2017, 5-8), se expone sobre el trabajo realizado en este periodo, fundamentado en cinco pilares:

1. Estabilidad de a las entidades de EPS, por medio de la instalación y generación de instrumentos y mecanismos de supervisión y control, a más de acciones in situ y extra situ, con el fin de determinar los avances, falencias y posibles riesgos de las entidades sujetas a control.

2. Transparencia y lucha contra la corrupción, a través de las supervisiones realizadas se detectaron indicios de responsabilidad penal que fueron denunciados ante la Fiscalía; y acciones para el fortalecimiento normativo de las políticas para la prevención del lavado de activos y el financiamiento del terrorismo.

3. Protección de Derechos, la SEPS amparada en el artículo 75 de la Constitución de la República de 2008 busca precautelar y proteger los derechos de socios y asociados de las entidades que están bajo el control de la SEPS

4. Inclusión económica y social, está relacionada a la misión, visión y atribuciones de la SEPS, con el fin de buscar una sociedad de igualdad y solidaridad.

5. Fortalecimiento de la EPS, este pilar está enfocado a la emisión de la normativa existente con el objeto de normar, regular, establecer procesos y controles para las actividades realizadas por las entidades que conforman la EPS; pero sobre todo precautelando su sostenibilidad a través del tiempo.

## **Capítulo tercero**

### **Riesgo de crédito en las COAC**

En este capítulo se abordará al riesgo de crédito haciendo énfasis principalmente a las COAC del segmento 3, sobre la gestión de riesgo de crédito, análisis del concepto de riesgo de crédito, componentes que lo conforman, concepto de score, ventajas y limitaciones de un score.

#### **1. Análisis del riesgo de crédito en las COAC**

En este apartado se realiza una introducción del riesgo de crédito en el Ecuador, como se indicó en el capítulo anterior las COAC están controladas y supervisadas por la SEPS, y bajo las resoluciones expedidas por la JPRMF que norman el marco de acción de las entidades financieras a nivel nacional. Es así, que mediante Resolución Nro. 128-2015-F de la JPRMF y Nro. 129-2015-F de la JPRMF, ambos, del 23 de septiembre de 2015, se norma la: Administración Integral de Riesgos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito y Cajas Centrales, y, Gestión del Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito, respectivamente. Al momento, estas resoluciones fueron reformadas y actualizadas, siendo la última reforma a través de las Resoluciones Nro. 366-2017-F y 367-2017-F, ambas, con fecha 8 de mayo de 2017, cambiando los títulos por los siguientes: Normas para la Administración Integral de Riesgos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito, Cajas Centrales y Asociaciones Mutualistas de Ahorro y Crédito para la Vivienda; y, Norma para la Gestión del Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito y Asociaciones Mutualistas de Ahorro y Crédito para la Vivienda, respectivamente.

En estas resoluciones se determinan: definiciones, lineamientos para la administración de riesgos de las entidades del SFPS, estructura para la administración integral de riesgos, responsabilidades en la administración de riesgos, políticas para la administración integral de riesgos, elementos para la administración integral de riesgos. En cambio para el riesgo de crédito específicamente tenemos: objetivo, definiciones, gestión del riesgo de crédito, de garantías y límites de crédito, calificación de la cartera de crédito y contingentes, calificación de las cuentas por cobrar y otros activos; y, novación, refinanciamiento y reestructuración.

En este contexto se marca las pautas para la adecuada administración y gestión del riesgo de crédito para COAC de acuerdo a la segmentación que pertenece. En este capítulo se realizará énfasis en aquellas que tienen relación al riesgo de crédito y fundamentalmente a la elaboración de un modelo score o scoring de originación de un crédito de consumo.

## **2. Políticas de la gestión del riesgo de crédito**

Dentro de la normativa vigente especificada en la Resolución Nro. 128-2015-F de 23 de septiembre de 2015, las políticas para la administración integral de riesgos deben contener al menos lo siguiente:

- a) El cumplimiento de las disposiciones legales relacionadas con la administración integral de riesgos;
- b) La estructura organizacional que soporta el proceso de administración integral de riesgos; la misma que deberá seguir los preceptos establecidos en la presente resolución, así como una clara delimitación de funciones y perfil de puestos en todos sus niveles. La citada estructura debe contemplar la separación de funciones entre las áreas de evaluación, toma de riesgos y las de seguimiento y control;
- c) Las facultades y responsabilidades de aquellas personas que desempeñen cargos que impliquen la toma de riesgos para las entidades;
- d) La clasificación de los riesgos por tipo de operación y línea de negocio;
- e) Los límites de exposición al riesgo al menos en relación a liquidez, morosidad, solvencia, concentración de depósitos y de cartera;
- f) La forma y periodicidad con que se deberá informar al Consejo de Administración, al Comité de Riesgos, al Representante Legal y a las Unidades de Negocios sobre la exposición al riesgo de la entidad y los inherentes a cada Unidad de Negocio;
- g) Las medidas de control interno, así como las correspondientes para corregir las desviaciones que se observen sobre los límites de exposición y niveles de tolerancia al riesgo;
- h) El proceso para aprobar, desde una perspectiva de administración integral de riesgos, las operaciones, servicios, productos y líneas de negocio que sean nuevos para la entidad;
- i) Los planes de continuidad del negocio para restablecer niveles mínimos de la operación en caso de presentarse eventos fortuitos o de fuerza mayor;
- j) El proceso para obtener la autorización para exceder de manera excepcional los límites de exposición y niveles de tolerancia al riesgo; y,
- k) Otros elementos que con criterio técnico deban estar incluidos.

## **3. Gestión de riesgo de crédito en las COAC**

La gestión integral del riesgo debe considerar los siguientes aspectos: identificación, medición, priorización, control, mitigación, monitoreo, y comunicación. Considerando esto, la Resolución Nro. 557-2019-F del 23 de diciembre de 2019 define claramente sobre la gestión de riesgo de crédito en el cual contempla lo siguiente:

1. Contar con un proceso formalmente establecido de administración del riesgo de crédito en: otorgamiento, seguimiento y recuperación, que asegure la calidad de sus portafolios

y además permita identificar, medir, priorizar, controlar, mitigar, monitorear y comunicar las exposiciones de riesgo de contraparte y las pérdidas esperadas, a fin de mantener una adecuada cobertura de provisiones o de patrimonio técnico,

2. Políticas para la gestión de riesgo de crédito;
3. Límites de exposición al riesgo de crédito de la entidad, en los distintos tipos de crédito y de tolerancia de la cartera vencida por cada tipo de crédito para las cooperativas de los segmentos 1, 2 y 3 para las asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda;
4. Criterios para la determinación de tasas para operaciones de crédito, considerando entre otros: montos, plazos, garantías, tipo de productos, destino del financiamiento;
5. Criterios para definir su mercado objetivo es decir, el grupo de socios a los que se quiere otorgar créditos, como: zonas geográficas, sectores socio-económicos, para las cooperativas de los segmentos 1, 2 y 3 y para las asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda;
6. Perfiles de riesgo: características de los socios con los cuales se va a operar, como: edad, actividad económica, género, entre otros, para las cooperativas de los segmentos 1, 2 y 3;
7. Las entidades de Segmentos 1, 2 y 3 deben tener y aplicar la infraestructura tecnológica y los sistemas necesarios para garantizar la adecuada gestión del riesgo de crédito, los cuales deben generar informes confiables sobre dicha labor, y,
8. Las entidades de segmento 4 y 5 deberán disponer de herramientas de información que permitan garantizar el funcionamiento eficiente, eficaz y oportuno de la gestión de riesgo de crédito, los cuales deben generar informes confiables.

#### **4. Concepto de riesgo de crédito**

Existen varios conceptos para el riesgo de crédito hecha por varios autores, así como también definido por la norma ecuatoriana respecto a la gestión del riesgo para COAC y demás entidades financieras del SFPS. De acuerdo a la Resolución Nro. 129-2015-F de la JPRMF de fecha 23 de septiembre de 2015 define al riesgo de crédito como: “Es la probabilidad de pérdida que asume la entidad como consecuencia del incumplimiento de las obligaciones contractuales asumidas por la contraparte”.

Dentro de la Codificación de las Normas de la Superintendencia de Bancos, en el Libro I.- Normas de control para las entidades de los sectores financieros público y privado, del Título IX.- De la gestión y administración de riesgos, en el Capítulo II.- De la administración del riesgo de crédito, en su artículo 2, literal a, define a este riesgo como: “Es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas”

Para el autor Juan Lara Rubio (2010, 132), en su tesis doctoral lo define de la siguiente manera:

Se entiende por riesgo de crédito el riesgo derivado de cambios en la calificación crediticia del emisor derivado de la probabilidad de incurrir en pérdidas derivadas del impago en tiempo o forma de las obligaciones crediticias de uno o varios clientes. Este surge ante la posibilidad de no acometer al reembolso de los flujos de caja comprometidos mediante un contrato de préstamo, resultando así en una pérdida financiera para la correspondiente entidad financiera.

El autor Juan Ávila Bustos (2005, 27) define a este riesgo como:

Se refiere a la pérdida potencial en que incurre la empresa, debido a la probabilidad que la contraparte no efectúe oportunamente un pago o que incumpla con sus obligaciones contractuales y extracontractuales, igualmente de la posibilidad de degradamiento de la calidad crediticia del deudor, así como los problemas que se puedan presentar con los colaterales o garantías.

Con estos criterios se puede definir al riesgo de crédito como la probabilidad de incurrir en pérdidas que asume la entidad financiera como consecuencia del incumplimiento parcial o total de las obligaciones contractuales asumidas por el prestatario en los términos acordados. El análisis del riesgo de crédito de una operación crediticia, permite la generación de alertas oportunas y consistentes con el fin de evitar el incumplimiento, y disminución de su probabilidad de ocurrencia, y gestionar adecuadamente este riesgo.

## **5. Identificación del riesgo de crédito**

La identificación del riesgo de crédito consiste en el reconocimiento del riesgo potencial existente en la concesión de créditos nuevos que la entidad va asumir, un posible deterioro de la calidad crediticia de operaciones ya realizadas y ocasionaría un incremento de este riesgo. En la práctica la forma de identificar este riesgo es a través del uso de metodologías técnicas y estadísticas, conocidos como score o scoring, estas herramientas permite evaluar objetivamente el riesgo asumir y apoya para la toma de decisiones.

### **5.1. Metodología para la medición del riesgo de crédito**

Los modelos de medición de riesgo de crédito tienen como objeto cuantificar el riesgo de cómo enfrentar al incumplimiento de un crédito otorgado, o dicho en otras palabras, mide la probabilidad de incumplimiento y prevenir pérdidas potenciales que se puede generar. El análisis del crédito y del riesgo que se asume al momento de otorgar dicho crédito se refleja como la pérdida esperada cubierta con una provisión, y para la pérdida no esperada con requerimiento de capital.



Existen varios modelos de valuación para realizar el análisis del riesgo asumido sean estos de manera individual (por crédito) con el fin de determinar la probabilidad de incumpliendo, tasa de recuperación, y migración de crédito. También tenemos a nivel de portafolio (cartera total de crédito) que permite identificar el incumplimiento, calidad crediticia correlacionada, y concentración crediticia (Saavedra y Saavedra 2010, 300).

En los siguientes párrafos se detalla de manera resumida algunos de los modelos más utilizados y generalmente aceptados a nivel de la banca privada, recopilados y detallados en la tesis doctoral de Juan Lara Rubio (2010, 139), resumido en el siguiente cuadro:

Tabla 20  
**Modelos más utilizados y generalmente aceptados**

Expertos	Cinco C de crédito	
<b>Técnicas Paramétricas</b>	Lineales	Análisis Discriminante
		Modelo de Probabilidad Lineal
	No Lineales	Modelos Logit
		Modelos Probit
<b>Técnicas No Paramétricas</b>	Programación Lineal	
	Redes Neuronales	
	Árboles de decisiones	

Fuente: Juan Lara Rubio - La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas  
Elaboración propia

**Modelos Expertos.-** corresponde al modelo más utilizado y conocido a nivel general, es el análisis de las 5 C de crédito, conformado por: carácter, capacidad, capital, colateral y condiciones. El mencionado modelo, aprueba o niega un crédito, en función al análisis, conocimiento, criterio y experiencia del analista de crédito.

**Modelos Técnicas Paramétricas.-** son los modelos que tienen como base las técnicas estadísticas discriminantes, en donde es evidente la combinación de la experiencia de los analistas de crédito y la teoría relacionada al riesgo de crédito. Tiene como objeto determinar las probabilidades de incumplimiento a través de la información de un conjunto de variables que caracterizan a los sujetos de crédito, sin pretender conocer las causas que generan el incumplimiento. Entre los modelos más destacados tenemos: análisis discriminante y modelos de probabilidad lineal, modelo Logit y modelo Probit (Oña Sislema 2015, 34-5).

**Modelos Técnicas No Paramétricas.-** también conocidos como métodos de distribución libre, pues estas no se encuentran relacionadas de ninguna forma funcional ni distribución concreta. Estos modelos tienen muy poca restricción, son funcionales con

muestras pequeñas; pero tienen como inconveniente la difícil comprensión de los modelos, ausencia de parámetros y probabilidades en la estimación. Adicionalmente, estas técnicas no tienen como objeto la búsqueda de los parámetros de una función conocida, si no obtener formas funcionales que aproximen a la función objetivo. A partir de ahí, conocida la forma funcional, se realiza la estimación de los parámetros de los que depende la función objetivo obtenida. Las técnicas no paramétricas más conocidas tenemos la programación lineal, redes neuronales, y árboles de decisiones (Lara Rubio 2010, 185-6).

Existen otros ejemplos de modelos para el análisis del riesgo de crédito que Juan Lara (2010, 202-16) describe en su tesis relacionada a las entidades de microfinanzas e indicada en la siguiente tabla:

Tabla 21  
**Ejemplos de modelos para análisis del riesgo de crédito**

Modelo	Año	Modelo	Ciudad/País	Número de observaciones	Variables estadísticamente válidas	Utilizado
Viganó	1993	Basado en un análisis discriminante multivariante	Burkina Faso	100	65, agrupadas en 13 factores	Facilitar el acceso a los recursos financieros a clientes que viven y trabajan en zonas rurales
Sharma y Zeller	1997	Variante de un modelo paramétricos no lineales (Tobit)	Bangladesh	868 microcréditos solidarios y mancomunados	5	Identificar factores que influían en el impago de programas de microcréditos a grupos de personas
Zeller	1998	Tobit	Madagascar	168 líneas de microcrédito concedidas a grupos solidarios o mancomunados	7	Modelo explicativo de credit scoring
Reinke	1988	Probit	Sudáfrica	1.641 clientes	8 del fenómeno de impago	Identificar los factores más relevantes en el impago de los clientes de la institución
Schreiner	1999	Logit	Bolivia	39.956 préstamos	13	Modelo de referencia para la aplicación de calificación estadística para los clientes de microcrédito
Vogelgesand	2003	Regresión logística multinomial apoyado por la estimación con modelos probit bivariados	Bolivia	8.002 créditos con información depurada	38 agrupadas en 4 categorías	Predecir el riesgo de impago
Diallo	2006	Regresión logística	Mali	269 créditos	5	Explicar los factores que afectan al impago del préstamo
Meier y Balke	2006	Regresión logística	Azerbaiyán	10.053 observaciones	10	Investigación explicativa de los factores de impago en

						una cartera de microcréditos
Dinh y Kleimeier	2007	Regresión logística binaria	Vietnam	56.037 préstamos	9	Estimar la probabilidad de insolvencia para una cartera minorista de créditos
Van Gool, Baesens, Sercu y Verbeke	2009	Regresión logística binaria	Bosnia-Herzegovina	6.722 microcréditos vencidos	16 agrupadas en 3 categorías	Evaluación del riesgo de impago

Fuente: Juan Lara Rubio - La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas  
Elaboración propia

## 5.2. Concepto de Score

En esta parte de la investigación se describe el concepto de score, el mismo que traducido al español significa *puntuación*, varios autores también lo asocian con los siguientes términos como: scoring, score de crédito, credit scoring, o scoring de crédito. A continuación se enuncian algunas definiciones de varios autores:

El término *score* o *scoring* de acuerdo al Glosario de Términos de los Acuerdos de Basilea I y Basilea II (Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia 2005, 195-6), lo define como:

Una técnica estadística utilizada para predecir el comportamiento futuro. La calificación o puntuación asignada a cada individuo en particular, indica el probable comportamiento que podría exhibir a futuro. En el ámbito crediticio, es la Probabilidad de Incumplimiento (PD) expresada en puntos. Es el resultado final de aplicar ponderaciones a las distintas variables determinantes para el otorgamiento de un Crédito.

El mismo documento también define al scoring de crédito como: “En Basilea II, se define como un algoritmo determinado utilizando herramientas estadísticas para calcular la Probabilidad de Incumplimiento (PD) de una operación de Crédito, expresado en puntos (puntaje o Score). Dicho algoritmo opera normalmente a través de un programa de software.”

Para el autor Mark Schreiner (2002, 2-4), el scoring se refiere al uso de conocimiento sobre las características de préstamos en el pasado para pronosticar el desempeño y comportamiento de pago de un préstamo en el futuro. Por otro lado tenemos el scoring estadístico el cual utiliza la información cuantitativa de las características de préstamos pasados y registrados en una base de datos. Al mismo tiempo será un insumo para el análisis y pronóstico del comportamiento de pago de los próximos futuros préstamos a otorgar.

La autora Sandra Moreno Valencia (2013, 5) en su tesis de maestría, define al score de crédito como un instrumento de clasificación o puntuación utilizado por las entidades financieras en la decisión de otorgar un crédito. Dicha entidad decide si otorgar o no un crédito dependiendo del riesgo que esté dispuesta a asumir, por ende debe conocer la probabilidad que tiene cada solicitante de presentar retrasos en los pagos del crédito. Esta probabilidad puede ser estimada considerando las características del individuo tales como: demográficas, sociales, financieras y el tipo de crédito solicitado. La información base que utiliza la entidad para realizar un score de crédito son de aquellos créditos otorgados anteriormente, características asociadas a cada individuo y su comportamiento de pago durante la vigencia del crédito.

El autor Marcelo Dabós (s.f., párr. 7) en su paper o trabajo de investigación titulado *Credit scoring*, define como todas las técnicas y modelos estadísticos que permite al prestamista otorgar un crédito a quién es sujeto de crédito, qué monto de crédito se podría otorgar, bajo qué condiciones, determinar el riesgo asumido, entre otras consideraciones. El prestamista usa como base la información levantada para determinar la relación entre sus características de sus socios, y que tan buena o mala es su historial crediticio. Estas características se asignan un puntaje y su sumatoria determina el riesgo del cliente de ser bueno o malo, dependiendo de ese puntaje se acepta el otorgar el crédito. Otros métodos indican en cambio la probabilidad de un cliente sea bueno, y se acepte el crédito solicitado. Sin embargo, el prestamista tiene dos alternativas, la primera otorgar o no un crédito a un cliente nuevo, o la segunda alternativa, a los clientes antiguos incrementar o mantener su límite de crédito, todo esto dependerá de las características que presente el cliente al momento de solicitar el crédito.

Con estas definiciones expuestas se puede indicar que el score de crédito es una técnica estadística utilizada por las entidades financieras para determinar la probabilidad de incumplimiento de pago de una persona o al momento de solicitar un crédito, expresada en puntos o score. Este score es estimado a través del resultado de la puntuación obtenida de cada una de las características que identifican al cliente; pero para establecer las características más relevantes la entidad realiza un análisis estadístico y econométrico tomando como referencia la información de créditos otorgados anteriormente. Adicionalmente, el score permite a la entidad financiera establecer la entrega o no de un crédito a un nuevo cliente, y si el cliente es antiguo, la entidad estará en la potestad de aumentar o disminuir su límite de crédito, fijar un porcentaje de interés preferencial o superior.

### 5.3. Tipos de Score

De acuerdo a la literatura revisada referente a los tipos score de crédito, se puede mencionar los siguientes de: originación (aprobación/evaluación), comportamiento, segmentación (targeting), y cobranza (SBEF y PROFIN 2008, 53).

**Score de originación:** también conocido como de aprobación o evaluación es utilizado al momento de otorgar la operación de crédito por primera vez en una entidad financiera. Este tipo de score, permite determinar a través del score (puntaje) la aceptación o rechazo de la solicitud de crédito. Dicho score toma como referencia la información relacionada a las características que tiene el solicitante como: socio-demográficas, laborales, situación económica, situación financiera, información del buró de crédito y referencias crediticias, entre otras que considere la entidad relevantes o la norma lo solicite. Con esta información se estima una probabilidad de incumplimiento de pago de los potenciales clientes.

**Score de comportamiento:** este score utiliza el comportamiento de un cliente para predecir un resultado como por ejemplo: si llegará a ser mal cliente, solicitar otro crédito, pagar la deuda adquirida, atraso en el pago de una cuota, entre otros. El score de comportamiento tendrá un mayor poder predictivo que el score de originación, pues la entidad financiera conoce más sobre la probabilidad de pago de su cliente. Este score podría prevenir el deterioro de la cartera, a través, de la aplicación de estrategias apropiadas para otorgar o renovar un crédito, aumentar o disminuir el cupo de crédito asignado, ofrecimiento de nuevos servicios, implementar actividades de cobranzas persuasivas, cobranza por medios legales, entre otras. Todas estas estrategias están enfocados a salvaguardar y precautelar los intereses de la entidad financiera.

El score de comportamiento se elabora muy similar al score de originación, es modelado de la misma manera, con la diferencia que se realiza de forma periódica. La actualización de datos, y estos datos son ingresados al modelo para calificar al cliente, el resultado se determina si existe un riesgo de pérdida del crédito colocado (Simbaqueba 2004, 27-8).

**Segmentación (targeting):** permite identificar y agrupar a los buenos socios, con el fin de mantenerlos en la COAC y proveerlos de un mayor financiamiento (SBEF y PROFIN 2008, 53).

**Cobranza:** tiene como finalidad identificar a los socios a quienes las COAC pueden ofertar otros productos o servicios financieros, por lo general lo utiliza el área comercial(SBEF y PROFIN 2008, 53).

#### **5.4. Limitaciones en la construcción del modelo score**

La elaboración de un modelo score para cualquier entidad financiera implica una serie de limitaciones que aumenta la dificultad para obtener resultados razonables y coherentes. A continuación se mencionan algunas limitantes que el autor Juan Lara Rubio (2010, 217-20), el cual indica las halladas en los historiales de crédito, figura del analista de crédito y las propias del sistema de información.

**Historial de crédito:** las pequeñas entidades financieras son caracterizadas por tener historiales de créditos incompletos y con un número de observaciones escasas sobre los créditos otorgados. Y en el caso que se requiera analizar el comportamiento de pago de un cliente de un crédito determinado, se requiere una base de datos grande que recopile la información de préstamos impagos, préstamos impagos en algunas cuotas, préstamos pagados a tiempo, todos estos préstamos desde la fecha de concesión hasta la fecha de su vencimiento. Al no contar con información suficiente y datos completos implica que se dispondría de un número de casos poco representativo de la población, generando así un modelo score imperfecto.

**Figura del analista de crédito:** para la recopilación y captación de la información para el historial de crédito, como lo son de tipo personal, laboral, información cualitativa sobre el cliente, que podría indicar factores de riesgos y sean determinantes para la devolución del crédito otorgado. Esta información recopilada por lo general está a cargo del analista de crédito, y en algunos casos podría estar sesgada o influenciada por la opinión subjetiva del analista.

**Sistema de información:** los datos recopilados por el analista de crédito deben ser integrados al sistema de información de gestión de la entidad financiera. Sin embargo, esta información es delicada y requiere una mayor atención al momento del ingreso, puesto que, si se comete un error, se ingresa un dato incorrecto o inconsistente, el modelo desarrollado perdería su efectividad.

#### **5.5. Ventajas e inconvenientes de la elaboración de un modelo score**

##### **5.5.1. Ventajas del score**

En esta sección se detalla algunas de las ventajas que tiene un modelo score, de acuerdo al autor Mark Schreiner (2002, 5-13) son las siguientes:

- a) Cuantifican al riesgo como una probabilidad.

b) Consistente y objetivo, pues las solicitudes de crédito son analizadas por igual y de forma objetiva.

c) Explícito, porque se conoce y puede comunicarse el proceso exacto usado para pronosticar el riesgo.

d) Considera una amplia gama de factores, varias variables simultáneas que afectan directamente al momento de calificar u otorgar un crédito, permitiendo evaluar y gestionar adecuadamente la administración de riesgo de una manera más analítica y robusta.

e) Puede probarse antes de usarlo, probar en aquellos préstamos vigentes para pronosticar el riesgo, y compararlo con el riesgo observado en la práctica hasta la fecha. Este procedimiento demuestra cómo habrá funcionado el modelo score si estuviera en aplicación en ese momento.

f) Revela escenarios diferentes a la realidad, con el fin de manejar adecuadamente la administración del riesgo.

g) Revela las relaciones entre el riesgo y las características del prestatario, el préstamo y el prestamista, los modelos score permite establecer que tan fuertes son estas relaciones.

h) Los modelos score reducen los tiempos utilizados para la aprobación de un crédito, permite gestionar adecuadamente el cobro con el fin de reducir el número, monto y plazo de los préstamos otorgados a clientes con alto riesgo.

i) Se puede estimar el efecto del score en la rentabilidad, considerando que si se llegará a conocer el beneficio neto de evitar un préstamo malo y el costo neto de perder un préstamo bueno. El prestamista podría estimar el efecto directo sobre las utilidades de un umbral dado de préstamos malos. En consecuencia, existiría una reducción de costos administrativos.

j) Elimina la subjetividad de los analistas de crédito.

k) Facilita la evaluación de crédito para procesar más rápido las solicitudes descartando las que no cumplen requisitos mínimos.

l) Implica la construcción de una base de datos de calidad.

m) Las pérdidas esperadas por incumplimiento de pago de los clientes pueden ser reducidas, esto es debido a que la elección de los clientes buenos y malos son escogidos de manera más técnica y eficiente.

n) Se adapta a las características y necesidades de la entidad financiera; permitiendo el ordenamiento y utilización de la información histórica valiosa; y en algunos casos no se sabe utilizar adecuadamente.

o) Permite estandarizar las políticas de crédito de la entidad financiera.

### **5.5.2. Inconvenientes del score**

Los modelos score no solo tiene ventajas también presentan algunas desventajas al momento de construirlos o aplicarlos. Los modelos score son herramientas importantes y su mal uso puede resultar perjudicial para la entidad financiera. Su aplicación en algunos casos son complejos de manejar y los usuarios que lo utilizan podrían con el tiempo manipularlos según conveniencia. A continuación se describe algunos inconvenientes (Schreiner 2002, 14-28):

a) Requiere de una base de datos sólida, consistente y coherente con un número amplio de créditos buenos, cancelados y fallidos.

b) Actualizaciones constantes a la información de los clientes de la entidad financiera que permita identificar patrones de comportamiento para la detección del riesgo de morosidad en un intervalo de tiempo determinado.

c) Se basa en probabilidades y no en certezas, apareciendo así los denominados errores de la tabla de clasificación.

d) En algunos casos se requiere un consultor externo para la elaboración del modelo score.

e) El funcionamiento y aplicación depende de la integración al sistema informático para el otorgamiento de un crédito.

f) Resistencia para la utilización del modelo score del personal encargado en el proceso de otorgamiento de crédito dentro de la entidad financiera.

g) El modelo score destaca los casos de alto riesgo.

h) El modelo asume que el futuro será como el pasado.

i) Puede ser susceptible al mal uso.

## **6. Medición del riesgo de crédito**

La medición del riesgo consiste prácticamente en cuantificar las pérdidas sean estas esperadas y no esperadas originadas por la actividad crediticia. El Comité de Basilea considera dos métodos para realizar estas estimaciones que son el estándar, y basado en calificaciones internas, considerando los criterios de frecuencia y severidad de las



pérdidas. En función de la norma las pérdidas esperadas serán cubiertas por las provisiones que la entidad debe calcular para cada tipo de crédito, y de las pérdidas no esperadas serán asumidas con el requerimiento de capital.

## **7. Método estándar**

Este método realiza la medición de los activos con base a calificaciones externas, otorgados por una empresa calificadora de riesgo de reconocimiento internacional. Sin embargo, en el documento Resumen de las reformas de Basilea III de diciembre de 2017, el Comité mejora el marco regulador de la siguiente manera (Basilea III 2017, 3):

- ✓ Afinar su granularidad y su sensibilidad al riesgo
- ✓ Reducir el uso mecánico de las calificaciones crediticias, exigir a las entidades financieras aplicar medidas de debida diligencia, y desarrollar un método no basado en calificaciones suficientemente granular para las jurisdicciones que no permitan, o no deseen, utilizar calificaciones crediticias externas; y
- ✓ Sentar las bases para un output floor (suelo) revisado aplicable a los requerimientos de capital basados en modelos internos, esto en sustitución del actual suelo de Basilea I, con sus requisitos de divulgación, con el fin de mejorar la comparabilidad entre entidades financieras.

## **8. Método basado en calificaciones internas (IRB)**

En el documento Resumen de las reformas de Basilea III de diciembre de 2017, el Comité introduce algunas modificaciones a los métodos IRB para el riesgo de crédito, los cuales se resumen a continuación mejora el marco regulador de la siguiente manera (Basilea III 2017, 7):

- ✓ Eliminación del uso método IRB avanzado para determinadas clases de activos
- ✓ Especificación de input floors mínimos obligatorios para las estimaciones propias de la entidad financiera
- ✓ Mayor especificación en las prácticas de estimación de los parámetros para reducir la variabilidad de los activos ponderados por riesgo

Para la aplicación de este método bajo el esquema de Basilea la entidad financiera debe considerar y calcular los tres componentes del riesgo que son: Probabilidad de Incumplimiento (PI), Pérdida en caso de incumplimiento (PDI) y Exposición al riesgo de crédito (E).

## **8.1. Componentes del riesgo**

### **8.1.1. Probabilidad de Incumplimiento**

Es la probabilidad de presentarse un incumplimiento de una obligación de pago de un crédito dentro de un período determinado y dicho pago sea parcial o total se realiza posterior a la fecha programada por parte del deudor. Por lo general, las autoridades de las entidades financieras definen un plazo para declarar a las carteras como un crédito incumplido o cartera vencida, es preciso identificar las razones del incumplimiento pues de esto depende efectuar una provisión crediticia.

Es importante definir correctamente la probabilidad de incumplimiento pues si se determina incorrectamente esta probabilidad se afectaría a la entidad y al cliente al momento del otorgamiento del crédito, en consecuencia se debe considerar varias aristas como la información histórica y la situación crediticia del acreditado (Galicia Romero 2003, 9-11).

### **8.1.2. Pérdida en caso de incumplimiento**

Es la pérdida que asume la entidad financiera una vez que se ha producido el evento de incumplimiento, y se lo podría calcular realizando la diferencia entre el monto adeudado y el valor presente neto de realización de las garantías que respalda la operación. Se puede expresar como  $1-r$ , en el cual a letra “r” es la tasa de recuperación. La tasa de recuperación, es el porcentaje de la recaudación efectuadas sobre las operaciones de crédito incumplidos. Existen algunos factores para el cálculo de esta tasa las cuales se enuncian a continuación (SBEF y PROFIN 2008, 58):

- ✓ Fecha de ingreso a incumplimiento
- ✓ Monto incumplido
- ✓ Valoración de garantías
- ✓ Tasa de descuento para valorar las garantías o costo de oportunidad<sup>11</sup>
- ✓ Recuperación esperada o proyectada
- ✓ Recuperación real o efectiva
- ✓ Fechas de recuperaciones (efectivo o garantías)
- ✓ Costos asociados a las recuperaciones

En cuanto a la severidad de la pérdida ( $1-r$ ), de acuerdo a la normativa vigente menciona que correspondería a la pérdida que una entidad financiera sufriría una vez

---

<sup>11</sup> Puede considerarse para el cálculo la tasa de interés activa efectiva promedio

efectuado todas las gestiones para recuperar los créditos incumplidos, ejecución de garantías o recibirlas como dación en pago.

### 8.1.3. Exposición al momento del incumplimiento

Corresponde al valor presente de los flujos (cuotas) que se espera de la operación crediticia al momento de producirse el incumplimiento. Su estimación sería la deuda directa contraída, más intereses establecidos en la tabla de amortización que estimaba ganar, más los gastos generados por el evento de no pago (SBEF y PROFIN 2008, 58).

## 8.2. Cálculo de pérdida por riesgo de crédito bajo enfoque (IRB)

Calculado los componentes del riesgo, lo siguiente que se debe estimar son las pérdidas por riesgo de crédito. Dicha estimación se hace mediante la cuantificación de la pérdida esperada y pérdida no esperada, obteniendo como resultado la valoración y anticipación de la pérdida real que la entidad financiera podría perder en un período de tiempo determinado. Posteriormente, adoptar las medidas pertinentes para afrontar las pérdidas a través de provisiones y requerimientos de capital, según corresponda en concordancia a lo indicado en la norma para el cálculo de las provisiones.

### 8.2.1. Pérdida Esperada (PE)

Es una medida de riesgo que permite estimar estadísticamente el promedio de pérdida real de una cartera de crédito, por causa del incumplimiento de un deudor en un período determinado de tiempo; por lo general dichas pérdidas son cubiertas por las provisiones. Esta se calcula como el resultado del producto de tres componentes de riesgos: probabilidad de incumplimiento (PI), severidad o pérdida en caso de incumplimiento (PDI) y exposición al riesgo de crédito (E) (Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia 2005, 155).

Entonces si la pérdida sigue una distribución binomial la cual se define así:

$$Pérdida = \begin{cases} 0 & \text{con probabilidad } 1 - PI \\ 1 - r & \text{con probabilidad } PI \end{cases}$$

La esperanza y la varianza de la pérdida se definen con las siguientes expresiones:

$$E(P) = (1 - r) * PI$$

$$V(P) = (1 - r)^2 * PI * (1 - PI)$$

Se puede decir que el valor de la pérdida esperada se calcula de manera individual para cada crédito con la siguiente fórmula:

$$PE = PI * PDI * E$$

$$PE = PI * (1 - r) * E$$

En función de la fórmula descrita su interpretación sería que la pérdida esperada es una pérdida promedio basado en los parámetros de frecuencia de PI y PDI, aplicados a la exposición por riesgo de crédito (E).

### 8.2.2. Pérdida No esperada (PNE)

Es la cantidad de recursos que surge como consecuencia de la volatilidad de las pérdidas reales que puede tener una entidad financiera en un tiempo determinado y sean superior a las pérdidas esperadas. A diferencia de la PE que es una medida promedio de las posibles pérdidas, la pérdida inesperada es una medida de dispersión. Basilea II señala que estas pérdidas son cubiertas con requerimientos de capital. En términos estadísticos se puede definir como la desviación estándar o como percentil de las pérdidas crediticias a un nivel de confianza menos la pérdida esperada.

$$Pérdidas no esperadas - Pérdidas esperadas = Capital Económico$$

Si el riesgo surge de las variaciones de la pérdida crediticia, la pérdida no esperada es “X” veces la desviación estándar de esta pérdida, considerando que la exposición crediticia y la tasa de recuperación son fijas e independientes, el cálculo de la desviación estándar sería así (Iñiguez y Morales 2009, 138-9):

$$DE(P) = (1 - r)\sqrt{PI * (1 - PI)}$$

Así la desviación estándar del monto de pérdida (DP) calculada para cada crédito es:

$$DP = \sqrt{PI * (1 - PI)} * (1 - r) * E$$

De donde la pérdida no esperada puede obtenerse así:

$$PNE = xDP$$

El cálculo de la pérdida no esperada requiere de un nivel de confianza, pues al aumentar dicho nivel de confianza, se intenta cubrir una pérdida potencial severa que podría darse y está pueda alejarse de los valores promedios. Para una mejor interpretación de la relación entre la pérdida esperada y no esperada, se la puede graficar de la siguiente manera:

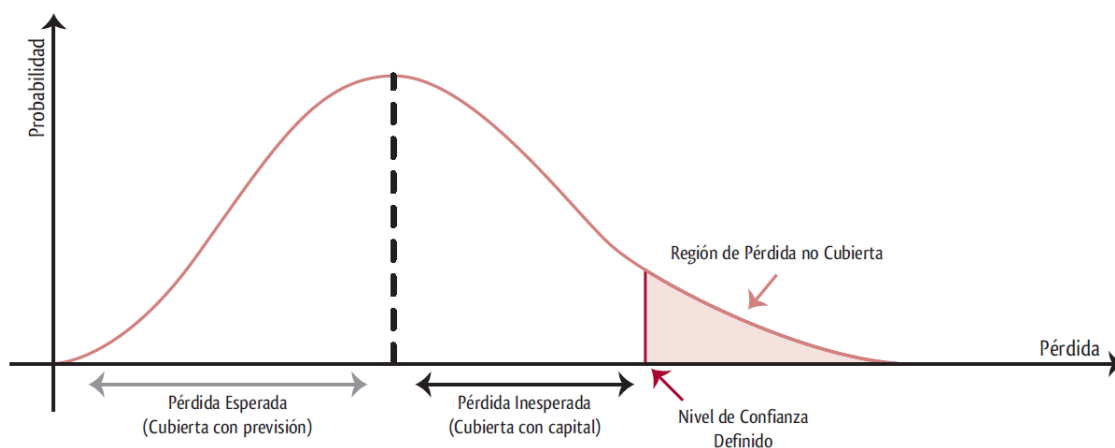


Figura 1. Relación entre la Pérdida Esperada e No Esperada  
Fuente: Guía para la Gestión de Riesgos  
Elaborado: SBEF y PROFIN

## 9. Asignación de calificaciones con base en modelos internos

Los resultados obtenidos por pérdidas esperadas y pérdidas no esperadas ayudan a la asignación de ponderaciones de riesgo a cada operación crediticia, considerando parámetros de frecuencia y severidad. Las operaciones crediticias con mayor probabilidad de evento de incumplimiento tienen una mayor estimación de pérdida esperada y menor pérdida no esperada. Sin embargo, aquellas operaciones crediticias con menor probabilidad de incumplimiento cuentan con mayor componente de pérdida no esperada y una menor pérdida esperada.

Con estas consideraciones se puede obtener una ponderación total de riesgo que permitirá determinar la calificación crediticia en una operación. Para la aplicación del modelo interno propuesto por una entidad financiera esta debe contar con su respectiva autorización del ente regulador, demostrando idoneidad y cumplimiento de los requisitos solicitados (SBEF y PROFIN 2008, 60-1).

## 10. Control del riesgo de crédito

Los controles en el riesgo de crédito están enfocados al seguimiento a las operaciones crediticias a través de evaluaciones periódicas con el fin de proveer información clave hacia el Directorio y Alta Gerencia, sobre las deficiencias y desviaciones existentes en la entidad financiera (SBEF y PROFIN 2008, 63).

A continuación, se detalla algunos criterios que permiten el control del riesgo de crédito: i) Revisión de niveles de exposición, ii) Cumplimiento de límites crediticios, que previamente fueron definidos y pueden ser modificados temporal o definitivamente; y,

iii) Validación periódica de los modelos internos por medio de backtesting, con el objeto de verificar el poder predictivo, y evaluar la relevancia de las variables explicativas seleccionadas (SBEF y PROFIN 2008, 64).

### **11. Mitigación del riesgo de crédito**

En esta etapa está enfocado en la planificación y ejecución de medidas dirigidas a la reducción del riesgo en el caso de producirse uno. La mitigación del riesgo no impide o evita los posibles daños o pérdidas económicas; pero si ayuda a atenuarlas. Para ello, la entidad financiera solicita a los deudores de acuerdo a su perfil de riesgo, garantías, colaterales o derivados financieros (SBEF y PROFIN 2008, 64).

### **12. Monitoreo del riesgo de crédito**

Está dirigido a las actividades que permita ayudar a la detección y corrección de políticas, procesos y procedimientos para la gestión del riesgo de crédito. Los principales aspectos a monitorear son: naturaleza del riesgo, volumen, tamaño y complejidad de las operaciones crediticias. Los responsables encargados de esta etapa es el Directorio, Comité de Riesgos, Alta Gerencia y Unidad de Gestión de Riesgos, y demás áreas que estén inmersas en el proceso. La Unidad de Auditoría Interna también está involucrado; pero posterior a la ejecución y liquidación de las operaciones crediticias, en el cual emite recomendaciones para su cumplimiento de la base normativa interna o externa de la entidad (SBEF y PROFIN 2008, 65).

### **13. Divulgación del riesgo de crédito**

Relacionada a la comunicación de la información generada dentro de la entidad de forma adecuada hacia al Directorio, Alta Gerencia, Gerencias, personal interno, personal externo (clientes, proveedores, socios, entes de control y regulación). Dicha información debe incluir datos financieros y operativos, y puede ser de uso interno o externo. Con relación a la información de uso externo, deben considerar las directrices y lineamientos solicitados por los entes control y regulación; para divulgar la información relacionada a la entidad financiera (SBEF y PROFIN 2008, 66).

## Capítulo cuarto

### Esquema metodológico para la elaboración de un score de originación

En este capítulo se indica metodológicamente como realizar la construcción de un modelo score, desde la descripción de los insumos iniciales hasta la categorización y puntos de cortes, indicado las consideraciones a tomar en cuenta al momento de realizar el modelo score.

Para ello se ha considerado como base la información publicada por varias revistas científicas de algunas universidades tales como: Universidad Nacional de Colombia (Cuadernos de Economía Vol. XXXII No.59 - 2013), Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (Memorias de la Semana Internacional de la Estadística y la Probabilidad 2017), Instituto Técnico Metropolitano de la ciudad de Medellín-Colombia (Revista Ciencias Económicas y Administrativas Vol. 3 No.5 - 2017), revista científica en línea peruana (Scientific Electronic Library Online - Scielo); entre otros papers de trabajo investigativo. También tesis doctoral y magistral de los autores Juan Lara Rubio (Universidad de Granada) y Carlos Bambino Contreras (Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales – FLACSO), entre otros autores. Con toda esta información disponible se ha desarrollado los siguientes pasos que se indican a continuación:

#### **1. Disponibilidad de la información crediticia**

En esta etapa es fundamental pues es el punto de partida de la elaboración de un modelo score de otorgamiento, en el cual se obtiene y analiza la información que la entidad dispone. La base de datos debe ser confiable y segura, que al menos contenga información histórica de los créditos de consumo otorgados en los cinco últimos años incluyendo las características, comportamiento de los socios de una cooperativa del segmento 3, dicha información de tomar en cuenta las épocas de auge y recesiones económicas.

La base de datos debe contener un número considerable de registros con el producto de crédito para estimar el modelo, mientras más actualizada es mejor, con el objeto de determinar con mayor precisión y certeza el comportamiento de los buenos y malos pagadores.

De acuerdo a la normativa ecuatoriana recomienda que al menos se cuente con información de al menos de los tres últimos años inmediatos anteriores, indicado en la Codificación de Resoluciones de la Superintendencia de Bancos, en su Libro I.- Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero, Título X.- De la gestión y administración de riesgos, Capítulo II.- De la administración de riesgos, Sección III.- Metodología y procesos de administración del riesgo de crédito, artículo 7, numeral 7.3.

La base de datos contendrá variables cuantitativas y cualitativas que permitirán realizar los análisis necesarios, entre estas las variables socio-demográficas, laborales, situación económica, situación financiera, información del buró de crédito, capacidad de pago, referencias crediticias, y demás que la entidad determine sin son relevantes o la norma lo solicite. También se precisa recopilar la información de las solicitudes de crédito rechazadas pues es un insumo importante para la elaboración del modelo score.

Adicionalmente, dicha base debe contar con la variable de capacidad de pago, la cual es importante para el desarrollo del modelo, caso contrario hay que crearlo. De acuerdo a la norma en la Resolución No. 209-2016-F emitido por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera emite la Norma para la Calificación de Activos de Riesgo y Constitución de Provisiones por Parte de las Entidades de los Sectores Financiero Público y Privado bajo el control de la Superintendencia de Bancos, en la Sección II Elementos de la Calificación de Activos de Riesgo y su Clasificación en el numeral 1.2.2. Metodologías y/o sistemas internos de calificación de créditos de consumo ordinario y prioritario, establece que sus metodologías deben presentar a la Superintendencia de Bancos para su respectiva evaluación. Sin embargo, en el caso que no cumplan con los requisitos solicitados por este ente de control, estas deberán considerar como límite máximo de exposición en sus operaciones crediticias de consumo ordinario u prioritario, que los dividendos o cuotas definidas no sobrepasen el 50% del ingreso neto mensual promedio del deudor.

Para calcular el ingreso neto mensual promedio se considera la siguiente formula: ingreso mensual promedio menos gastos mensual promedio menos cuota mensual estimada en el buró crediticio.

$$\text{Ingreso Neto Mensual} = \text{Ingreso Mensual Promedio} - \text{Gastos Mensual Promedio} - \text{Cuota Mensual Estimada en el Buró Crediticio.}$$





Figura 2. Ingreso neto mensual promedio

Fuente: Resolución 209-2016-F - Sección II numeral 1.2.2

Elaborado: Propia

La COAC solicitará la documentación de respaldo en el horizonte de tiempo que considere pertinente y dependiendo de la complejidad de la operación crediticia que por lo general oscila entre tres y seis meses.

Es recomendable contar con el Diccionario de datos de la base de datos, dicho documento contiene las definiciones, características y contenido de cada una de las variables que conforman la base de datos crediticios, con la finalidad de identificar y agrupar las variables. A continuación, se describe los tipos de variables que existen en una base de datos:

**Variables cualitativas.-** son aquellas que expresan una cualidad, atributo o categoría y no pueden ser medidos a través de números. Se clasifican en:

*Variable nominal.-* son las que produce datos que simplemente se clasifican en distintas categorías que no implican orden. Ejemplo: sexo de una persona, estado civil, lugar de residencia.

*Variable ordinal.-* son las que produce datos que se pueden clasificar en categorías distintas en las que existe algún orden o jerarquía. Ejemplo: nivel de satisfacción de un producto o servicio (malo, bueno, muy bueno o excelente).

**Variables cuantitativas.-** son aquellas que se expresan en valores y son numéricos, los cuales podemos realizar operaciones aritméticas. Se clasifican en:

*Variable discreta.*- son los datos que muestran valores contables. Ejemplo: número de hijos de una familia, número de televisores de una casa.

*Variable continua.*- son aquellas que pueden asumir un número incontable de valores. Ejemplo: peso de un producto, temperatura, estatura de una persona.

## **2. Definición de la Población**

De la base de datos obtenida deben constar todos aquellos créditos vigentes, vencidos y cancelados. De estos créditos se seleccionan aquellos socios que realizaron por primera vez un crédito dentro del COAC para evaluar su comportamiento de socio nuevo. En los casos que un socio cuente con varios créditos dentro del COAC, se debe seleccionar el primer crédito obtenido. Sin embargo, si dicho crédito supera los cinco años, para este caso se debe seleccionar el último crédito entregado en los dos últimos años previo al análisis del modelo score.

## **3. Selección y consistencia de la muestra**

Para la selección de la muestra son importante los siguientes aspectos:

a) Representatividad, pues debe tomarse un número considerable de datos que agrupen aquellos clientes potenciales que deseen aplicar a una línea de crédito en un futuro,

b) Suficiente, debe incorporar información referente a las conductas de pago de los clientes, con el fin de identificar las mejores características y que permitirá recopilar estos comportamientos en los clientes potenciales,

c) Actual, dicho en otras palabras que la muestra refleje a los socios con sus créditos más actuales,

d) Madurez, esta se define al número de meses necesarios que se estima contar con la información crediticia y del comportamiento de pago de los buenos y malos pagadores. Es importante considerar este aspecto para evitar calificar como bueno a un cliente que es malo, tan solo con el comportamiento de pago al inicio del cumplimiento de su obligación (Bambino Contreras 2005, 25-8). Esto tiene la finalidad que la muestra asegure que las predicciones sean lo más fiables y acertadas.

e) Consistente y homogénea, que guarde una lógica de almacenamiento de datos que permita contar con una codificación numérica de las características cualitativas y cuantitativas que permita realizar análisis estadísticos (Bambino Contreras 2005, 28-31). Por lo cual, se sugiere codificar las variables existentes en la base de datos, por ejemplo:

para la variable género, tenemos masculino y femenino, codificándola el resultado sería, 1 para masculino y 2 para femenino; otro ejemplo, con la variable estado civil: 1 – solteros, 2 – casados, 3 – divorciados, 4 – viudos. Transformando así cada atributo de la base de datos en un dato numérico que permitirá trabajar de manera adecuada la información y análisis correspondientes. Es importante agrupar el atributo máximo entre 4 o 5 tipos, con el objeto de no dispersar la información y analizar de manera adecuada a los clientes que tienen semejantes características.

Existen variables en las que por sus características no son viables agregar una codificación, por lo que se puede agrupar en rangos tales es el caso de la variable de edad, por ejemplo, tenemos los rangos de: 0 – 18 años, 18 – 20 años, 20 – 25 años, y sucesivamente. Sin embargo, hay algunos valores que por sus características no pueden ser clasificados y deben ser categorizados como no respuesta o como datos perdidos, datos en blanco, datos nulos, datos no definido, por lo que es importante limpiar de la base de datos (depurar la información), aquellos registros que no sean consistentes, que la mayor parte de su información no estén completos, asegurando así que la base que se utilizará para el modelamiento cuente con información completa, consistente, homogénea y verificada. La muestra depurada debe permitir realizar una división de la información para la construcción del modelo y para la validación o testeo del mismo. Se recomienda tomar una tercera parte de la base de datos una para la prueba y la diferencia para la modelización. Para ello se sugiere realizar un muestreo aleatorio estratificado con afijación proporcional, con la siguiente información:

Tamaño de la población objetivo, que corresponde al número total de registros que posee la base de datos.

Tamaño de la muestra que se desea obtener.

Número de estratos a considerar, para este caso son dos: buenos y malos.

Número observaciones o sujetos en cada estrato.

Proporción de cada estrato, el mismo criterio aplica en la muestra.

Muestra del estrato, es el resultado de la aplicación de la proporción de cada estrato de la población aplicado en el tamaño de la muestra.

#### **4. Definición de buenos y malos**

Para la definición de los buenos y malos clientes para este caso se ha considerado los días de retraso que tiene el cliente al momento, por el incumplimiento de su compromiso adquirido, se puede clasificar como buenos socios aquellos que tienen entre

0 y 15 días de mora; y como malos socios aquellos que superan los 15 días de mora. Esta definición se realiza considerando lo mencionado en la Resolución Nro. 209-2016-F del 12 de febrero de 2016 en su numeral 1.2.1 - Cobertura de la calificación de los créditos de consumo ordinario y prioritario, en el cual describe la categoría y los días de morosidad. En la práctica y dependiendo del criterio experto, el analista de riesgo de crédito que está realizando la construcción del modelo ajusta el mismo a las necesidades que requiere la COAC considerando el número de socios buenos y malos, el modelo debe definir el punto de no retorno con base al comportamiento histórico y eventos extraordinarios como la de una pandemia por ejemplo que afectan a la calificación.

Con ello se identifica la variable dependiente, pues esta se caracteriza por su factibilidad de predicción y en cuanto a la variable independiente es o son aquellas que aporta con información para estimar dicha predicción. Adicionalmente, esta variable tiene que ser justificada con argumentos técnicos y normativos. A esto se toma en cuenta lo siguiente (Acurio Berrazueta 2015, 132-3):

- a) esta definición debe aplicar para las dos muestras (construcción y validación),
- b) los socios definidos como malos para la definición de un modelo score son pocos,
- c) la construcción del modelo se puede tomar todos los socios malos y en la misma proporción los socios buenos, para este último haciendo un muestreo aleatorio para completar el mismo número socios. Se puede trabajar con una muestra desproporcionada; pero se debe realizar una corrección en la constante del modelo.
- d) Para la interpretación de los coeficientes se tiene que calcular los Odds Ratio con el objeto de determinar la probabilidad de cada variable independiente y establecer los puntos de corte.

## **5. Análisis descriptivo de la base de datos**

En este apartado se hace referencia a la revisión general de la base de datos, aplicando un análisis estadístico univariante de todas las variables, para identificar características de la información disponible; pero sobre todo detectar posibles inconsistencias y su factibilidad de corregirlos. El análisis univariante permite diferenciar las variables cualitativas (nominales, ordinales) y cuantitativas (continuas, discretas).

Con base a este análisis descriptivo, el siguiente paso es la depuración de la información esto permitirá evitar un sesgo en la información y posteriormente en los resultados obtenidos en el modelo (Iñiguez y Morales 2009, 37-8). Esto aportará también

a la definición de esquemas de segmentación y preseleccionar las variables que se utilizará en el modelo score.

De acuerdo al autor Carlos Bambino Contreras (2005, 32), se debe verificar la integridad de la información de la base de datos, realizar la transformación de variables, tratamiento de datos nulos, preseleccionar las variables que expliquen el comportamiento de pago del cliente, analizar la posibilidad de construir nuevas variables tomando como base las ya existentes, tal como se explica en el siguiente cuadro:

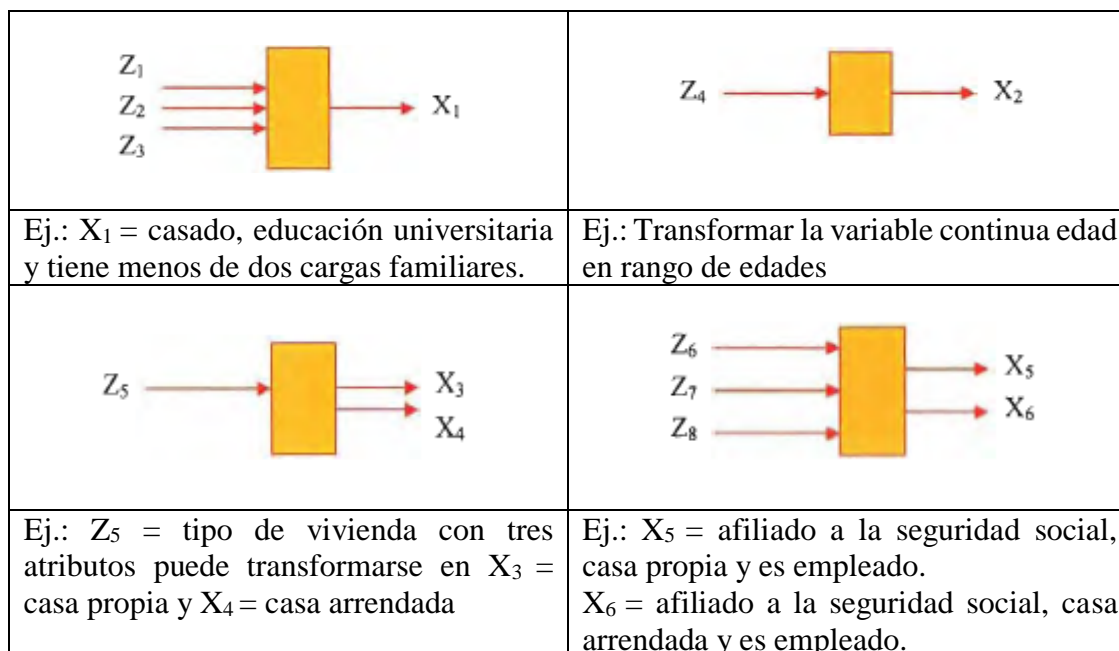


Figura 3. Construcción de variables casos especiales

Fuente: Tesis de la Maestría en Economía / Prestar como locos y obtener beneficios: ¿Es realmente posible?

Elaborado: Carlos Bambino

Para generar estas nuevas y posibles variables se recomienda utilizar árboles de decisión para determinar las posibles combinaciones que permitan identificar a los buenos pagadores con la información disponible.

En esta etapa del análisis, se identifica los valores nulos o irrelevantes los cuales no deben superar más del 5% del total de la información, caso contrario se debe considerar un mecanismo de asignación de valores o a su vez eliminar dicha variable por no contener información suficiente o relevante que aporte al modelo score (Bambino Contreras 2005, 31-4). Adicionalmente, durante el análisis se excluirá los datos atípicos con la finalidad de que el modelo sea consistente y tenga un buen nivel predictivo.

Para la construcción del modelo la base de datos tiene que tener al menos las siguientes variables: género, edad, estado civil, educación o escolaridad, cargas

familiares, ingreso mensual, gasto mensual, capacidad de endeudamiento, buro de crédito, entre las más relevantes.

## 6. Modelización

El siguiente paso es la estimación del modelo, con la definición de las variables que formarán parte del proceso de modelado, es importante elegir un modelo matemático que permita estimar el comportamiento de pago del posible cliente. Actualmente, existen muchas técnicas estadísticas que permiten la elaboración de un modelo score, entre estas tenemos: análisis discriminante, modelos de probabilidad lineal, modelo Logit, modelos de programación lineal, redes neuronales, árboles de decisión, entre los más relevantes.

Para este trabajo de investigación se enfocará al modelo Logit o modelo de regresión logística, el cual es una técnica estadística que encuentra la probabilidad de ocurrencia de un evento. El presente estudio corresponde a si es o no un buen pagador, es decir, el resultado obtenido será una variable dicotómica tomando valores de 0 (mal pagador) o 1 (buen pagador) estimado de las variables independientes que serán de escala o categóricas.

La identificación del modelo óptimo de una regresión logística es mediante la comparación de modelos utilizando el cociente de verosimilitud, este permite observar los datos de la muestra para determinar que probable es un modelo frente a otro (Iñiguez y Morales 2009, 72).

El modelo logit se encuentra determinada por la siguiente expresión matemática (Gujarati 2010, 554):

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_i)}} = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{e^Z}{1 + e^Z}$$

La última expresión se conoce como función de distribución logística acumulativa. Considerando que:

$P_i$  es la probabilidad de que ocurra el evento dado  $X_i$ ; se encuentra dentro de un rango 0 y 1, y no se encuentra linealmente relacionado con  $Z_i$

$e$  es base de logaritmo natural (2,718 aproximadamente)

$Z_i$  está dentro del rango de  $-\infty$  a  $+\infty$

Lo que se puede concluir es si  $P_i$  es la probabilidad de que ocurra el evento dado  $X_i$ ; entonces  $(1 - P_i)$  es la probabilidad de que no ocurra el evento, es:

$$1 - P_i = \frac{1}{1 + e^{Z_i}}$$

El modelo considera el análisis de varios tipos de datos relacionados a los clientes, tales como: edad, género, ingresos, escolaridad, situación laboral, calificación de crédito interno de la entidad, nivel de endeudamiento, tipo de vivienda en la que vive, entre otras). Al aplicar una regresión logística se obtiene una probabilidad de incumplimiento y por ende establecer el riesgo de crédito de un prestatario previo a la aprobación de un crédito (Iñiguez y Morales 2009, 73).

De acuerdo a la autora Estefanía Meza Saldaña (2017, 12-3) precisa que el modelo logit es uno de los más utilizados en la elaboración de score bancarios, y detalla los principales objetivos, los cuales se indica a continuación:

- a) Verificar la existencia o ausencia de relación entre una o más variables independientes y una variable dependiente dicotómica.
- b) Medir el tipo de relación, en caso de que exista.
- c) Estimar la probabilidad de que se obtenga el suceso como buen pagador, en función de los variables independientes.

En este paso se va agregando las variables independientes o explicativas frente a la variable dependiente. Estimado el modelo es importante asegurar su fortaleza y verificar su eficiencia por lo cual se debe aplicar pruebas de significancia estadística, pruebas de evaluación del modelo, predictividad y discriminación. Entre las pruebas de significancia tenemos: estadísticos de Wald, contraste de la razón de verosimilitud, prueba Omnibus de los coeficientes del modelo.

Posterior a esto se evalúa el modelo, a través de medidas de confiabilidad del modelo a través de pruebas de bondad de ajuste como:  $R^2$  de McFadden,  $R^2$  de Cox y Snell, y  $R^2$  de Nagelkerke, test de Hosmer Lemeshow, prueba Kolmogorov Smirnov, área bajo la curva ROC, tabla de clasificación, con todas estas pruebas se realiza la valoración predictiva del modelo.

## **6.1. Pruebas de significancia**

### **6.1.1. Estadístico de Wald**

Este estadístico es utilizado para evaluar la significancia estadística de cada variable independiente, es decir, contrasta con cada coeficiente analizado de forma individual es distinto de cero. El estadístico de la prueba es:

$$H_0: \beta_j = 0 \qquad H_1: \beta_j \neq 0$$

$$Wald = \frac{\beta_j}{\hat{\sigma}(\beta_j)}$$

Su valor para un coeficiente específico está dado por el cociente entre el valor del coeficiente ( $\beta_j$ ) y su correspondiente desviación estándar  $\hat{\sigma}(\beta_j)$ . El resultado indica que dicho coeficiente es diferente de cero y debe permanecer en el modelo. Para aquellos modelos con errores estándar grandes, este estadístico puede proporcionar falsas ausencias de significación, dicho en otras palabras, se incrementa el error tipo II (Meza Saldaña 2017, 17).

Dependiendo de las significancias de cada uno de los coeficientes sea menor a  $\alpha=0,01$  (1%),  $\alpha=0,05$  (5%) o  $\alpha=0,10$  (10%), se rechaza la hipótesis nula con un 99%, 95% o 90% de confianza, respectivamente. Esta prueba verifica que todas las variables del modelo deben ser significativas individualmente, dicho en otras palabras el P-value de esta prueba tiene que ser menor al 0,05 (5%).

### 6.1.2. Test de razón de verosimilitud para la comparación de modelos

Este estadístico contrasta cada modelo que surge al eliminar cierta cantidad de variables frente al modelo completo. También se puede incluir más variables al modelo inicial que contenga a las variables más significativas. La valoración se realiza a través del contraste de las siguientes hipótesis:

$$H_0: \text{Las variables no influyen en el modelo, } \beta_i = 0 \quad \forall i = 1, \dots, h$$

$$H_1: \text{Las variables influyen en el modelo, } \beta_i \neq 0 \quad \forall i = 1, \dots, h$$

Durante el proceso de modelamiento se genera varios modelos de los cuales se verifica el modelo que presente menor razón de verosimilitud y sea contrastado con el nivel de significancia elegido. Si este es menor que el valor crítico se selecciona como mejor modelo; pero si es mayor o igual de este valor crítico esa variable se excluye del modelo y se calcula nuevamente el logaritmo de cociente de verosimilitud, este proceso se realiza hasta que no se pueda incluir o excluir ninguna variable más (Guamán Guanopatín 2011, 60). Su cálculo es el siguiente: menos dos veces la diferencia entre el log verosimilitud inicial y el log verosimilitud final. Tiene una distribución de una chi cuadrada con grados de libertad igual al número de variables explicativas del modelo final, menos el número de variables explicativas del modelo inicial.

## 6.2. Evaluación del modelo

Continuando con la elaboración del modelo score de crédito se debe comprobar si el modelo con las variables seleccionadas influyen significativamente, para ello se utilizará los siguientes estadísticos para su comprobación:



### 6.2.1. Pseudo $R^2$

Es conocido también como el  $R^2$  de McFadden, esta prueba estadística consiste en comparar el valor de la función de verosimilitud de dos modelos: el primero en el cual la constante es la única variable explicativa (modelo inicial), y el segundo consta todas las variables explicativas (modelo final), el valor calculado tendrá valores entre 0 y 1. Se lo define con la siguiente fórmula (Medina 2003,17):

$$R_{MCF}^2 = 1 - \frac{\hat{L}_C}{\hat{L}_0}$$

Donde:

$\hat{L}_C$  es la función de log verosimilitud del modelo final (evaluado)

$\hat{L}_0$  es la función de log verosimilitud del modelo inicial (restringido)

### 6.2.2. $R^2$ de Cox y Snell

Es un coeficiente que estima la proporción de varianza entre la variable dependiente explicada por las variables independientes. Se basa principalmente en la comparación del log de la verosimilitud (LL) del modelo final respecto al log de la verosimilitud del modelo inicial, en el cual solo incluye la constante. El valor que puede tomar este coeficiente está entre 0 y 1 mientras más cercano al número uno es mejor. Este estadístico está definido por:  $R_{C\&S}^2 = 1 - \left(\frac{\hat{L}_C}{\hat{L}_0}\right)^{2/n}$

Donde:

$\hat{L}_C$  es la función de log-verosimilitud del modelo final en  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$

$\hat{L}_0$  es la función de log-verosimilitud del modelo inicial (solo incluye la constante)

n es el tamaño de la muestra

### 6.2.3. $R^2$ de Nagelkerke

Hace referencia a la versión corregida de  $R^2$  de Cox y Snell con valor máximo igual a 1.

Este estadístico está definido por:  $R_N^2 = \frac{R_{C\&S}^2}{R_{Max}^2}$

Donde:  $R_{Max}^2 = 1 - \hat{L}_0^{2/n}$

Dependiendo de los resultados obtenidos en estos estadísticos estos pueden ser valores entre 0 y 1, por ende, indicarían el ajuste y predictibilidad del modelo, en otras

palabras, mientras más alto son estos estadísticos más explicativo es el modelo, por ende, las variables independientes explican a la variable dependiente (Meza Saldaña 2017, 41).

#### 6.2.4. Criterio AIC

Llamado Criterio de Información Akaike, este estadístico indica de manera relativa si un modelo se ajusta bien con las variables en el modelo. Este criterio tiene interpretación cuando es comparado con otro modelo, mientras más pequeño sea este valor mejor se ajustará el modelo a los datos. Pero no necesariamente un valor bajo significa un mejor ajuste en los datos, por lo que es pertinente utilizar las pruebas de bondad de ajuste y pruebas gráficas para determinar el mejor modelo que se ajuste a los datos.

#### 6.2.5. Prueba de bondad de ajuste de Hosmer Lemeshow

Esta prueba mide la bondad de ajuste del modelo de la regresión logística, si el ajuste es bueno, esto lo hace a través de una tabla de contingencia al cual aplica un contraste de chi-cuadrado con sus respectivos grados de libertad. Esta tabla lo divide la información en deciles de los datos observados, así como también de las probabilidades estimadas por el modelo.

La hipótesis de esta prueba a contrastar es:

$H_0 =$  las probabilidades se ajustan a la variable dependiente (modelo está bien ajustado)

$H_1 =$  las probabilidades no se ajustan a la variable dependiente (falta ajuste al modelo)

Cuando el valor p-valor < 0,05 indica este test que el modelo no está bien ajustado. Por ejemplo, si un valor de significancia calculado bajo la distribución chi-cuadrado es de 0,794, lo que permite aceptar la hipótesis nula y confirmar que las probabilidades generadas en el modelo se ajustan a los datos observados de la variable dependiente.

Tabla 22  
Prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi-cuadrado	G1	Sig.
1	3,186	8	0,794

Fuente y elaboración propias

La segunda parte de esta prueba, corresponde a la división de las observaciones en deciles, las mismas que se reflejan en una tabla de contingencia en el cual consta los valores pronósticos realizados por el modelo comparado con los valores reales.

Tabla 23

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

	Incumplimiento = 0,00		Incumplimiento = 1,00		Total
	Observado	Esperado	Observado	Esperado	
1	59	59,9	152	151,1	211
2	27	27,7	184	183,3	211
3	17	21,7	194	189,3	211
4	18	17,2	193	193,8	211
5	14	13,8	196	196,2	210
6	12	11,5	199	199,5	211
7	14	9,5	197	201,5	211
8	9	7,2	202	203,8	211
9	4	4,8	207	206,2	211
10	1	1,7	209	208,3	210

Fuente y elaboración propias

**6.2.6. Prueba Kolmogorov Smirnov**

Es una prueba no paramétrica de bondad de ajuste el cual mide la habilidad del modelo de separar los buenos clientes de los malos clientes, a través de la comparación de las distribuciones acumuladas de los buenos clientes versus los malos clientes, identificando la máxima separación entre estas dos distribuciones y comparando dicho estadístico con la tabla de valores críticos  $D$  bajo la hipótesis de distribución normal, con el fin de aceptar o rechazar la hipótesis (Guamán Guanopatin 2011, 61).

Si esta distancia calculada es mayor al valor crítico se puede demostrar en cada rango de las distribuciones acumuladas y al tener un comportamiento diferente, se podría estimar que la discriminación del modelo es aceptable. El valor de  $D$  siempre depende del tipo de distribución a probar y está representado por la siguiente fórmula:

$$D_{\alpha} = \frac{C_{\alpha}}{k(n)}$$

Donde  $C_{\alpha}$  y  $k(n)$  se detalla en seguida:

Tabla 24

$C_{\alpha}$	$C_{\alpha}$		
	Modelo	0,1	0,05
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= $\infty$	0,803	0,874	1,007

Fuente: Complemento 3 Prueba de Bondad de Ajuste de Kolmogorov Smirnov  
Elaborado: Universidad de las Palmas de Gran Canaria

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	$k(n) = \sqrt{n}$

Fuente: Complemento 3 Prueba de Bondad de Ajuste de Kolmogorov Smirnov  
Elaborado: Universidad de las Palmas de Gran Canaria

A través del siguiente ejemplo se explica los valores de Kolmogorov Smirnov:

Tabla 26  
Valores de Kolmogorov Smirnov

Min	Max	Frecuencia	Buenos	Malos	% Buenos	% Malos	% Buenos acumulados	% Malos acumulados	Diferencia K-S
996	999	120	111	9	0,13438	0,02344	0,13438	0,02344	0,111
985	996	121	113	8	0,13680	0,02083	0,27119	0,04427	0,227
968	985	121	113	8	0,13680	0,02083	0,40799	0,06510	0,343
944	968	122	113	9	0,13680	0,02344	0,54479	0,08854	0,456
909	944	121	111	10	0,13438	0,02604	0,67918	0,11458	0,565
848	909	121	110	11	0,13317	0,02865	0,81235	0,14323	0,669
711	848	121	98	23	0,11864	0,05990	0,93099	0,20313	0,728
390	711	121	49	72	0,05932	0,18750	0,99031	0,39063	0,600
165	390	121	5	116	0,00605	0,30208	0,99637	0,69271	0,304
1	165	121	3	118	0,00363	0,30729	1,00000	1,00000	0,000
		<b>1.210</b>	<b>826</b>	<b>384</b>	<b>1,00000</b>	<b>1,00000</b>			

Fuente y elaboración propias

$$k(n) = \sqrt{10} - 0,01 + \frac{0,85}{\sqrt{10}} = 3,4210$$

$$D_{\alpha} = \frac{1,035}{3,4210} = 0,3025$$

El resultado del K-S fue 0,728, y comparado con el valor crítico de contraste  $D_{\alpha} = 0,3025$  al 99% de confianza, se determina que el valor crítico es menor que al valor de K-S (D), determinando de esta manera que existe evidencia estadística significativa para confirmar que el modelo desarrollado es consistente.

Las pruebas de hipótesis para esta prueba se definen a continuación:

$H_0 =$  las distribuciones de ambas poblaciones son iguales

$H_1 =$  las distribuciones de ambas poblaciones son diferentes

Si  $D \leq D_\alpha$  se acepta la  $H_0$

Si  $D > D_\alpha$  se rechaza la  $H_0$

La autora Mays (2001, 102) propone una guía general para determinar la calidad del modelo y poder de discriminación:

- K-S menor a 20: se recomienda no utilizar el modelo.
- K-S de entre 20 hasta 40: es aceptable.
- K-S de entre 41 hasta 50: es bueno.
- K-S de entre 51 hasta 60: es muy bueno.
- K-S de entre 61 hasta 75: es excelente.
- K-S mayor a 75: probablemente algo está mal, por ende, debe revisarse el modelo nuevamente.

### 6.3. Valoración predictiva del modelo

#### 6.3.1. Sensibilidad y especificidad

Para verificar que el modelo sea eficiente y observar que la clasificación de los clientes dependiendo de su probabilidad supere un valor de corte ( $\pi$ ) o no, si dicha probabilidad estimada excede a  $\pi$  entonces tomará un valor igual a uno, caso contrario será un valor igual a cero, el valor más común que toma  $\pi$  es igual 0,5. Por ende, es importante determinar un punto de corte adecuado que permita resumir los resultados de estos dos grupos.

$$\text{clasificación} = \begin{cases} \text{Probabilidad} > \pi \Rightarrow y_e = 1 \\ \text{Probabilidad} \leq \pi \Rightarrow y_e = 0 \end{cases}$$

La exactitud de una prueba puede realizarse a través de su sensibilidad y especificidad diagnosticada, siendo una parte muy importante el punto de corte para resumir los resultados en dos grupos (Meza Saldaña 2017, 24):

**La sensibilidad**, definida como la probabilidad de obtener un valor positivo o clasificar a un individuo correctamente como *buen cliente*.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Donde:

VP = Verdaderos Positivos (corresponde al número de individuos clasificados por el modelo como *Buenos Clientes* y en realidad son *Buenos Clientes*).

FN = Falsos Negativos (corresponde al número de individuos clasificados por el modelo como *Malos Clientes* y en realidad son *Buenos Clientes*, es conocido también como Error de Tipo II).

**La especificidad**, definida como la probabilidad de obtener un valor negativo o clasificar a un individuo correctamente como *mal cliente*.

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}$$

Donde:

VN = Verdaderos Negativos (corresponde al número de individuos clasificados por el modelo como *Malos Clientes* y en realidad son *Malos Clientes*).

FP = Falsos Positivos (corresponde al número de individuos clasificados por el modelo como *Buenos Clientes* y en realidad son *Malos Clientes*, es conocido también como Error de Tipo I).

Tabla 27  
**Clasificación**

		Realidad $y_0$	
		1	0
Modelo $y_e$	1	VP	FP
	0	FN	VN

Fuente y elaboración propias

En esta prueba muestra los casos bien clasificados en la primera diagonal (VP y VN) y los casos mal clasificados estarán ubicados en la segunda diagonal (FP, FN).

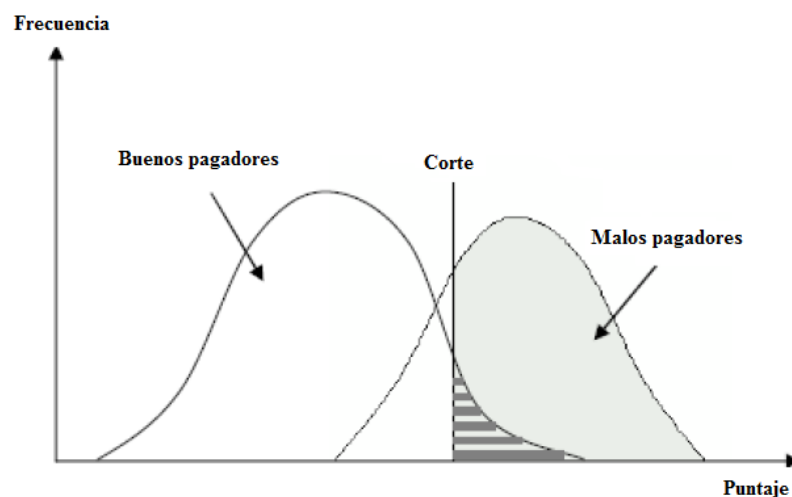


Figura 4. Distribución de los puntajes para Buenos Pagadores y Malos Pagadores  
Fuente: El Modelo Logit Mixto para la construcción de un Scoring de Crédito  
Elaborado: Sandra Moreno

### 6.3.2. Área bajo la curva ROC

La curva Receiver Operating Characteristic (ROC) es un gráfico que permite observar todos los pares de sensibilidad/especificidad resultante de la variación continua de los puntos de corte en todo el rango de resultados observados. Dicho en otras palabras, se visualiza gráficamente la distribución acumulada de buenos versus la distribución acumulada de malos para cada rango percentil del score. El área bajo la curva está entre un rango de 0 a 1, ordenado en el eje de las  $y$  a los datos verdaderos positivos y en el eje de las  $x$  a los falsos positivos (1-especificidad). Su interpretación sería mientras más alejada de la diagonal esté la curva ROC es mejor el poder de clasificación del modelo, por ende, mayor será el área formada por esta curva y la diagonal (Meza Saldaña 2017, 25). Adicionalmente, este test evalúa dos aspectos del modelo: calibración (grado de la probabilidad predicha con la observada) y discriminación (grado que el modelo distingue entre los casos en los que ocurre el evento y los que no), para este último se utiliza la medida del área bajo la curva (Guamán Guanopatín 2011, 66). El área bajo la curva se mueve entre 0,5 y 1; pero en la elaboración de score el valor generalmente aceptado es de 0,7, y si supera este valor se consideran buenos modelos.

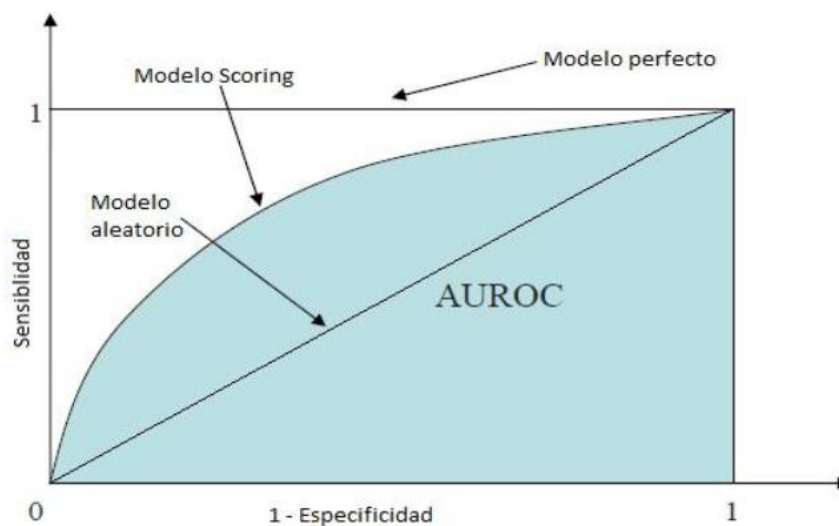


Figura 5. Estructura de la Curva ROC

Fuente: El Modelo Logit Mixto para la construcción de un Scoring de Crédito

Elaborado: Sandra Moreno

### 6.3.3. Elección del punto de corte óptimo

Para la selección de un punto óptimo debe optimizarse la sensibilidad y especificidad, y dependiendo de este análisis se elige un punto adecuado y acorde al

modelo predictivo seleccionado. A continuación, se describe la regla general sobre la curva ROC (Meza Saldaña 2017, 26):

- a. Si  $ROC = 0,5$  se sugiere no discriminación o es aleatorio.
- b. Si  $0,7 \leq ROC < 0,8$  se considera discriminación aceptable.
- c. Si  $0,8 \leq ROC < 0,9$  se considera discriminación excelente.
- d. Si  $ROC \geq 0,9$  se considera discriminación extraordinaria.

## 7. Determinación de los puntos de corte

Para estimar los puntos de corte es la puntuación mínima admisible para el otorgamiento de un crédito, el cual debe estar relacionado con la política crediticia de la COAC. Establecido el modelo logístico con las variables más significativas y comprobando su consistencia con las pruebas de significancia, se obtiene la probabilidad de incumplimiento o de ser mal cliente. Dicha probabilidad es transformada a un score dentro de un rango entre 0 y 1.000, de tal manera que los resultados obtenidos serían a un mayor puntaje estará asociado a los clientes buenos o cliente que son buenos pagadores, caso contrario, un menor puntaje serán aquellos que son clientes malos o clientes mal pagadores, y se puede expresar a través de la siguiente fórmula:

$$Score = 1.000 * \frac{e^z}{1+e^z}, \text{ donde } z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k$$

Donde el valor de  $z$  es corresponde a la sumatoria de las variables independientes representadas con la  $x$ , sus coeficientes asociadas con las Betas ( $\beta$ ) y el valor de la constante por  $\beta_0$ . El valor de  $e$  conocido también como el número de Euler o constante de Napier y corresponde a la base de los logaritmos naturales y aproximadamente es a 2,718281...

El score calculado de acuerdo a las características y comportamiento de pago de los socios se lo puede dividir en segmentaciones o categorías, todo eso dependerá de las políticas de crédito establecidas de COAC para el otorgamiento o asignación del crédito. Las segmentaciones o categorías se establecen de acuerdo a las probabilidades calculadas en el modelo, y esta a su vez aplicada la formula antes indicada se establece una puntuación entre 0 y 1.000. Donde 0 será el socio con la peor calificación y 1.000 como la mejor calificación. En la siguiente tabla se presenta los niveles de riesgo que la entidad puede asumir considerando sus políticas de crédito:



Score	Conservador	Estándar	Agresivo
<b>Riesgo Bajo</b>	<b>Acepta automáticamente</b>	<b>Acepta automáticamente</b>	<b>Acepta automáticamente</b>
1.000			
900			
800			
700			
600	<b>Revisión</b>	<b>Revisión</b>	<b>Acepta automáticamente</b>
500			
400			
300	<b>Rechaza automáticamente</b>	<b>Revisión</b>	<b>Revisión</b>
200		<b>Rechaza automáticamente</b>	
100			
50			
25			
0			
<b>Riesgo Alto</b>		<b>Minimiza el riesgo</b>	

Figura 6. Nivel de riesgo, según los distintos puntos de corte

Fuente: Tesis de maestría - 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. "CAPREMPI" Pagina 129

Elaborado: Elba Salazar y Ronmel Sosa

Es importante indicar que mediante Resolución Nro. 209-2016-F con fecha 12 de febrero de 2016 emitido por JPRMF en su numeral 1.2.1. Cobertura de la Calificación de los Créditos de Consumo Ordinario y Prioritario, define la clasificación de este tipo de crédito, el mismo que se presenta a continuación:

Categorías	Días de Morosidad
A-1	0
A-2	1 – 8
A-3	9 – 15
B-1	16 – 30
B-2	31 – 45
C-1	46 – 70
C-2	71 – 90
D	91 – 120
E	+120

Figura 7. Cobertura de la Calificación de los Créditos de Consumo Ordinario y Prioritario

Fuente: Resolución Nro. 209-2016-F - JPRMF

Elaborado: Propia

## 8. Interpretación del modelo

### Interpretación de los coeficientes del modelo

$$Score = 1.000 * \frac{e^z}{1+e^z}, \text{ donde } z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k$$

### Interpretaciones $\beta$

La interpretación de los coeficientes de la regresión logit no es igual a las regresiones lineales. Los betas estimados son utilizados para la validación del modelo a través de las pruebas estadísticas de manera individual y en conjunto.

**Beta > 0** al incrementar en uno la variable independiente, logit aumenta en  $\beta$ .

**Beta < 0** al incrementar en uno la variable independiente, logit disminuye en  $\beta$ .

**Signo del coeficiente**, permite identificar la dirección en que desplaza la probabilidad al aumentar la variable independiente.

### Interpretación de la razón de probabilidades

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{\frac{1}{1 + e^{-z_i}}}{\frac{1}{1 + e^{z_i}}} = \frac{1 + e^{z_i}}{1 + e^{-z_i}} = e^{z_i}$$

### Interpretaciones $e^\beta$

De acuerdo al autor Cárdenas (2015, párr. 15) los odd ratios (OR) tienen la siguiente interpretación en cuanto a sus resultados obtenidos:

✓ Son una medida estandarizada y que dentro de la regresión logística permiten comparar el nivel de influencia de las variables explicativas o independientes sobre la variable dependiente.

✓ Su cálculo corresponde elevando el número exponencial e a los coeficientes (betas).

✓ Pueden compararse entre sí para determinar que variable independiente explica más a la variable independiente.

✓ Cuando el OR es superior a 1 indica que un aumento de la variable independiente, incrementa los odds que ocurra evento (variable dependiente).

✓ Cuando el OR es inferior a 1 indica que un aumento de la variable independiente, reduce los odds que ocurra evento (variable dependiente).

✓ Mientras más alejado de 1, más fuerte es la relación entre las dos variables.

✓ Si el OR es menor a 1 se recomienda realizar calcular su inverso con el fin de interpretar y comparar con mayor facilidad los OR. Su cálculo manual sería dividir uno

sobre el OR menor a uno. Ejemplo tenemos un  $OR = 0,48$ , si se aplica lo indicado entonces esto será  $1/0,48 = 2,08$ . Con el resultado obtenido se puede hacer la comparación con los demás OR y verificar así que variable independiente es más explicativa frente a las demás.

## 9. Prueba de desempeño del modelo seleccionado

Es recomendable realizar la evaluación de la consistencia, precisión y resultados generados durante la construcción del modelo score. Esto tiene como finalidad medir el poder predicativo del modelo, y si fuese el caso, tomar las medidas correctivas que se estime necesario para calibrar el modelo. Para las pruebas de desempeño, es necesario contar con una muestra de la base original, dicha muestra no debe ser parte del proceso de construcción del modelo. Dicho procedimiento debe ser ejecutado por el personal del área de riesgo de crédito y realizada al menos una vez al año. Esto permitirá comparar con información real si el modelo está calificando y prediciendo correctamente a los socios.

## 10. Implementación del modelo score

Una vez construido, desarrollado y validado el modelo score el siguiente paso es su implementación dentro de la COAC. En este paso se debe considerar que la implementación se realizará por etapas entre esas debe contemplar un plan piloto, esto con el fin de evaluar el impacto y su factibilidad de la aplicación de la herramienta. Para ello es importante establecer un plan de trabajo o una hoja de ruta en el cual contendrá al menos lo siguiente: el objeto, las actividades, hitos, fechas planificadas, tiempos, recursos, responsables y observaciones. A continuación se describe cada una de ellos:

**Objetivo.-** se define cual es la finalidad o la meta que se desea obtener con la implementación de la hoja de ruta.

**Actividades.-** hace referencia a las diferentes acciones que debe desarrollarse en la hoja de ruta, por ejemplo: selección y capacitación al personal respecto a la nueva herramienta, depuración de información, implementación (plan piloto), seguimiento, retroalimentación (ajustes al modelo), evaluación e implementación definitiva.

**Hitos.-** corresponde en colocar el estado de la actividad si está iniciada o culminada, prácticamente indica el progreso de las actividades.

**Fechas planificadas.-** son las fechas en las cuales se tiene planificado desarrollar la actividad, se recomienda colocar la fecha de inicio y la fecha fin.

**Tiempos.-** tiene relación a número de días, semanas, meses que tomará realizar la actividad dentro de la hoja de ruta.

**Recursos.-** son aquellos recursos que se va a utilizar para el desarrollo de la hoja ruta, pudiendo ser estos: infraestructura, tecnológico, humano, económico o financiero.

**Responsables.-** corresponde a las personas que estarán a cargo de cada una de las actividades definidas en la hoja de ruta. De preferencia es pertinente asociar al cargo y más no al nombre y apellido del responsable.

**Observaciones.-** en este campo se colocará algún hecho o evento de relevancia y que afecte al desarrollo o cumplimiento de la actividad.

En el siguiente cuadro se coloca un ejemplo de esta hoja de ruta:

Nro.	Actividad	Hito	Fecha		Tiempo										Recursos	Responsable	Observaciones	
			Inicio	Fin	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10				

Figura 8. Ejemplo de hoja de ruta  
Fuente y elaboración propias

## Capítulo quinto

### Aplicación práctica: Desarrollo de un modelo score de originación en una COAC del segmento 3

En este capítulo se desarrollará un ejercicio práctico con la información de una COAC del segmento 3, con base a lo mencionado en el capítulo anterior, para el ejercicio práctico se utilizará el paquete estadístico Stata 13. Adicionalmente, se irá describiendo ciertos comandos de este paquete estadístico los cuales permitirá al lector tener una mayor comprensión de la construcción y validación del modelo generado. Para esta aplicación práctica se desarrollará todos los análisis y pruebas estadísticas para el primer modelo seleccionado. Sin embargo, los resultados obtenidos del segundo y tercer modelo seleccionado se trasladan al anexo 7.

#### 1. Disponibilidad de la información crediticia, definición de la población, selección y consistencia de la muestra (depuración)

La base proporcionada comprende de 5.476 registros relacionados a los créditos de consumo, desde 1 de enero de 2010 hasta el 31 de diciembre de 2018. Dicha base cuenta con 90 variables, entre las cuales constan variables duplicadas, variables con información completa y otras con información incompleta. El primer paso es la depuración y análisis de la información para seleccionar las variables más relevantes y que aporten información completa para establecer un score de originación. En la depuración de la base de datos se realizó los siguientes filtros:

a. Eliminación de las variables que cumplieran las siguientes características: duplicadas, no contenían información, información incompleta, información igual a cero, información inconsistente. Las variables de número de identificación, datos personales del socio, sucursal, oficial de crédito que otorgó el crédito y fechas.

b. Selección de todos los créditos de consumo.

c. Selección de registros completos y consistentes.

d. Información de los cinco últimos años.

e. Codificación de la base de datos (Anexo 3).

f. Con base a la normativa vigente crear la variable de ingreso disponible mensual, para definir la capacidad de pago del socio y verificar si logra cubrir la cuota.

g. Selección de aquellos socios que solicitaron por primera vez un crédito dentro de la COAC.

h. Priorización de las variables demográficas: edad, género, tamaño de la familia (cargas familiares), estado civil, nivel escolaridad, tiempo de trabajo (continuo), tipo de residencia. Variables socio-económicas: nivel de ingresos, nivel de gastos, activos, pasivos, y patrimonio del socio. Variables relacionados al crédito: monto de crédito, tasa de interés, número de dividendos, días por mora, ahorros a la vista, y calificación del socio.

i. Dividir la base de datos para la construcción del modelo y validación del mismo. Como se indicó en el capítulo anterior se recomienda separar las dos terceras partes para la elaboración del modelo y la diferencia para la validación del mismo una vez que se cuente con la información depurada.

j. Aplicar una muestra aleatoria estratificada con afijación proporcional para la división de la base. Es decir, tomar el mismo porcentaje de buenos y malos para cada base.

Con la información preliminar filtrada hasta el momento, el siguiente paso es determinar la maduración de la base de datos en el cual se considera un período donde se visualice el comportamiento de la cartera sea estable para ello se puede aplicar la tasa de morosidad.

$$Tasa\ de\ morosidad = \frac{Número\ de\ malos\ socios}{Número\ total\ de\ socios}$$

Para la elaboración de esta razón se debe realizar con al menos 36 meses y por mes para determinar el comportamiento de los socios, con el fin de representarlo gráficamente y observar los períodos en donde se encuentra estabilizada la cartera. Puesto que los primeros pagos de un crédito de un socio no determina el comportamiento de pago, sino después de transcurrido algunos meses. En este caso práctico se verifica que la razón de morosidad siga un comportamiento estable y uniforme, como se puede observar en el siguiente gráfico:

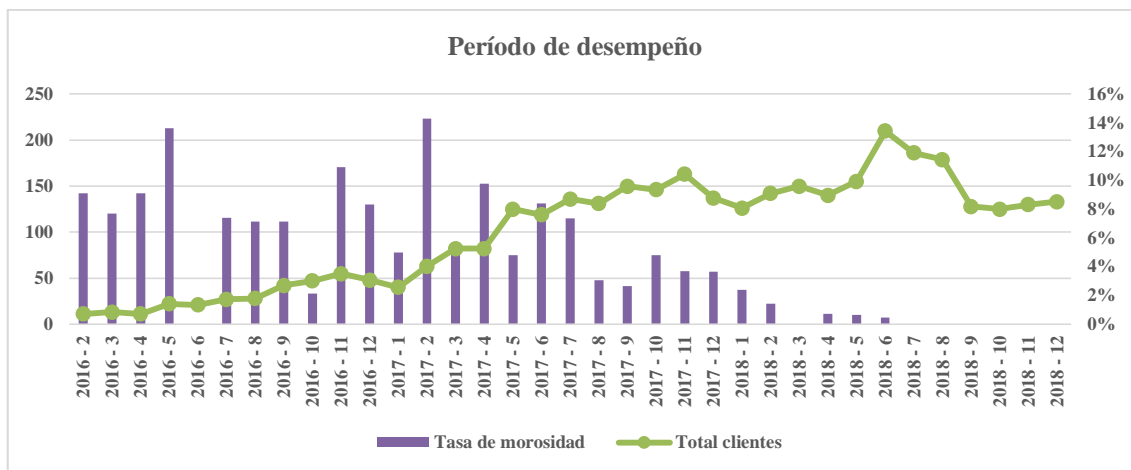


Figura 9. Período de desempeño

Fuente y elaboración propias

De acuerdo al gráfico la ventana de tiempo para el análisis es entre febrero de 2016 hasta febrero de 2018. Con todas estas consideraciones se obtuvieron 3.162 registros depurados y consistentes (263 malos socios y 2.899 buenos socios) de la base original. Los registros depurados se dividen 2.108 registros (175 malos socios y 1.933 buenos socios) para la construcción del modelo y 1.054 registros (88 malos socios y 966 buenos socios) para la validación del mismo.

Es importante mencionar que en la depuración de datos de este ejercicio práctico no fue considerada la información que provee el Buró de Crédito, dado que la entidad consulta la información del socio de manera directa y en tiempo real en Equifax. Con el resultado generado se complementa el análisis del oficial de crédito para el otorgamiento del crédito.

## 2. Definición de buenos y malos

La definición de los buenos y malos socios para este caso se ha considerado los días de retraso que tiene el socio al momento del corte de la base de datos, en función al incumplimiento del compromiso adquirido. Clasificando como buenos socios aquellos que tienen entre 0 y 15 días de mora; y como malos socios aquellos que superan los 15 días de mora. Para socios malos se codificará con cero y buenos socios con el uno.

## 3. Análisis descriptivo de la base de datos

El siguiente paso es comenzar con el proceso de análisis de la información depurada<sup>12</sup>. Se carga la información a Stata por medio del comando *cd* y entre comillas

<sup>12</sup> La depuración de datos se lo realizó en Microsoft Excel.

colocar la dirección en donde se encuentra ubicado la base de datos. Con *insheet using* seguido con el nombre del archivo se carga la base de datos a Stata.

Ingresada la base se realiza el análisis descriptivo de las variables ingresadas para la modelización, para ello iniciaremos con el comando *describe* y con la opción *Variables Manager*. Este último permite observar las propiedades de las variables ingresadas y en el caso de ser reconfiguradas el tipo de variable se utiliza el comando *recast* más el tipo de dato ingresado y nombre de la variable independiente. Posterior a eso usamos el comando *summarize* el cual genera el número de observaciones ingresadas (Obs), promedio (mean), desviación estándar (Std. Dev.), mínimo (Min) y máximo (Max). Se sugiere revisar esta información en el anexo 6.

## 4. Modelización

### 4.1. Pruebas de significancia

En este paso se comienza con la estimación del modelo, y dependiendo del paquete estadístico se puede generar una o varias combinaciones entre la variable dependiente versus las variables independientes. Pero en cada interacción el modelo debe cumplir la primera prueba estadística de Wald y su P-value debe ser menor a 0,05. Si cumple esta prueba se continúa con las demás pruebas estadísticas de significancia a nivel de variables, pruebas de confiabilidad o evaluación del modelo, valoración predicativa, e interpretaciones de los coeficientes del modelo se explicará más adelante. En el capítulo anterior se recomendó utilizar el modelo Logit para ello se aplicará el comando *logit* más la variable dependiente más las variables independientes.

Definido el o los modelos posibles se sugiere aplicar el comando *global* seguido del nombre *ylist* más el nombre de la variable dependiente, para nuestro ejercicio práctico es *buenomalo*. El mismo procedimiento se realiza para las variables independientes obteniendo como resultado lo siguiente: *global xlist nombre de las variables independientes*. Esta acción tiene como finalidad de agrupar en listas las variables para un optimizar el procesamiento de la información. Teniendo como resultado lo siguiente:

*global ylist buenomalo*

*global xlist cargasfamiliares i.niveleduccion<sup>13</sup> tiempostrabajo certificadoaporte ahorrovista montobruto edad*

---

<sup>13</sup> La letra i indica que la variable independiente será analizada como categórica. Pues los resultados son diferentes en el modelo en el caso que la variable no sea estimada como categórica.



### logit \$ylist \$xlist

Ingresada esta sintaxis a Stata se visualiza la siguiente información la misma que se detalla cada uno de sus campos:

```

. logit $ylist $xlist

Iteration 0:  log likelihood = -603.05027
Iteration 1:  log likelihood = -568.38485
Iteration 2:  log likelihood = -530.1301
Iteration 3:  log likelihood = -526.37777
Iteration 4:  log likelihood = -526.18702
Iteration 5:  log likelihood = -526.18637
Iteration 6:  log likelihood = -526.18637

Logistic regression              Number of obs   =       2108
                                LR chi2(9)      =       153.73
                                Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -526.18637      Pseudo R2      =       0.1275

```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
cargasfamiliares	.396467	.0994735	3.99	0.000	.2015025	.5914316
niveleduccion						
2	1.800103	.2770421	6.50	0.000	1.25711	2.343095
3	1.806102	.2999781	6.02	0.000	1.218156	2.394049
4	1.967079	.3763468	5.23	0.000	1.229453	2.704706
tiempotrabajo	-.0381046	.0109255	-3.49	0.000	-.0595183	-.016691
certificadoaporte	-.0257327	.0040455	-6.36	0.000	-.0336617	-.0178037
ahorrovista	.0013119	.0003962	3.31	0.001	.0005353	.0020885
montobruto	.0002346	.0000464	5.05	0.000	.0001436	.0003255
edad	.0303308	.0082811	3.66	0.000	.0141001	.0465615
_cons	-.7600342	.4338634	-1.75	0.080	-1.610391	.0903226

Figura 10. Modelo Logit propuesto  
Fuente y elaboración propias

El análisis de la información del modelo obtenido en la Figura 10 se divide en tres partes. La primera parte tiene relación al registro de todas las iteraciones efectuadas para estimar al modelo. La iteración 0: log likelihood (-603,05027) que corresponde a la estimación del modelo sin variables predictoras. La iteración 6: log likelihood (-526,18637) ha finalizado en este número dado que las estimaciones en los parámetros han cambiado en menos de 0,001. Y cómo se logra apreciar en cada iteración presentada en el modelo, el log verosimilitud aumenta pues el objetivo es maximizarlo.

La segunda parte corresponde al resumen del modelo en el cual se visualiza lo siguiente:

- La última iteración log verosimilitud (-526,18637), este valor no tiene un significado en sí; pero permitirá ser comparado con otros modelos.
- Número de observaciones (2.108) utilizados para el modelo
- Prueba de chi-cuadrado de la Razón de verisimilitud (LR chi2), y se calcula de la siguiente manera, menos dos veces la diferencia entre el log verosimilitud inicial y el

log verosimilitud final, aplicado sería así:  $-2*(-603,05027-(-526,18637))$ . En cuanto al número indicado entre paréntesis representa los grados de libertad, igual al número de variables explicativas del modelo final menos el número de variables explicativas del modelo inicial.

- $P > \chi^2$ , corresponde a la probabilidad de obtener un chi-cuadrado dado que la hipótesis nula es verdadera, es decir, la probabilidad de obtener este chi-cuadrado en el supuesto que no haya cambios en las demás variables predictoras en conjunto respecto a la variable dependiente. Este vendría a ser el valor de p comparado con los valores críticos (0,05 o 0,01) con el objeto de determinar si el modelo es estadísticamente significativo. Para nuestro ejercicio práctico es significativo.

- Pseudo  $R^2$ , su similar es el  $R^2$  tradicional utilizado MCO, conocido también como el  $R^2$  de McFaden. Su interpretación es la siguiente: la variación de la variable dependiente puede ser explicada con la variación de las variables independientes del modelo en un 12,75%.

La tercera parte del modelo hace referencia a la estimación de los parámetros, los cuales se describen a continuación:

- La primera variable corresponde a la variable dependiente, las que siguen son las variables explicativas o independientes.

- Coeficientes (Coef.), son los valores del modelo logit para predecir a la variable dependiente respecto a la variable independiente en una escala logit. Al estar representados en unidades logarítmicas de probabilidades su interpretación es complicada por lo que se debe convertir en razones de probabilidad (odd ratios). Adicionalmente, se debe considerar los valores indicados en la columna  $P > |z|$  sean menores a 0,05 o 0,10 para que entren en el modelo, caso contrario se recomienda excluirlos.

- Error Estándar (Std. Err.), están relacionados a los coeficientes, se usa para probar si el parámetro es significativamente diferente de 0.

- z, no es más que la división entre el valor del coeficiente y el error estándar, y se lo utiliza para la interpretación del intervalo de confianza. Prueba que los coeficientes son diferentes de cero, mientras más alto sea este, mayor relevancia tiene en el modelo.

- $P > |z|$ , utilizado para comprobar la hipótesis nula de que el coeficiente es cero. Los coeficientes con valores en p menores que alfa (0,05 o 0,01) son entonces estadísticamente significativos.

- Intervalo de confianza [95% Conf. Intervalo], permite observar que tan alto o bajo puede estar el valor de  $z$ .

La información observada en el modelo tenemos las pruebas de significancia como lo es el estadístico de Wald pasa en todas las variables independientes y ligeramente se sobrepasa en el valor de la constante. Sin embargo, para este último es importante revisar en la base de validación su relevancia dentro del modelo. El valor de  $\text{Prob} > \chi^2$  es igual a cero por lo que se concluye que el modelo es significativo. El test de razón de verosimilitud del primer modelo es 153,73.

## 4.2. Evaluación del modelo

Continuando con la evaluación del modelo se aplica las pruebas de confiabilidad o conocidas también como pruebas de bondad de ajuste:  $R^2$  de McFadden,  $R^2$  de Cox y Snell,  $R^2$  de Nagelkerke, Criterio AIC, Hosmer Lemeshow, Kolmogorov Smirnov, entre las más principales. Mediante la sentencia *estadd fitstat* generará los valores de las pruebas estadísticas antes mencionados<sup>14</sup> y otros más:

```
. estadd fitstat

Measures of Fit for logit of buenomalo

Log-Lik Intercept Only:   -603.050   Log-Lik Full Model:      -526.186
D(2097):                  1052.373   LR(9):                  153.728
                          Prob > LR:          0.000
McFadden's R2:           0.127   McFadden's Adj R2:      0.109
Maximum Likelihood R2:   0.070   Cragg & Uhler's R2:     0.161
McKelvey and Zavoina's R2: 0.365   Efron's R2:             0.109
Variance of y*:          5.178   Variance of error:      3.290
Count R2:                 0.925   Adj Count R2:           0.091
AIC:                      0.510   AIC*n:                  1074.373
BIC:                      -14997.006   BIC':                   -84.846

added scalars:
      e(dev) = 1052.3727
      e(dev_df) = 2097
      e(lrx2) = 153.7278
      e(lrx2_df) = 9
      e(lrx2_p) = 1.489e-28
      e(r2_mf) = .12745853
      e(r2_mfadj) = .10921793
      e(r2_ml) = .07033029
      e(r2_cu) = .16142226
      e(r2_mz) = .36461456
      e(r2_ef) = .10857987
      e(v_ystar) = 5.1777519
      e(v_error) = 3.2898681
      e(r2_ct) = .92457306
      e(r2_ctadj) = .09142857
      e(aic0) = .50966449
      e(aic_n) = 1074.3727
      e(bic0) = -14997.006
      e(bic_p) = -84.846347
      e(n_rhs) = 10
      e(n_parm) = 11
```

Figura 11. Estadísticos  
Fuente y elaboración propias

<sup>14</sup> En el Anexo 4 se encuentra la descripción de los estadísticos indicados en la segunda parte (added scalars) de la Figura 11.

De la Figura 11 se visualiza en las tres primeras líneas el análisis de la Devianza, el log de verosimilitud del modelo inicial y final. La variación de la devianza entre estos dos modelos (LR (9)) y el p-valor asociado. Y en las siguientes líneas se detalla varias pruebas estadísticas entre las cuales enfocaremos el análisis en:  $R^2$  McFadden (0,127),  $R^2$  de Cox y Snell (Maximum Likelihood  $R^2=0,07033029$ ),  $R^2$  de Nagelkerke (Cragg & Uhler's  $R^2=0,16142226$ ), y Criterio AIC (0,510).

La prueba de bondad de Hosmer Lemeshow se utiliza el comando *estat gof*, *group(10) table* el mismo que se obtiene la siguiente tabla:

```
. estat gof, group(10) table
```

**Logistic model for buenomalo, goodness-of-fit test**

(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)

Group	Prob	Obs_1	Exp_1	Obs_0	Exp_0	Total
1	0.8456	155	151.5	56	59.5	211
2	0.8839	184	183.4	27	27.6	211
3	0.9106	190	190.3	22	21.7	212
4	0.9271	192	193.0	18	17.0	210
5	0.9395	196	196.1	14	13.9	210
6	0.9499	198	199.4	13	11.6	211
7	0.9594	201	201.4	10	9.6	211
8	0.9708	201	203.6	10	7.4	211
9	0.9826	207	206.0	4	5.0	211
10	1.0000	209	208.3	1	1.7	210

```

number of observations =      2108
number of groups =          10
Hosmer-Lemeshow chi2(8) =          2.03
Prob > chi2 =              0.9801

```

Figura 12. Tabla de Hosmer Lemeshow  
Fuente y elaboración propias

En la Figura 12 se presenta la información de los datos observados y las probabilidades estimadas por el modelo en deciles. Es importante observar que dichos valores no tengan grandes diferencias entre el dato real y pronosticado. En la segunda parte de esta tabla describe el número de observaciones (2.108), número de grupos (10), un Hosmer Lemeshow con un chi-cuadrado de ocho grados de libertad de 2,03, y el valor de significancia calculado bajo la distribución chi-cuadrado de 0,9801, lo que permite aceptar la hipótesis nula y confirmar que las probabilidades generadas en el modelo se ajustan a los datos observados de la variable dependiente.

La siguiente prueba corresponde a la Kolmogorov Smirnov, el mismo que mide la habilidad del modelo de separar los buenos clientes de los malos clientes. Para esta prueba es preciso crear las probabilidades con el modelo propuesto. Los comandos aplicar

es la predicción de las probabilidades del modelo propuesto y agruparlos en percentiles como se indica a continuación:

```
quietly logit $ylist $xlist
```

```
predict plogit, pr
```

*predict* realiza el cálculo de las predicciones con base a los coeficientes del modelo propuesto. Para el ejemplo los resultados de estas predicciones se almacenarán en la variable *plogit*. El comando *quietly* realiza el cálculo en este caso del *logit* con las variables dependiente e independientes; pero no lo muestra en pantalla, se considera que a partir de ese modelo se genere las predicciones.

En el siguiente paso es calcular los percentiles de estas predicciones y agruparlos en diez grupos por socios buenos y malos con su respectiva frecuencia relativa. Para ello se aplica el comando *xtile* el cual se indica el nombre de la variable que va almacenar la información del percentil seguido de la variable a calcular esta acción (*plogit*) más el número de grupos (10). Una vez ejecutado dicho comando, se aplica el comando *tabulate* más la información del *percentil* y de la variable dependiente (*buenomalo*) para obtener la frecuencia relativa; pero organizada por columnas, como se visualiza a continuación:

```
xtile percentil= plogit, nq(10)
```

```
tabulate percentil buenomalo, column
```

Con la información generada se procede a trasladar dicha información a la siguiente tabla para establecer la máxima distancia Kolmogorov Smirnov:

Tabla 28  
Valores de Kolmogorov Smirnov

Percentil	Total	Buenos	% Buenos	% Acum Buenos	Malos	% Malos	% Acum Malos	Distancia K-S
1	211	155	0,0802	0,0802	56	0,3200	0,3200	0,2398
2	211	184	0,0952	0,1754	27	0,1543	0,4743	0,2989
3	211	190	0,0983	0,2737	22	0,1257	0,6000	0,3263
4	211	192	0,0993	0,3730	18	0,1029	0,7029	0,3299
5	210	196	0,1014	0,4744	14	0,0800	0,7829	0,3085
6	211	198	0,1024	0,5768	13	0,0743	0,8571	0,2803
7	211	201	0,1040	0,6808	10	0,0571	0,9143	0,2335
8	211	201	0,1040	0,7848	10	0,0571	0,9714	0,1866
9	211	207	0,1071	0,8919	4	0,0229	0,9943	0,1024
10	210	209	0,1081	1,0000	1	0,0057	1,0000	0,0000
<b>Total</b>	<b>2.108</b>	<b>1.933</b>			<b>175</b>			

Fuente y elaboración propias

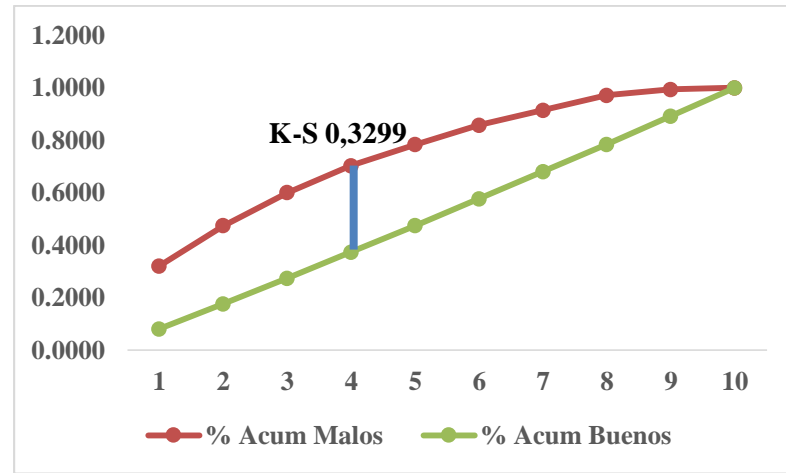


Figura 13. Test Kolmogorov Smirnov  
Fuente y elaboración propias

$$k(n) = \sqrt{10} - 0,01 + \frac{0,85}{\sqrt{10}} = 3,4210$$

$$D_{\alpha} = \frac{0,819}{3,4210} = 0,2394$$

$$D_{\alpha} = \frac{0,895}{3,4210} = 0,2616$$

$$D_{\alpha} = \frac{1,035}{3,4210} = 0,3025$$

El resultado del K-S fue 0,3299, y comparado con el valor crítico de contraste  $D_{\alpha} = 0,3025$  al 99% de confianza, se determina que el valor crítico es menor que al valor de K-S. Determinando de esta manera que existe evidencia estadística significativa para confirmar que el modelo desarrollado es consistente a un nivel aceptable.

### 4.3. Valoración predictiva del modelo

Ahora se debe valorar el poder predictivo del modelo, mediante el cálculo de la sensibilidad y especificidad del modelo (clasificación) y del área bajo la curva ROC, entre las más importantes. Posterior a eso se puede estimar los puntos de corte. Para evaluar la clasificación del modelo se utiliza el comando *estat classification, cutoff*, el cual genera una tabla en el cual se verá reflejado la clasificación de los buenos y malos socios. El corte predeterminado es 0,50; pero si el lector desea analizar con un corte diferente debe agregar a este comando lo siguiente *cutoff* más el número de corte deseado por ejemplo (0,80). El resultado obtenido permite analizar la *sensibilidad* (verdaderos positivos) y *especificidad* (verdaderos negativos) como se visualiza en la siguiente tabla:

```
. estat classification, cutoff(0.5)
```

Logistic model for buenomalo

Classified	True		Total
	D	~D	
+	1929	155	2084
-	4	20	24
Total	1933	175	2108

Classified + if predicted Pr(D) >= .5  
True D defined as buenomalo != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	99.79%
Specificity	Pr( -  ~D)	11.43%
Positive predictive value	Pr( D  +)	92.56%
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	83.33%
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	88.57%
False - rate for true D	Pr( -  D)	0.21%
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	7.44%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	16.67%
Correctly classified		92.46%

Figura 14. Tabla de Clasificación  
Fuente y elaboración propias

A continuación, se detalla los puntos de corte con su respectivo detalle de sensibilidad, especificidad y porcentaje de clasificación correcta.

Tabla 29  
**Sensibilidad y Especificidad**

Punto de corte	Sensibilidad	Especificidad	Clasificación correctamente
0,00	100,00%	0,00%	91,70%
0,10	100,00%	0,00%	91,70%
0,20	100,00%	0,00%	91,70%
0,30	99,95%	0,00%	91,65%
0,40	99,90%	6,86%	92,17%
0,50	99,79%	11,43%	92,46%
0,60	99,43%	14,29%	92,36%
0,70	98,24%	16,57%	91,46%
0,80	95,45%	23,43%	89,47%
<b>0,90</b>	<b>76,62%</b>	<b>54,29%</b>	<b>74,76%</b>
1,00	0,00%	100,00%	8,30%

Fuente y elaboración propias

Se puede interpretar de la siguiente la Figura 14 que el modelo clasifica correctamente los socios buenos en 99,79%. Sin embargo, para los socios malos fue de 11,43%, con un punto de corte de 0,50 obteniendo un poder predictivo del modelo de 92,46%. En la Tabla 29 se observa los diferentes puntos de corte del modelo, siendo el 0,90 el que refleja un mayor porcentaje de detección de los socios malos en 54,29% y para los socios buenos en un 76,62%, con un 74,76% de clasificación del modelo. Con el

comando *lsens* se puede graficar la sensibilidad y especificidad del modelo, en el cual se observar el punto óptimo de corte es 0,90.

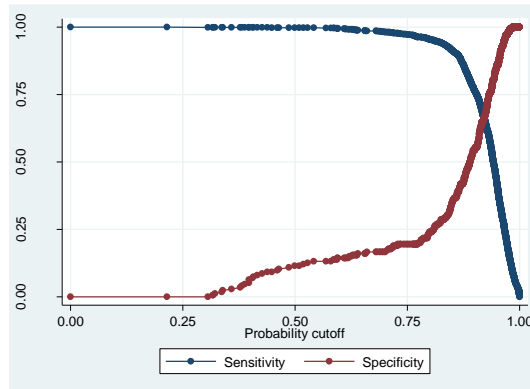


Figura 15 Sensibilidad/Especificidad  
Fuente y elaboración propias

La siguiente prueba es la Curva ROC, para ello se utiliza el comando *lroc* el cual calcula el área bajo la curva y muestra gráficamente la distribución acumulada de buenos socios versus la distribución acumulada de malos socios para cada rango percentil del score. Su interpretación sería mientras más alejada de la diagonal esté la curva ROC es mejor el poder de clasificación del modelo. Para el ejemplo es de 0,7373 que de acuerdo a la teoría se considera como una discriminación aceptable.

```

Logistic model for buenomalo

number of observations =    2108
area under ROC curve   =    0.7373
    
```

Figura 16. Resultados de lroc  
Fuente y elaboración propias

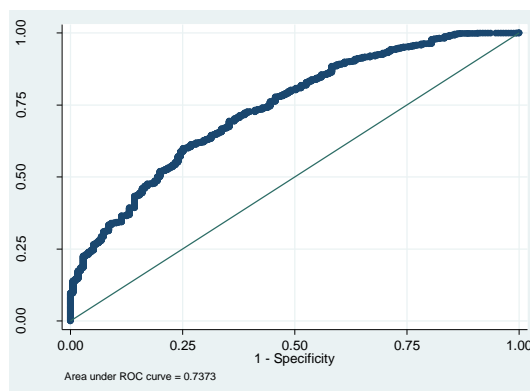


Figura 17. Curva ROC del modelo 1  
Fuente y elaboración propias

Hasta el momento se ha evaluado un modelo el cual se resume en la Tabla 30; pero es importante considerar otros modelos en los cuales pueden contener más o menos variables. Los resultados generados en cada modelo deben ser comparados y analizado



en función a sus resultados estadísticos o pruebas de bondad de ajuste tenga un sentido al momento de su interpretación. En la siguiente tabla se resume el modelo ejemplo más otros dos modelos propuestos:

Tabla 30  
Tabla de resumen de modelos propuestos<sup>15</sup>

Descripción	Construcción			¿Cuándo es mejor el estadístico?
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	
Variable dependiente	buenomalo	buenomalo	buenomalo	
Variables independientes	cargasfamiliares niveleduccion (2) (3) (4) tiempotrabajo certificadoaporte ahorrovista montobruto edad	cargasfamiliares niveleduccion (2) (3) (4) tiempotrabajo certificadoaporte ahorrovista montobruto edad 5.estadocivil	cargasfamiliares niveleduccion (2) (3) (4) tiempotrabajo certificadoaporte ahorrovista montobruto ingresonetomensual	
Log likelihood	-526,18637	<b>-524,67351</b>	-529,95394	Mayor valor
R2 de McFadden	0,12750	<b>0,13000</b>	0,12120	Mayor valor
R2 de Cox y Snell	0,07000	<b>0,07200</b>	0,06700	Mayor valor
R2 de Nagelkerke	0,16100	<b>0,16400</b>	0,15400	Mayor valor
Criterio AIC	0,51000	<b>0,50900</b>	0,51300	Menor valor
Hosmer Lemeshow	Prob > chi2 = 0,9801	Prob > chi2 = 0,8146	Prob > chi2 = 0,2021	Mayor a 0,05
Kolmogorov Smirnov	0,32990	0,31760	<b>0,36100</b>	Mayor valor
Sensibilidad (0,50)	99,79%	<b>99,84%</b>	99,53%	Mayor porcentaje de clasificación de buenos y malos,
Especificidad (0,50)	11,43%	<b>12,00%</b>	9,14%	
Clasificación correcta (0,50)	92,46%	<b>92,55%</b>	92,03%	
Sensibilidad (0,90)	76,62%	76,31%	<b>79,98%</b>	
Especificidad (0,90)	54,29%	<b>56,57%</b>	54,29%	
Clasificación correcta (0,90)	74,76%	74,67%	<b>77,85%</b>	
Curva ROC	0,73730	0,73900	<b>0,74940</b>	Mayor valor

Fuente y elaboración propias

De acuerdo a la información presentada en cada modelo arroja resultados muy similares que varían mínimamente entre sí. El modelo más ocionado en este caso es el modelo 2. Seguido por el modelo 3 pues presenta mejores resultados de clasificación de buenos y malos socios. Adicionalmente, contiene en su estimación la variable de ingreso neto mensual, siendo esta una de las más importantes al momento del otorgamiento o aprobación de un crédito.

<sup>15</sup> En el Anexo 7 se encuentra la información de las estadísticos generados del modelos 2 y 3

## 5. Prueba de desempeño del modelo seleccionado

Una vez seleccionado el modelo el siguiente paso es validar su ajuste y consistencia del modelo frente a la base de datos de validación tal como se indicó al inicio del capítulo. El modelo seleccionado debe cumplir con las pruebas estadísticas detalladas en el capítulo anterior. Se debe observar que el modelo mantenga su estructura, es decir, que los coeficientes obtenidos en el modelo original sean consistentes y semejantes a los nuevos obtenidos. La base de datos de validación contiene cerca de 1.054 registros y contiene las mismas variables que la base original. A continuación, se detalla los coeficientes del modelo 2 seleccionado comparados con los nuevos coeficientes:

Tabla 31  
Tabla de coeficientes del modelo 2 (comparación)

Variables	Modelo 2 – Construcción		Modelo 2 - Validación <sup>16</sup>	
	Coefficientes	Significancia	Coefficientes	Significancia
Cargasfamiliares	0,3902212	0,000	0,5022524	0,001
2.niveleduccion	1,7983080	0,000	1,3952310	0,000
3.niveleduccion	1,8034930	0,000	1,6684120	0,000
4.niveleduccion	1,9681310	0,000	1,9982990	0,000
Tiempotrabajo	-0,0386267	0,000	-0,0495880	0,003
Certificadoaporte	-0,0261518	0,000	-0,0157718	0,013
Ahorrovista	0,0012984	0,001	0,0014659	0,021
Montobruto	0,0002389	0,000	0,0001929	0,005
Edad	0,0325780	0,000	0,0502502	0,000
5.estadocivil	-0,8776103	0,062	-1,0818970	0,054
_cons	-0,8169010	0,061	-1,4288320	0,022
Pruebas estadísticas				
Número de observaciones	2.108		1.054	
Log likelihood	-524,67351		-266,03823	
R2 de McFadden	0,13000		0,12120	
R2 de Cox y Snell	0,07200		0,06700	
R2 de Nagelkerke	0,16400		0,15400	
Criterio AIC	0,50900		0,52800	
Hosmer Lemeshow	Prob > chi2 = 0,8146		Prob > chi2 = 0,7624	
Kolmogorov Smirnov	0,31760		0,31950	
Sensibilidad (0,50)	99,84%		100,00%	
Especificidad (0,50)	12,00%		9,09%	
Clasificación correcta (0,50)	92,55%		92,41%	
Sensibilidad (0,90)	76,31%		74,02%	
Especificidad (0,90)	56,57%		56,82%	
Clasificación correcta (0,90)	74,67%		72,58%	
Curva ROC	0,73900		0,73070	

Fuente y elaboración propias

<sup>16</sup> Los resultados del modelo 2 con la base de validación se encuentra en el Anexo 8

Como se visualiza en la Tabla 31 el modelo original aplicado a la base de datos de validación mantiene la misma estructura, signos en sus coeficientes, incluso a los resultados estadísticos obtenidos. Por lo que se puede concluir que el modelo es sustentable en el tiempo, sin embargo, es importante realizar pruebas periódicas con el objeto que guarde consistencia entre las necesidades y realidad de la COAC.

## 6. Determinación de los puntos de corte

Establecido la probabilidad el siguiente paso es realizar la estimación del puntaje por medio de la siguiente formula:

$$Score = 1.000 * \frac{e^z}{1+e^z}, \text{ donde } z = \beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k$$

Donde el valor de  $z$  es corresponde a la sumatoria de las variables independientes representadas con la  $x$ , sus coeficientes asociadas con las Betas ( $\beta$ ) y el valor de la constante por  $\beta_0$ . El valor de  $e$  conocido también como el número de Euler o constante de Napier y corresponde a la base de los logaritmos naturales y aproximadamente es a 2,718281... Continuando con el ejercicio práctico tenemos lo siguiente:

$$z = \beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k$$

$$z = -0,8169 + 0,3902*\text{cargasfamiliares} + 0,0325*\text{edad} + 1,7983*2.\text{niveleduccion} + 1,8034*3.\text{niveleduccion} + 1,9681*4.\text{niveleduccion} - 0,8776*5.\text{estadocivil} - 0,0386*\text{tiempotrabajo} - 0,0261*\text{certificadoaporte} + 0,0012*\text{ahorrovista} + 0,0002*\text{montobruto}$$

Determinado el modelo se presenta algunos ejemplos indicados a continuación:

Ejemplo 1: Un socio que no tiene cargas familiares, que tiene 35 años de edad, que estudió hasta la secundaria, con estado civil divorciado, ha trabajado 15 años continuos, posee 40,00 usd en certificaciones de aportes, posee 202,50 usd de ahorro y solicita un monto bruto de 4.000,00 usd dólares de crédito de consumo.

Tabla 32  
Ejemplo 1

Variable	Coficiente	Datos del socio	Valor
Constante	-0,816901		-0,816901
Cargasfamiliares	0,390221	0	0,000000
Edad	0,032578	35	1,140230
2.niveleduacion	1,798308	2	3,596616
3.niveleduacion	1,803493	0	0,000000
4.niveleduacion	1,968131	0	0,000000
5.estadocivil	-0,877610	5	-4,388052
Tiempotrabajo	-0,038627	15	-0,579401
Certificadoaporte	-0,026152	40,00	-1,046072
Ahorrovista	0,001298	202,50	0,262926
Montobruto	0,000239	4.000,00	0,955600
		<b>Suma</b>	-0,875053
		<b>Puntaje (Score)</b>	294,20

Fuente y elaboración propias

El socio con sus características tiene una calificación de 294 puntos, y dependiendo de las políticas de crédito de la entidad este socio tendría una alta posibilidad de ser un mal pagador.

Ejemplo 2: Un socio que tiene dos cargas familiares, que tiene 25 años de edad, que estudió hasta la secundaria, con estado civil divorciado, ha trabajado 2 años continuos, posee 30,00 usd en certificaciones de aportes, posee 12,21 usd de ahorro y solicita un monto bruto de 5.000,00 usd dólares de crédito de consumo.

Tabla 33  
Ejemplo 2

Variable	Coficiente	Datos del socio	Valor
Constante	-0,816901		-0,816901
Cargasfamiliares	0,390221	2	0,780442
Edad	0,032578	25	0,814450
2.niveleduacion	1,798308	2	3,596616
3.niveleduacion	1,803493	0	0,000000
4.niveleduacion	1,968131	0	0,000000
5.estadocivil	-0,877610	5	-4,388052
Tiempotrabajo	-0,038627	2	-0,077253
Certificadoaporte	-0,026152	30,00	-0,784554
Ahorrovista	0,001298	12,21	0,015853
Montobruto	0,000239	5.000,00	1,194500
		<b>Suma</b>	0,335102
		<b>Puntaje (Score)</b>	583,00

Fuente y elaboración propias

El socio con sus características tiene una calificación de 583 puntos, y dependiendo de las políticas de crédito de la entidad este socio tendría una mediana posibilidad de ser un mal pagador.

Ejemplo 3: Un socio que tiene tres cargas familiares, que tiene 36 años de edad, que estudió hasta la universidad, con estado civil casado, ha trabajado 9 años continuos, posee 50,00 usd en certificaciones de aportes, posee 200,00 usd de ahorro y solicita un monto bruto de 10.000,00 usd dólares de crédito de consumo.

Tabla 34  
Ejemplo 3

Variable	Coficiente	Datos del socio	Valor
Constante	-0,816901		-0,816901
cargasfamiliares	0,390221	3	1,170664
Edad	0,032578	36	1,172808
2.niveleduccion	1,798308	0	0,000000
3.niveleduccion	1,803493	3	5,410479
4.niveleduccion	1,968131	0	0,000000
5.estadocivil	-0,877610	1	-0,877610
tiempotrabajo	-0,038627	9	-0,347640
certificadoaporte	-0,026152	50,00	-1,307590
ahorrovista	0,001298	200,00	0,259680
montobruto	0,000239	10.000,00	2,389000
		<b>Suma</b>	7,052889
		<b>Puntaje (Score)</b>	999,14

Fuente y elaboración propias

El socio con sus características tiene una calificación de 999 puntos, y dependiendo de las políticas de crédito de la entidad este socio tendría una baja posibilidad de ser un mal pagador.

Como se indicó en el capítulo anterior la definición de la segmentación o categorías dependerá de las políticas crediticias de la COAC, nivel de riesgo que desea asumir y guardando concordancia con la normativa. De acuerdo a la Tabla 35 se propone los siguientes tres escenarios: Conservador, Estándar y Agresivo.

Tabla 35  
Ejemplo de segmentación

Categorías	Días de Morosidad	Score					
		Conservador	Nro. Socios	Estándar	Nro. Socios	Agresivo	Nro. Socios
A-1	0	940 - 1000	1055	840 - 1000	1910	780 - 1000	1995
A-2	1 - 8	870 - 939	740	670 - 839	142	540 - 779	86
A-3	9 - 15	800 - 869	186	500 - 669	32	300 - 539	25
B-1	16 - 30	650 - 799	76	400 - 499	11	200 - 299	2
B-2	31 - 45	500 - 649	27	300 - 399	11	100 - 199	0
C-1	46 - 70	375 - 499	14	225 - 299	1	75 - 99	0
C-2	71 - 90	250 - 374	9	150 - 224	1	50 - 74	0
D	91 - 120	125 - 249	1	75 - 149	0	25 - 49	0
E	+120	0 - 124	0	0 - 74	0	0 - 24	0

Fuente y elaboración propias

## 7. Interpretación del modelo

En este numeral se realiza una interpretación de los coeficientes generados en el modelo, sus odds ratios y también de los efectos marginales. Para realizar esta interpretación es necesario realizar calcular los odds ratios en Stata para ellos aplicaremos el comando *logistic* o aplicamos *logit* más las variables dependientes e independientes seguidos por *,or*, tal como se indica a continuación:

*logistic \$ylist \$xlist*

*logit \$ylist \$xlist, or*

```
. logit $ylist $xlist,or
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -603.05027
Iteration 1:  log likelihood = -566.98383
Iteration 2:  log likelihood = -528.51754
Iteration 3:  log likelihood = -524.85802
Iteration 4:  log likelihood = -524.67408
Iteration 5:  log likelihood = -524.67351
Iteration 6:  log likelihood = -524.67351
```

```
Logistic regression                Number of obs   =    2108
                                LR chi2(10)      =    156.75
                                Prob > chi2        =    0.0000
                                Pseudo R2          =    0.1300
```

```
Log likelihood = -524.67351
```

	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
buenomalo					
cargasfamiliares	1.477308	.1473226	3.91	0.000	1.215027 1.796205
niveleduccion					
2	6.039419	1.679403	6.47	0.000	3.501858 10.41578
3	6.070817	1.826465	5.99	0.000	3.366315 10.94812
4	7.157285	2.701603	5.21	0.000	3.415483 14.99839
tiempotrabajo	.9621098	.0105259	-3.53	0.000	.9416991 .982963
certificadoaporte	.9741872	.0039568	-6.44	0.000	.9664628 .9819733
ahorrovista	1.001299	.0003931	3.31	0.001	1.000529 1.00207
montobruto	1.000239	.0000466	5.12	0.000	1.000148 1.00033
edad	1.033114	.0086836	3.88	0.000	1.016234 1.050275
5.estadocivil	.4157753	.1957355	-1.86	0.062	.1652481 1.046118
_cons	.4417987	.1927275	-1.87	0.061	.1878891 1.038836

Figura 18. Odds Ratios – Modelo 2 - Construcción

Fuente y elaboración propias

Tabla 36  
Coeficientes y Odds ratios modelo

Variables	Modelo 2 – Construcción		
	Coefficientes ( $\beta$ )	OR = Exp ( $\beta$ )	Inversa
cargasfamiliares	0,3902212	1,4773080	
2.niveleduccion	1,7983080	6,0394190	
3.niveleduccion	1,8034930	6,0708170	
4.niveleduccion	1,9681310	7,1572850	
Tiempotrabajo	-0,0386267	0,9621098	1,0393824
certificadoaporte	-0,0261518	0,9741872	1,0264968
Ahorrovista	0,0012984	1,0012990	
Montobruto	0,0002389	1,0002390	
Edad	0,0325780	1,0331140	
5.estadocivil	-0,8776103	0,4157753	2,4051453
_cons	-0,8169010	0,4417987	

Fuente y elaboración propias

Los odds ratios generados en el modelo se interpretan de la siguiente manera:

Variable **cargasfamiliares**: el aumento de una unidad en las cargas familiares, y si el resto de variables se mantuvieran constantes, aumentaría los odds de ser un buen pagador en 1,48 veces más que si no se aumentara esa unidad en las cargas familiares. Esta variable indica una baja posibilidad de que el socio sea alto riesgo.

Las variables **2.niveleducacion, 3.niveleducacion y 4.niveleducacion**: el aumento de una unidad en el nivel de educación o escolaridad, y si el resto de variables se mantuvieran constantes, aumentaría los odds de ser un buen pagador en 6,04, 6,07 y 7,15 veces más, respectivamente, que si no se aumentara esa unidad en el nivel de educación. Esta variable indica una baja posibilidad de que el socio sea alto riesgo.

Variable **tiempotrabajo**: los socios que no laborado continuamente tienen más odds de ser malos pagadores en 1,04 veces más de los socios que si laborado continuamente. Esta variable indica una alta posibilidad de que el socio sea alto riesgo.

Las variable **ahorrovista y montobruto**: el aumento de una unidad en sus ahorros a la vista y monto bruto del crédito, y si el resto de variables se mantuvieran constantes, aumentaría los odds de ser un buen pagador en 1,00 veces más que si no se aumentara esa unidad en los ahorros a la vista y monto bruto del crédito. Esta variable indica ni una baja ni una alta posibilidad de que el socio sea alto riesgo.

Variable **edad**: el aumento de una unidad en la edad, y si el resto de variables se mantuvieran constantes, aumentaría los odds de ser un buen pagador en 1,03 veces más que si no se aumentara esa unidad en la edad. Esta variable indica una baja posibilidad de que el socio sea alto riesgo.

Variable **5.estadocivil**: los socios que son divorciados tienen más odds de ser malos pagadores en 2,41 veces más de los socios que no son divorciados. Esta variable indica una alta posibilidad de que el socio sea alto riesgo.

## 8. Consistencia del modelo

El modelo propuesto no precisamente resulta ser el idóneo para la entidad, dado que siempre dependerá del tipo de información con la que cuente la COAC para su construcción, las variables que conforman el modelo, el signo obtenido en los coeficientes, este último determinará qué tan alta o baja será su probabilidad y permitirá verificar la consistencia del modelo. Para una mejor comprensión de lo expuesto se presenta los siguientes ejemplos: si el socio tiene mayor número de cargas familiares es más probable de que incumpla con el pago de una o varias cuotas; evidentemente su signo será negativo y por ende su coeficiente reduce el puntaje de su score. Otro ejemplo, un

socio que tiene un trabajo estable o trabaja varios años para una misma empresa o entidad pública, obviamente cuenta con un sueldo fijo, en consecuencia su probabilidad será menor en incumplir con sus obligaciones, por lo que su signo será positivo e incrementará su puntaje dentro del score.

En este caso práctico planteado se presenta este inconveniente de que existen variables con un signo que no es consistente con lo mencionado en el párrafo anterior. Por lo que queda evidenciado que el modelo generado constituye una línea base que deberá ser modificado de acuerdo al tipo de cliente con el que se cuenta, es decir, el modelo tiene que ser dinámico en el tiempo más aún cuando se presenta eventos extraordinarios, por ejemplo una pandemia el cual dejaría a la mayor parte de los socios como personas no aptas.

En consecuencia, se debe considerar variables cualitativas que no necesariamente se puede medir, así como la calidad de la información, la depuración y el número de registros consistentes, ayuda a minimizar este tipo de inconvenientes.

El modelo score propuesto en este ejemplo debe ser ajustado las siguientes variables: cargas familiares, tiempo de trabajo, certificados de aportación y monto bruto, no son consistentes con su signo, por ende deben ser excluidos del modelo obteniendo como resultado el siguiente modelo:

*global ylist buenomalo*

*global xlist i.niveleduccion ahorrovista*

. logit \$ylist \$xlist

```
Iteration 0:  log likelihood = -603.05027
Iteration 1:  log likelihood = -572.24168
Iteration 2:  log likelihood = -566.02945
Iteration 3:  log likelihood = -565.40118
Iteration 4:  log likelihood = -565.39086
Iteration 5:  log likelihood = -565.39085
```

```
Logistic regression                Number of obs   =      2108
                                   LR chi2(4)       =      75.32
                                   Prob > chi2      =      0.0000
Log likelihood = -565.39085        Pseudo R2      =      0.0624
```

buenomalo	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
niveleduccion						
2	1.935999	.255554	7.58	0.000	1.435122	2.436876
3	1.931015	.2697769	7.16	0.000	1.402262	2.459768
4	2.210084	.3499939	6.31	0.000	1.524109	2.89606
ahorrovista	.0010889	.0003589	3.03	0.002	.0003854	.0017924
_cons	.4281003	.2299093	1.86	0.063	-.0225136	.8787142

Figura 19. Modelo 2 - Ajustado  
Fuente y elaboración propias



Para el ejemplo se ha definido el modelo con dos variables, el detalle de las pruebas estadísticas se encuentran detallados en el Anexo 9. El ejemplo de este modelo propuesto se evidencia que la construcción del mismo debe contar con información suficiente y confiable, con el fin de obtener un modelo robusto y estable.

### **9. Implementación del modelo en la COAC**

Definido el modelo el siguiente paso es su implementación dentro de la COAC, para ello se debe planificar las actividades, hitos, fechas, tiempos, responsables y observaciones. Toda la información reflejada en la siguiente hoja de ruta propuesta es referencial, puesto que internamente cada COAC tiene su propia estructura, responsables, y los tiempos de ejecución de cada actividad pueden ser más ágiles que otras.



## Conclusiones y recomendaciones

### Conclusiones

En el caso de estudio, se obtuvo que las variables más relevantes para la asignación de un score son: edad, género, número de cargas familiares, nivel de estudios, situación laboral, estado civil, ingreso neto mensual, entre las más relevantes; sin embargo; durante la construcción del modelo score propuesto en el capítulo 5 se evidenció que los signos presentados en las variables: cargas familiares, tiempo de trabajo, certificado aporte y monto bruto, no guardan consistencia entre sí, es decir, estas variables con su signo tienen un efecto contrario a lo esperado en el modelo.

La eliminación de las variables que no guardan consistencia con el signo consistentes en el modelo score propuesto genera un modelo poco robusto e inestable, resultado que obedece principalmente al tamaño de información que se redujo de manera importante al eliminar registros con información incompleta o inconsistente.

El modelo propuesto no resulta ser el idóneo para la entidad, considerando el rendimiento que se obtuvo, al obtener dos variables significativas con el signo correcto.

Del estudio realizado, se pudo evidenciar la importancia de contar con información de calidad y con una muestra representativa de la población, características fundamentales para la construcción de un modelo robusto que permita obtener resultados consistentes.

La aplicación del modelo regresión logística, permite segmentar a los socios de acuerdo a sus características, a través de una probabilidad de incumplimiento, que puede permitir a la COAC realizar una mejor gestión de riesgo, de acuerdo al apetito de riesgo que defina aceptar.

La construcción de un modelo score para los créditos de consumo debe estar alineado con la normativa ecuatoriana y documentos que reflejen las buenas prácticas internacionales.

### **Recomendaciones**

El modelo score establece una probabilidad de incumplimiento en función a la información histórica, la misma que estará sujeta a cambios por la coyuntura política y económica del país o a nivel mundial, razón por la cual debe estar sometido a análisis de backtesting de forma periódica, de tal forma que se identifique cuando se requiere realizar calibración.

Las COAC del segmento 3 deben contar con el personal idóneo, capacitado, con experiencia en la construcción de un modelo score, riesgo de crédito, y conocer del giro del negocio de las COAC en el Ecuador.

La construcción de un modelo score para créditos de consumo de una COAC del segmento 3 se recomienda tener una base de datos suficiente, confiable y fiable, que contenga información sociodemográfica del cliente, información histórica de movimientos de las cuentas y de comportamiento de pago tanto interna como del buro de los clientes, con el fin de generar un modelo score robusto y estable.

Complementar el presente caso de estudio, con análisis de escenarios de estrés, en cuanto a la estimación del nivel de riesgos de los clientes que acceden a créditos, medido a través de la probabilidad de default y la cuantificación de pérdida esperada respectiva.

Capacitar a los oficiales de crédito sobre el uso y aplicación del modelo score como una herramienta de apoyo para la aprobación o rechazo de una solicitud de crédito de forma técnica y objetiva, con el fin de evitar el rechazo por parte del personal.

La implementación de un modelo score en una COAC del segmento 3 debe realizarse de manera progresiva en la calificación de los créditos de consumo verificando su consistencia al menos una vez cada seis meses.

Realizar auditorías a la base de información de los clientes, validaciones continuas a la información, de tal forma que la COAC pueda contar con información veraz y consistente, y posteriormente sirva de insumo para la creación de modelos de score de originación, score de comportamiento, score de cobranzas, entre otros score, con el objeto de apoyar al proceso de gestión de la entidad.

Se recomienda que la COAC objeto de este estudio, realice un levantamiento de un diccionario de datos que describa todas las variables que contiene la base de datos, categorías, temporalidad y codificación, para una mejor explotación de la información.

## Obras Citadas

- Acurio Berrazueta, Ana Lucía. 2015. "Modelo de gestión para la implementación de los procesos de administración de riesgo de crédito de consumo por parte de las entidades del Sistema Bancario Ecuatoriano". Tesis de maestría, Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador. <http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/4848/1/T1859-MFGR-Acurio-Modelo.pdf>.
- Ávila Bustos, Juan Carlos. 2005. "Medición y control de riesgos financieros en empresas del sector real". Tesis de grado, Pontificia Universidad Javeriana.
- Bambino Contreras, Carlos. 2005. "Prestar como locos y obtener beneficios: ¿Es realmente posible? (Un análisis logit multinomial para los determinantes del comportamiento de pago de una cartera de consumo)". Tesis de maestría, Quito: Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales. <http://repositorio.flacsoandes.edu.ec/bitstream/10469/61/46/TFLACSO-2005CBC.pdf>.
- BO Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia. 2005. "*Glosario de Términos de los Acuerdos de Capital de Basilea I y Basilea II*". Primera. La Paz: Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia.
- Cárdenas, Julian. 2015. "Odd ratio: qué es y cómo se interpreta". *Networkianos Blog de Sociología*. <http://networkianos.com/odd-ratio-que-es-como-se-interpreta/>.
- CH Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. 2017. *Resumen de las Reformas de Basilea III*. Basilea: Banco de Pagos Internacionales. [https://www.bis.org/bcbs/publ/d424\\_hlsummary\\_es.pdf](https://www.bis.org/bcbs/publ/d424_hlsummary_es.pdf).
- Chiriboga, Luis. 2001. *Diccionario Técnico Financiero Ecuatoriano*. Primera. Quito: Editorial Jokama.
- Dabós, Marcelo. s. f. "Credit scoring". *Universidad de Belgrano - Escuela de Negocios*, 5. [https://mba.americaeconomia.com/sites/mba.americaeconomia.com/files/credit\\_scoring.pdf](https://mba.americaeconomia.com/sites/mba.americaeconomia.com/files/credit_scoring.pdf).
- EC. 2008. *Constitución de la República del Ecuador*. Registro Oficial 449, 20 de octubre.
- . 2011. *Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario*. Registro Oficial 444, 10 de mayo.
- . 2014. *Código Orgánico Monetario y Financiero*. Registro Oficial 332, Segundo Suplemento, 12 de septiembre.

- EC JPRMF. 2013. *Resolución Nro. 038-2015-F*. Registro Oficial 457, 12 de marzo.
- . 2015. *Resolución Nro. 043-2015-F*. Registro Oficial 492, Primer Suplemento, 16 de abril.
- . 2015. *Resolución Nro. 059-2015-F*. Registro Oficial 492, Primer Suplemento, 16 de abril.
- . 2015. *Resolución Nro. 128-2015-F*. Registro Oficial 621, Primer Suplemento, 23 de septiembre.
- . 2016. *Resolución Nro. 209-2016-F*. Registro Oficial 730, Primer Suplemento, 12 de febrero.
- . 2017. *Resolución Nro. 366-2017-F*. Registro Oficial 21, Segundo Suplemento, 26 de junio.
- . 2019. *Resolución Nro. 557-2019-F*. Registro Oficial 150, 27 de febrero 2020.
- EC Superintendencia de Bancos. 2018. "Codificación de Resoluciones de la Superintendencia de Bancos: Libro I.- Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero". Superintendencia de Bancos.
- . 2020. "Educación Financiera". Superintendencia de Bancos. Accedido 8 de junio de 2018. [http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/efinanciera/?page\\_id=38](http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/efinanciera/?page_id=38).
- . 2018. "Reporte de Estabilidad Financiera a Diciembre de 2018". Superintendencia de Bancos. Accedido 20 de enero de 2021. [https://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2019/10/reporte\\_estabilidad\\_dic\\_2018.pdf](https://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2019/10/reporte_estabilidad_dic_2018.pdf).
- EC Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. 2014. *Rendición de Cuentas 2015*. Quito: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.
- . 2016. *Rendición de Cuentas 2017*. Quito: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.
- . 2017. *Informe de Rendición de Cuentas 2012-2017 5 años de gestión*. Quito: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.
- . 2019. *Rendición de Cuentas 2018*. Quito: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.
- . 2020. *Rendición de Cuentas 2019*. Quito: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.
- EUA Consejo Mundial de Cooperativas de Ahorro y Crédito. 2008. *Estatutos Consejo Mundial de Cooperativas de Ahorro y Crédito (WOCCU)*, julio.

- Galicia Romero, Martha. 2003. "Nuevos enfoques de riesgo de crédito". *Instituto del Riesgo Financiero*. <http://web.archive.org/web/20060508140045/http://www.riesgofinanciero.com/071403RiesgoCredito.pdf>.
- Guamán Guanopatín, Milton Efraín. 2011. "Gestión de riesgo de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Maquita Cushunchic análisis y preparación estadística de variables para el diseño de un modelo credit score de cartera de consumo". Tesis de maestría, Quito: Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador. <http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/2831/1/T0999-MFGR-Guaman-Gestion.pdf>.
- Gujarati, Damodar N. y Dawn C. Porter. 2010. *Econometría*. Quinta Edición. México: McGraw-Hill/Interamericana Editores, S.A. de C.V.
- Iñiguez Salas, Carlos Alejandro, y María Gabriela Morales Arias. 2009. "Selección de perfiles de clientes mediante regresión logística para muestras desproporcionadas, validación, monitoreo y aplicación en la proyección de provisiones". Tesis de grado, Quito: Escuela Politécnica Nacional. <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/1546>.
- Jácome, Hugo, Jeannette Sánchez, Julio Oleas, Diego Martínez, Daniel Torresano, David Romero, Ramiro Mejía, Diego Viñan, Carlos Naranjo, Javier Hernán, Verónica Montes, Juan Pablo Guerra, Raúl Morales, Jorge Moncayo y Fausto Valencia. 2016. *Economía Solidaria. Historias y prácticas de su fortalecimiento: La economía social y solidaria en el Ecuador*. Quito: SEPS Dirección Nacional de Comunicación e Imagen Institucional. 51-82.
- Lara Rubio, Juan. 2010. "La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas". Tesis Doctoral, Universidad de Granada. <https://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>.
- Maldonado, Fausto, Dominic Burgos, y Sofía Chávez. 2018. "Ranking Financiero Un Sistema que Crece, El sector financiero es fuerte". *Ekos*, Abril.
- Mays, Elizabeth. 2001. *Handbook of credit scoring*. Chicago: Global Professional Publishing. <https://books.google.com.ec/books?id=FTWntrkW77EC>.
- Medina Moral, Eva. 2003. "Modelos de Elección Discreta". *Cartagena99*. Diciembre. <http://www.cartagena99.com/recursos/alumnos/apuntes/logit.pdf>,
- Meza Saldaña, Estefanía. 2017. "Evaluación del Riesgo Crediticio, a través de Credit Scoring mediante Regresión logística: Un caso de estudio". Tesis de grado,

- Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. <https://www.fcfm.buap.mx/assets/docs/docencia/tesis/actuarial/EstefaniaMezaSaldana.pdf>.
- Miño Grijalva, Wilson. 2013. *Historia del Cooperativismo en el Ecuador*. Primera. Vol. 43. Quito: Ministerio de Coordinación de Política Económica.
- Moreno Valencia, Sandra. 2013. "El modelo logit mixto para la construcción de un scoring de crédito". Tesis de maestría. Universidad Nacional de Colombia. <http://bdigital.unal.edu.co/39466/1/43596322.2014.pdf>.
- Moreno Picón, Alfredo. 2013. "Bancarización y profundización financiera en el Ecuador en dolarización". Tesis de grado. Pontificia Universidad Católica del Ecuador. <http://repositorio.puce.edu.ec/bitstream/handle/22000/6098/T-PUCE-6335.pdf>.
- Ochoa, Juan Camilo, Wilinton Galeano, y Luis Gabriel Agudelo. 2011. "Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera". *Perfil de Coyuntura Económica*, 16: 191-222.
- Oña Sislema, Edison Javier. 2015. "Desarrollo de un modelo de gestión de riesgo de crédito para instituciones de microfinanzas del Ecuador". Tesis de Maestría, Universidad Andina Simón Bolívar. <http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/4652/1/T1709-MFGR-O%C3%B1a-Desarrollo.pdf>.
- Saavedra García, María Luisa, y Máximo Jorge Saavedra García. 2010. "Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca". *Cuadernos de Administración* 23 (40): 25.
- Schreiner, Mark. 2002. "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas". *Microfinance Risk Management*, 40:2-4.
- Simbaqueba, Lilian. 2004. "¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito". *Instituto del Riesgo Financiero*. <http://web.archive.org/web/20070129082114/http://www.riesgofinanciero.com:80/102104SCORING.pdf>.
- Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia y Fundación para el Desarrollo Productivo y Financiero. 2008. *Guías para la Gestión de Riesgos*. La Paz: Intendencia de Estudios y Normas.



## Anexos

### Anexo 1: Detalles de las variables de la base de datos de la COAC del Segmento 3

No.	Variable	Descripción de la variable	Nombre Variable	Depurado
0	ID	Número de registro asociado		Eliminado
1	ANIO	Año en el que fue otorgado el crédito	Año	
2	MES	Mes en el que fue otorgado el crédito	Mes	
3	OP_COMPANI	Número de la operación de crédito		
4	CR_OFICINA	Código de la oficina donde fue otorgado el crédito	Cod_Ofi	Eliminado
5	CR_CLIENTE	Código del socio asignado		Eliminado
6	TIPOIDEN	Tipo de identificación del socio (Cédula, RUC, Pasaporte)		Eliminado
7	NUM_IDEN	Número de identificación	Num_iden	Eliminado
8	NOM_SOC	Nombres completos del socio		Eliminado
9	APE_SOC	Apellidos completos del socio		Eliminado
10	GENERO	Tipo de género Masculino o Femenino	Género	
11	CARGAS_FAM	Número de cargas familiares	Cargas_Familiares	
12	EDAD	Número de años del socio	Edad	
13	FECHA_CRED	Fecha de otorgamiento del crédito	Fecha_crédito	
14	FECHA_NAC_CRED	Fecha de nacimiento del crédito		Eliminado/ Duplicado
15	TASA_INT	Tasa en la que fue otorgado el crédito	Tasa_int	
16	EDUCACION	Nivel de escolaridad del socio	Nivel_Educación	
17	SALDO	Corresponde al valor del saldo del crédito otorgado con fecha de cierre		
18	SDO_VENCIDO	Corresponde al valor vencido del crédito otorgado con fecha de cierre	Sdo_vencido	
19	ESTCIVI	Estado civil del socio (Casado, Soltero, Viudo y Divorciado)	Estado_Civil	
20	SECTOR	Sector en donde vive el socio		Eliminado
21	PARROQ	Parroquia donde vive el socio		Eliminado
22	RESIDEN	Tipo de vivienda en la que vive el socio	Tipo_residencia	
23	TPRESID	Tiempo que reside el socio (en años)		
24	TPTRABAJ	Tiempo que trabaja el socio (en años seguidos)	Tiempo_Trabajo	
25	NVL(ACTCRED,0)	Valor de activos que tiene el socio	Total_Activos	
26	NVL(PASCRED,0)	Valor de pasivos que tiene el socio	Total_Pasivo	
27	PATRIMO	Valor de patrimonio que tiene el socio	Total_Patrimonio	
28	NVENDEUD	Nivel de endeudamiento		
29	FECHA_NAC	Fecha de nacimiento del crédito		Eliminado/ Duplicado
30	TASA	Tasa en la que fue otorgado el crédito		Eliminado/ Duplicado
31	TIEMPO_VENCIDO_DIAS	Corresponde a los días vencidos		Eliminado/ Duplicado
32	ACTSOC	Actividad económica del socio		Eliminado
33	NVL(DESCACTIECON,'N/A')	Nivel de descripción de la actividad económica del socio		Eliminado
34	TOTCUOTA	Total de cuotas del crédito	Total_cuota	
35	NUM_DIV	Número de dividendos pagados	Num_Dividendo	
36	NVL(INGSOC,0)	Nivel de ingresos del socio	Total_Ingresos	
37	NVL(EGRSOC,0)	Nivel de egresos del socio	Total_Gastos	
38	DIASMORA	Días de mora del crédito	DiasMora	
39	NUMOPER	Número de operación	Num_oper	Eliminado/ Duplicado
40	CODSUC	Código de la sucursal donde fue otorgado el crédito		Eliminado
41	OFICRE	Código del oficial de crédito		Eliminado
42	OP_TIPO_CC	Tipo de crédito otorgado		Eliminado
43	CEAPORT	Certificados de aportación (Valor)	Certi_aportación	
44	AHVIST	Ahorros a la vista	Ahorro_Vista	
45	FICREDT	Fecha de inicio del crédito		Eliminado/ Duplicado

46	FECHVENC	Fecha de vencimiento del crédito	Fecha_vencimiento	
47	NOMSUC	Nombre de la sucursal donde fue otorgado el crédito	Nom_Sucursal	Eliminado/ Duplicado
48	CODCL	Código del socio asignado		Eliminado
49	TIPOPROD	Tipo de producto: Crédito		Eliminado
50	TIPOOPER	Tipo de operación		Eliminado
51	CODIACTIECON	Código de actividad económica		Eliminado/ Duplicado
52	DESCACTIECON	Descripción de actividad económica		Eliminado/ Duplicado
53	DESCGRPECON	Descripción del grupo económico		Eliminado/ Duplicado
54	FECHEMIS	Fecha de inicio de emisión del crédito		Eliminado/ Duplicado
55	FECHVENC1	Fecha de vencimiento del crédito		Eliminado/ Duplicado
56	FECHPRIMDIVIVENC_XVEN	Fecha primer dividendo por vencer		Eliminado
57	PERIODICIDAD	Corresponde a la periodicidad que se cobra el crédito (VC - Al vencimiento, TR - Trimestral, SE - Semestral, ME - Mensual, CT - Cuatrimestral)		Eliminado
58	DIASMORA1	Días de mora del crédito		Eliminado/ Duplicado
59	ESTAREES	Estado de la reestructura		Eliminado
60	NUMEREES	Número de reestructuras		Eliminado
61	MONTBRUT	Monto bruto del crédito	Monto_Crédito	
62	TASAINTECREA	Tasa de interés del crédito asignado		Eliminado/ Duplicado
63	TASAINTEVIGE	Tasa de interés vigente		Eliminado/ Duplicado
64	VALOCOMI	Valor de comisión		Eliminado
65	VALOCOMIPORVENC	Valor de comisión por vencer		Eliminado
66	VALOCOMIVENC	Valor de comisión vencido		Eliminado
67	CALIPROP	Calificación propia de la Cooperativa en función del buró de crédito	Calificación_propia	
68	B/M	Definición de Buenos y Malos	Buenos_Malos	
69	VALOPORVENC_1_30D	Valor por vencer de 1 a 30 días		Eliminado
70	VALOPORVENC_1_3M	Valor por vencer de 1 a 3 meses		Eliminado
71	VALOPORVENC_3_6M	Valor por vencer de 3 a 6 meses		Eliminado
72	VALOPORVENC_6_12M	Valor por vencer de 6 a 12 meses		Eliminado
73	VALOPORVENC_M12M	Valor por vencer mayor a 12 meses		Eliminado
74	VALONODEVE_1_30D	Valor no devengado de 1 a 30 días		Eliminado
75	VALONODEVE_1_3M	Valor no devengado de 1 a 3 meses		Eliminado
76	VALONODEVE_3_6M	Valor no devengado de 3 a 6 meses		Eliminado
77	VALONODEVE_6_12M	Valor no devengado de 6 a 12 meses		Eliminado
78	VALONODEVE_M12M	Valor no devengado mayor a 12 meses		Eliminado
79	PROVCONS	Provisión Constituida		Eliminado
80	MORA_PROMEDIO	Valor de mora promedio		Eliminado
81	PROVPORC	Porcentaje de provisión		Eliminado
82	INTEMORA	Interés por Mora		Eliminado
83	TIPOGARA	Tipo de garantía		Eliminado
84	VALGARA	Valor de la garantía		Eliminado
85	VINCULACION	Código de créditos vinculados		Eliminado
86	CUOTA_CREDITO	Cuota de crédito	Cuota-crédito	
87	INT_ACTIVO	Interés activo		Eliminado
88	INT_NO_DEVENGA	Interés no devengado		Eliminado
89	INT_VENCIDO	Interés vencido		Eliminado
90	INT_CASTIGO	Interés de castigo		Eliminado

## Anexo 2: Sintaxis para la construcción del modelo logit

En este anexo se especifica la sintaxis para la construcción del modelo logit, la misma codificación aplica para la evaluación del modelo.

\* Carga de archivo

```
cd "C:\Users\Toshiba\Documents\UASB\Tesis"
```

insheet using Basecredito\_A.csv

\* Descripción de la base de datos ingresada  
describe

\* Configuración de las variables

recast double activos

recast double pasivos

recast double patrimonio

recast double nivelendeudamiento

recast double ingresosmensual

recast double gastomensual

recast double certificadoaporte

recast double ahorrovista

recast double montobruto

recast double cuotacredito

recast double interesordinario

recast double interesmora

recast double ingresonetomensual

recast double capacidadpago

recast double cubrecuota

\*Análisis estadístico de la base

describe

summarize

\* Agrupación de la variable dependiente y variables independientes

global ylist buenomalo

global xlist logit buenomalo cargasfamiliares i.niveleduccion tiempotrabajo

certificadoaporte ahorrovista montobruto edad

\* Resumen de las variables agrupadas

summarize \$ylist \$xlist

tabulate \$ylist

\* Aplicación del Modelo Logit

logit \$ylist \$xlist

\* Pruebas estadísticas

estadd fitstat

estat gof, group(10) table

\* Predicción de probabilidades

quietly logit \$ylist \$xlist

predict plogit, pr

\* Para definir percentil para al construcción K-S

xtile percentil= plogit, nq(10)

tabulate percentil buenomalo, column

\*Armar el cuadro en excel

\* Percent correctly predicted values  
 quietly logit \$ylist \$xlist  
 estat classification, cutoff(0,5)  
 lsens

\*Área bajo la curva  
 lroc

\*Logistic model gives odds ratio  
 logistic \$ylist \$xlist

\* Efectos Marginales  
 quietly logit \$ylist \$xlist  
 margins, dydx(\*)

summarize \$ylist plogit  
 correlate

predict plogit, pr

\* Resumen de la variable dependiente y variable predicha  
 summarize \$ylist plogit

\* Análisis de las variables predichas  
 Correlate

### Anexo 3: Codificación de las variables

Género	M=1 ; F=2
Nivel de escolaridad del socio	Ninguna = 1 ; Primaria = 2 ; Secundaria = 3 ; Superior = 4
Estado civil del socio	Casado = 1 ; Soltero = 2 ; Unión Libre = 3 ; Viudo = 4 ; Divorciado = 5
Sector en el que vive el socio	Calderón (Carapungo) = 1 ; Cotocollao = 2 ; Centro Histórico = 3 ; El Condado = 4 ; San Simón (Yacoto) = 5 ; Carcelén = 6 ; Iñaquito = 7
Tipo de vivienda en la que habita	Arrendada = 1 ; Propia = 2
Sucursal en el cual se otorgó el crédito	Carapungo = 1 ; Centro = 2 ; Matriz = 3
Calificación propia otorgada por la COAC	A1=1 ; A2=2 ; A3=3 ; B1=4 ; B2=5 ; C1=6 ; C2=7 ; D=8 ; E=9
Definición de buenos y malos	Bueno = 1 ; Malo = 0

### Anexo 4: Descripción del comando *estadd fitstat*

e(...)	Contenido
Dev	Devianza (D)
dev_df	Grados de libertad de D
lrx2	LR o Wald X2
lrx2_df	Grados de libertad de X2
lrx2_p	Prob > LR o Wald X2

r2_adj	R2 Ajustado
r2_mf	R2 McFadden's
r2_mfadj	R2 McFadden's Ajustado
r2_ml	R2 ML (Cox-Snell)
r2_cu	R2 Cragg-Uhler(Nagelkerke)
r2_mz	R2 McKelvey & Zavoina's
r2_ef	R2 Efron's
v_ystar	Varianza de y*
v_error	Varianza del error
r2_ct	R2 Contar
r2_ctadj	R2 Contar Ajustado
aic0	Criterio de Información de Akaike
aic_n	Criterio de Información de Akaike * número de observaciones
bic0	Criterio de Información Bayesiano
bic_p	Criterio de Información Bayesiano'
statabic	Criterio de Información usado por Stata
stataaic	Criterio de Información de Akaike usado por Stata
n_rhs	Número de variables explicativas más la constante
n_parm	Número de parámetros del modelo

### Anexo 5: Aplicación del primer modelo en la base de validación

global ylist buenomalo

global xlist cargasfamiliares i.niveleduacion tiempostrabajo certificadoaporte

ahorrovista montobruto edad

logit \$ylist \$xlist

```
. logit $ylist $xlist
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -302.7246
Iteration 1:  log likelihood = -280.85286
Iteration 2:  log likelihood = -269.0773
Iteration 3:  log likelihood = -267.69988
Iteration 4:  log likelihood = -267.63307
Iteration 5:  log likelihood = -267.63286
Iteration 6:  log likelihood = -267.63286
```

```
Logistic regression                               Number of obs   =       1054
                                                    LR chi2(9)      =       70.18
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -267.63286                       Pseudo R2      =       0.1159
```

buenomalo	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
cargasfamiliares	.5120319	.1460642	3.51	0.000	.2257514	.7983124
niveleduacion						
2	1.405007	.3974163	3.54	0.000	.6260858	2.183929
3	1.718055	.4323425	3.97	0.000	.8706794	2.565431
4	2.061139	.5497988	3.75	0.000	.9835531	3.138725
tiempotrabajo	-.0452612	.0162134	-2.79	0.005	-.0770388	-.0134836
certificadoaporte	-.0149618	.006298	-2.38	0.018	-.0273055	-.002618
ahorrovista	.0015073	.0006425	2.35	0.019	.000248	.0027666
montobruto	.0001896	.0000684	2.77	0.006	.0000555	.0003237
edad	.04662	.0121693	3.83	0.000	.0227686	.0704714
_cons	-1.413464	.6208702	-2.28	0.023	-2.630347	-.1965806

Note: 0 failures and 1 success completely determined.

## Anexo 6: Descripción de la base de datos ingresada

```
. describe
```

Contains data

```
  obs:      1,054
  vars:      25
  size:     137,020
```

variable name	storage type	display format	value label	variable label
genero	byte	%8.0g		Genero
cargasfamilia-s	byte	%8.0g		Cargasfamiliares
edad	byte	%8.0g		Edad
niveleducacion	byte	%8.0g		Niveleducacion
estadocivil	byte	%8.0g		Estadocivil
tiporesidencia	byte	%8.0g		Tiporesidencia
tiemporesiden-a	byte	%8.0g		Tiemporesidencia
tiempotrabajo	byte	%8.0g		Tiempotrabajo
activos	double	%9.0g		Activos
pasivos	double	%9.0g		Pasivos
patrimonio	double	%9.0g		Patrimonio
nivelendeudam-o	double	%9.0g		NivelEndeudamiento
ingresomensual	double	%9.0g		Ingresomensual
gastomensual	double	%9.0g		Gastomensual
certificadoap-e	double	%9.0g		Certificadoaporte
ahorrovista	double	%9.0g		Ahorrovista
montobru	double	%9.0g		Montobru
calificacionp-a	byte	%8.0g		Calificacionpropia
cuotacredito	double	%9.0g		Cuotacredito
interesordina-o	double	%9.0g		Interesordinario
interesmora	double	%9.0g		Interesmora
ingresonetome-l	double	%9.0g		Ingresonetomensual
capacidadpago	double	%9.0g		Capacidadpago
cubre cuota	double	%9.0g		Cubre cuota
buenomalo	byte	%8.0g		BuenoMalo

Sorted by:

Note: dataset has changed since last saved

## Análisis estadístico

```
. summarize
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
genero	1054	1.488615	.5001077	1	2
cargasfami~s	1054	.8548387	1.010294	0	4
edad	1054	40.92884	12.70745	20	88
niveleduca~n	1054	2.540797	.7733364	1	4
estadocivil	1054	1.893738	1.08521	1	5
tiporeside~a	1054	1.125237	.3311448	1	2
tiemporesi~a	1054	14.60531	11.54469	1	69
tiempotrab~o	1054	8.308349	8.209553	0	45
activos	1054	61817.96	83829.27	42	621303.9
pasivos	1054	4268.563	9003.593	0	77675
patrimonio	1054	57549.4	80402.14	25.66	589090.9
nivelendeu~o	1054	.1048767	.177528	0	.94
ingresosme~l	1054	899.2467	317.4674	345	2874
gastosmens~l	1054	325.0935	156.0008	60	1140
certificad~e	1054	28.54918	20.36503	0	165
ahorrovista	1054	283.4499	835.8299	0	12350.67
montobru	1054	4376.381	2380.287	1000	12000
calificaci~a	1054	1.601518	2.015288	1	9
cuotacredito	1054	220.4648	73.09538	78.58	530.99
interesord~o	1054	33.12073	59.56751	.34	995.03
interesmora	1054	51.99221	316.792	0	4157.89
ingresonet~l	1054	574.1532	208.4498	179.42	1734
capacidadp~o	1054	287.079	104.225	89.71	867
cubre cuota	1054	66.61363	60.70973	.07	649.32
buenomalo	1054	.9165085	.276755	0	1



### Prueba Hosmer Lemeshow

```
. estat gof, group(10) table
```

#### Logistic model for buenomalo, goodness-of-fit test

(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)

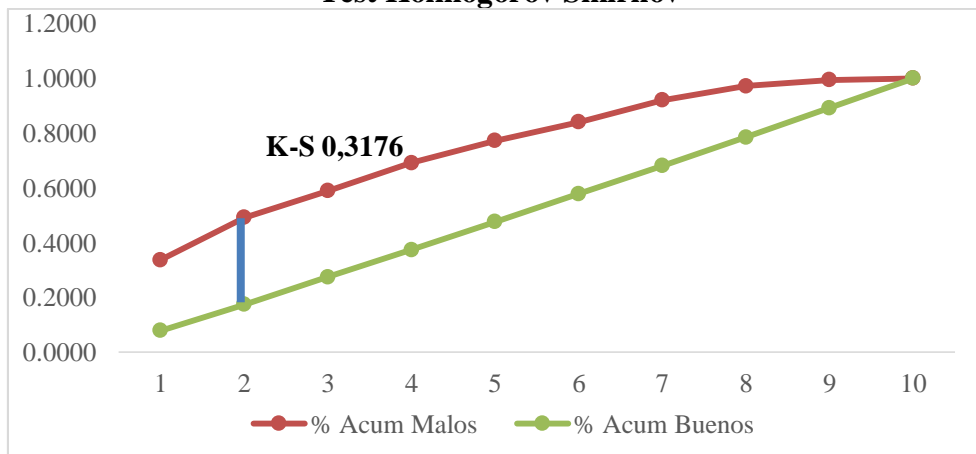
Group	Prob	Obs_1	Exp_1	Obs_0	Exp_0	Total
1	0.8450	152	151.1	59	59.9	211
2	0.8843	184	183.3	27	27.7	211
3	0.9100	194	189.3	17	21.7	211
4	0.9275	193	193.8	18	17.2	211
5	0.9401	196	196.2	14	13.8	210
6	0.9506	199	199.5	12	11.5	211
7	0.9600	197	201.5	14	9.5	211
8	0.9717	202	203.8	9	7.2	211
9	0.9832	207	206.2	4	4.8	211
10	1.0000	209	208.3	1	1.7	210

```
number of observations = 2108
number of groups = 10
Hosmer-Lemeshow chi2(8) = 4.45
Prob > chi2 = 0.8146
```

### Valores de Kolmogorov Smirnov

Percentil	Total	Buenos	% Buenos	% Acum Buenos	Malos	% Malos	% Acum Malos	Distancia K-S
1	211	152	0,0786	0,0786	59	0,3371	0,3371	0,2585
2	211	184	0,0952	0,1738	27	0,1543	0,4914	0,3176
3	211	194	0,1004	0,2742	17	0,0971	0,5886	0,3144
4	211	193	0,0998	0,3740	18	0,1029	0,6914	0,3174
5	210	196	0,1014	0,4754	14	0,0800	0,7714	0,2960
6	211	199	0,1029	0,5784	12	0,0686	0,8400	0,2616
7	211	197	0,1019	0,6803	14	0,0800	0,9200	0,2397
8	211	202	0,1045	0,7848	9	0,0514	0,9714	0,1866
9	211	207	0,1071	0,8919	4	0,0229	0,9943	0,1024
10	210	209	0,1081	1,0000	1	0,0057	1,0000	0,0000
<b>Total</b>	<b>2.108</b>	<b>1.933</b>			<b>175</b>			

### Test Kolmogorov Smirnov





## Tabla de Clasificación

```
. estat classification, cutoff(0.5)
```

Logistic model for buenomalo

Classified	True		Total
	D	~D	
+	1930	154	2084
-	3	21	24
Total	1933	175	2108

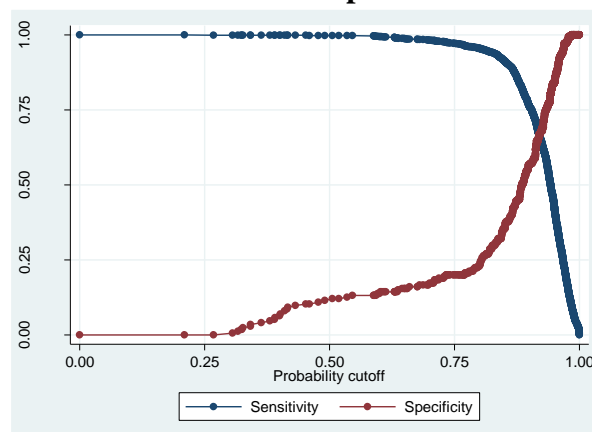
Classified + if predicted  $\Pr(D) \geq .5$   
True D defined as buenomalo != 0

Sensitivity	$\Pr(+ D)$	99.84%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	12.00%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	92.61%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	87.50%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	88.00%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	0.16%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	7.39%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	12.50%
Correctly classified		92.55%

## Sensibilidad y Especificidad

Punto de corte	Sensibilidad	Especificidad	Clasificación correctamente
0,00	100,00%	0,00%	91,70%
0,10	100,00%	0,00%	91,70%
0,20	100,00%	0,00%	91,70%
0,30	99,95%	0,57%	91,70%
0,40	99,90%	6,29%	92,13%
0,50	99,84%	12,00%	92,55%
0,60	99,48%	13,71%	92,36%
0,70	98,29%	17,14%	91,56%
0,80	95,50%	22,86%	89,47%
<b>0,90</b>	<b>76,31%</b>	<b>56,57%</b>	<b>74,67%</b>
1,00	0,00%	100,00%	8,30%

## Sensibilidad / Especificidad

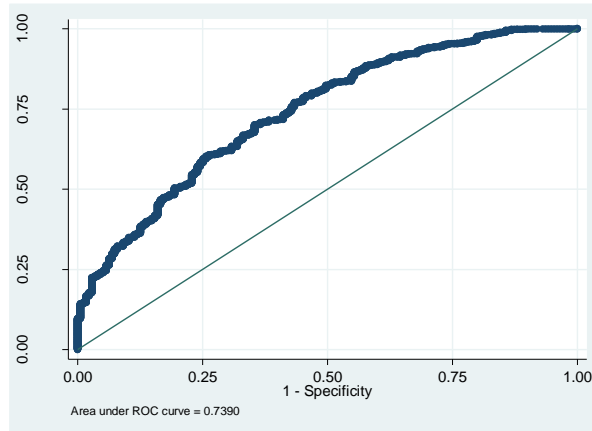


## Resultados de lroc

```
. lroc
```

Logistic model for buenomalo

```
number of observations = 2108
area under ROC curve = 0.7390
```



## Modelo 3 - Construcción

logit buenomalo cargafamiliares i.niveleduccion tiempotrabajo certificadoaporte  
ahorrovista montobruto ingresonetomensual

```
. logit $ylist $xlist
```

```
Iteration 0: log likelihood = -603.05027
Iteration 1: log likelihood = -572.79875
Iteration 2: log likelihood = -534.28153
Iteration 3: log likelihood = -530.17581
Iteration 4: log likelihood = -529.95485
Iteration 5: log likelihood = -529.95394
Iteration 6: log likelihood = -529.95394
```

```
Logistic regression                               Number of obs = 2108
                                                    LR chi2(9) = 146.19
                                                    Prob > chi2 = 0.0000
Log likelihood = -529.95394                       Pseudo R2 = 0.1212
```

buenomalo	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
cargasfamiliares	.3344921	.0974817	3.43	0.001	.1434314	.5255527
niveleduccion						
2	1.839907	.2777237	6.62	0.000	1.295579	2.384236
3	1.710403	.2941768	5.81	0.000	1.133827	2.286979
4	1.928105	.3768589	5.12	0.000	1.189475	2.666734
tiempotrabajo	-.0176437	.0092735	-1.90	0.057	-.0358194	.0005321
certificadoaporte	-.0241119	.0039583	-6.09	0.000	-.03187	-.0163539
ahorrovista	.0014195	.0004036	3.52	0.000	.0006285	.0022106
montobruto	.0003132	.0000567	5.52	0.000	.000202	.0004244
ingresonetomensual	-.0012688	.0004733	-2.68	0.007	-.0021965	-.0003411
_cons	.6673216	.3014064	2.21	0.027	.0765758	1.258067

### Estadísticos del modelo 3 – Construcción

```
. estadd fitstat

Measures of Fit for logit of buenomalo

Log-Lik Intercept Only:    -603.050    Log-Lik Full Model:      -529.954
D(2097):                  1059.908    LR(9):                   146.193
                          Prob > LR:         0.000
McFadden's R2:           0.121    McFadden's Adj R2:      0.103
Maximum Likelihood R2:   0.067    Cragg & Uhler's R2:     0.154
McKelvey and Zavoina's R2: 0.373    Efron's R2:             0.089
Variance of y*:         5.243    Variance of error:      3.290
Count R2:                0.920    Adj Count R2:           0.040
AIC:                     0.513    AIC*n:                  1081.908
BIC:                     -14989.471  BIC':                   -77.311

added scalars:
      e(dev) = 1059.9079
      e(dev_df) = 2097
      e(lrx2) = 146.19267
      e(lrx2_df) = 9
      e(lrx2_p) = 5.416e-27
      e(r2_mf) = .12121101
      e(r2_mfadj) = .10297041
      e(r2_ml) = .0670012
      e(r2_cu) = .15378133
      e(r2_mz) = .37250613
      e(r2_ef) = .08875696
      e(v_ystar) = 5.242869
      e(v_error) = 3.2898681
      e(r2_ct) = .92030361
      e(r2_ctadj) = .04
      e(aic0) = .51323903
      e(aic_n) = 1081.9079
      e(bic0) = -14989.471
      e(bic_p) = -77.311213
      e(n_rhs) = 10
      e(n_parm) = 11
```

### Prueba Hosmer Lemeshow

```
. estat gof, group(10) table
```

#### Logistic model for buenomalo, goodness-of-fit test

(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)

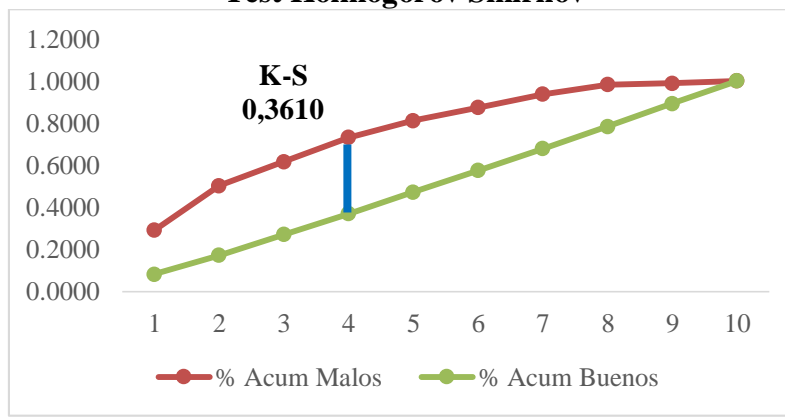
Group	Prob	Obs_1	Exp_1	Obs_0	Exp_0	Total
1	0.8487	160	151.8	51	59.2	211
2	0.8926	174	184.6	37	26.4	211
3	0.9128	191	190.6	20	20.4	211
4	0.9253	191	194.0	20	17.0	211
5	0.9367	196	195.6	14	14.4	210
6	0.9470	200	198.7	11	12.3	211
7	0.9564	200	200.8	11	10.2	211
8	0.9680	203	203.0	8	8.0	211
9	0.9808	210	205.6	1	5.4	211
10	1.0000	208	208.2	2	1.8	210

```
number of observations =    2108
number of groups =      10
Hosmer-Lemeshow chi2(8) =    10.99
Prob > chi2 =           0.2021
```

### Valores de Kolmogorov Smirnov

Percentil	Total	Buenos	% Buenos	% Acum Buenos	Malos	% Malos	% Acum Malos	Distancia K-S
1	211	160	0,0828	0,0828	51	0,2914	0,2914	0,2087
2	211	174	0,0900	0,1728	37	0,2114	0,5029	0,3301
3	211	191	0,0988	0,2716	20	0,1143	0,6171	0,3455
4	211	191	0,0988	0,3704	20	0,1143	0,7314	0,3610
5	210	196	0,1014	0,4718	14	0,0800	0,8114	0,3396
6	211	200	0,1035	0,5753	11	0,0629	0,8743	0,2990
7	211	200	0,1035	0,6787	11	0,0629	0,9371	0,2584
8	211	203	0,1050	0,7838	8	0,0457	0,9829	0,1991
9	211	210	0,1086	0,8924	1	0,0057	0,9886	0,0962
10	210	208	0,1076	1,0000	2	0,0114	1,0000	0,0000
<b>Total</b>	<b>2.108</b>	<b>1.933</b>			<b>175</b>			

### Test Kolmogorov Smirnov



### Tabla de clasificación

```
. estat classification, cutoff(0.5)
```

Logistic model for buenomalo

Classified	True		Total
	D	~D	
+	1924	159	2083
-	9	16	25
Total	1933	175	2108

Classified + if predicted  $\Pr(D) \geq .5$

True D defined as buenomalo != 0

Sensitivity	$\Pr(+ D)$	99.53%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	9.14%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	92.37%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	64.00%

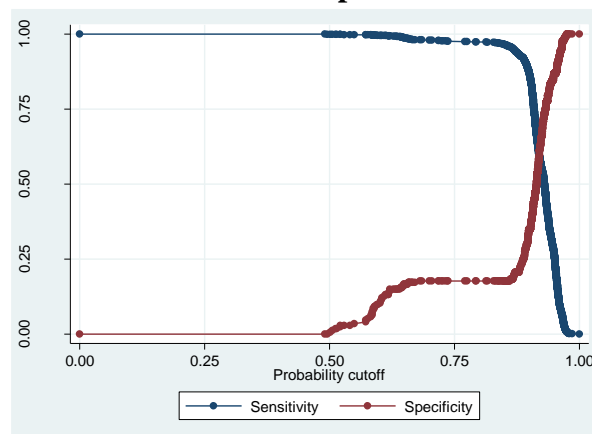
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	90.86%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	0.47%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	7.63%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	36.00%

Correctly classified 92.03%

### Sensibilidad y Especificidad

Punto de corte	Sensibilidad	Especificidad	Clasificación correctamente
0,00	100,00%	0,00%	91,70%
0,10	100,00%	0,00%	91,70%
0,20	100,00%	0,00%	91,70%
0,30	100,00%	0,00%	91,70%
0,40	99,84%	0,00%	91,56%
0,50	99,53%	9,14%	92,03%
0,60	99,02%	14,29%	91,98%
0,70	98,09%	17,14%	91,37%
0,80	95,71%	21,71%	89,56%
<b>0,90</b>	<b>79,98%</b>	<b>54,29%</b>	<b>77,85%</b>
1,00	0,00%	100,00%	8,30%

### Sensibilidad/Especificidad



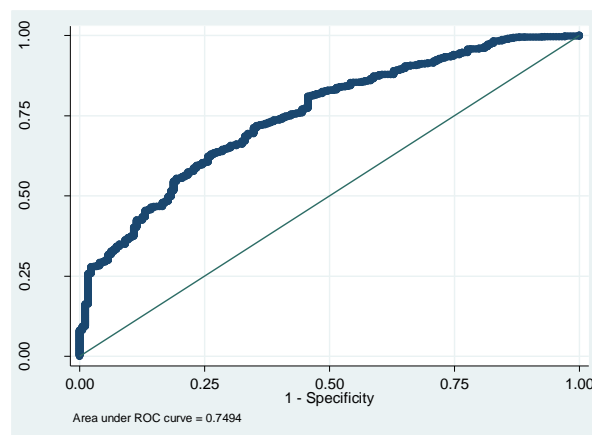
### Resultados de lroc

```
. lroc
```

Logistic model for buenomalo

number of observations = 2108

area under ROC curve = 0.7494



**Anexo 8: Modelo 2 – Validación**

logit buenomalo cargafamiliares i.niveleduccion tiempotrabajo certificadoaporte  
ahorrovista montobruoto edad 5.estadocivil

global ylist buenomalo  
global xlist cargafamiliares i.niveleduccion tiempotrabajo certificadoaporte ahorrovista  
montobruoto edad 5.estadocivil

```
. logit $ylist $xlist
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -302.7246
Iteration 1:  log likelihood = -279.69658
Iteration 2:  log likelihood = -267.42907
Iteration 3:  log likelihood = -266.09862
Iteration 4:  log likelihood = -266.03848
Iteration 5:  log likelihood = -266.03823
Iteration 6:  log likelihood = -266.03823
```

```
Logistic regression                Number of obs   =       1054
                                   LR chi2(10)      =        73.37
                                   Prob > chi2       =         0.0000
Log likelihood = -266.03823        Pseudo R2      =         0.1212
```

buenomalo	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
cargasfamiliares	.5022524	.1469534	3.42	0.001	.214229	.7902757
niveleduccion						
2	1.395231	.3994347	3.49	0.000	.6123533	2.178108
3	1.668412	.4345556	3.84	0.000	.8166985	2.520125
4	1.998299	.5522121	3.62	0.000	.9159831	3.080615
tiempotrabajo	-.049588	.0165585	-2.99	0.003	-.082042	-.017134
certificadoaporte	-.0157718	.0063495	-2.48	0.013	-.0282165	-.0033271
ahorrovista	.0014659	.0006352	2.31	0.021	.000221	.0027109
montobruoto	.0001929	.0000685	2.82	0.005	.0000587	.0003271
edad	.0502502	.0125464	4.01	0.000	.0256597	.0748407
5.estadocivil	-1.081897	.5608547	-1.93	0.054	-2.181152	.0173577
_cons	-1.428832	.6231984	-2.29	0.022	-2.650278	-.2073851

Note: 0 failures and 1 success completely determined.

## Estadísticos del modelo 2 – Validación

```
. estadd fitstat
Measures of Fit for logit of buenomalo

Log-Lik Intercept Only:   -302.725   Log-Lik Full Model:   -266.038
D(1042):                  532.076   LR(10):               73.373
                          Prob > LR:         0.000

McFadden's R2:           0.121   McFadden's Adj R2:   0.082
Maximum Likelihood R2:   0.067   Cragg & Uhler's R2:  0.154
McKelvey and Zavoina's R2: 0.431   Efron's R2:          0.105
Variance of y*:         5.780   Variance of error:   3.290
Count R2:                0.924   Adj Count R2:        0.091
AIC:                     0.528   AIC*n:               556.076
BIC:                     -6720.606  BIC':                 -3.769
```

```
added scalars:
  e(dev) = 532.07646
  e(dev_df) = 1042
  e(lrx2) = 73.372743
  e(lrx2_df) = 10
  e(lrx2_p) = 9.857e-12
  e(r2_mf) = .12118728
  e(r2_mfadj) = .08154729
  e(r2_ml) = .06724584
  e(r2_cu) = .1538897
  e(r2_mz) = .43077068
  e(r2_ef) = .1048086
  e(v_ystar) = 5.7795128
  e(v_error) = 3.2898681
  e(r2_ct) = .92409867
  e(r2_ctadj) = .09090909
  e(aic0) = .52758678
  e(aic_n) = 556.07646
  e(bic0) = -6720.6059
  e(bic_p) = -3.7692652
  e(n_rhs) = 11
  e(n_parm) = 12
```

## Prueba Hosmer Lemeshow

```
. estat gof, group(10) table
```

### Logistic model for buenomalo, goodness-of-fit test

(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)

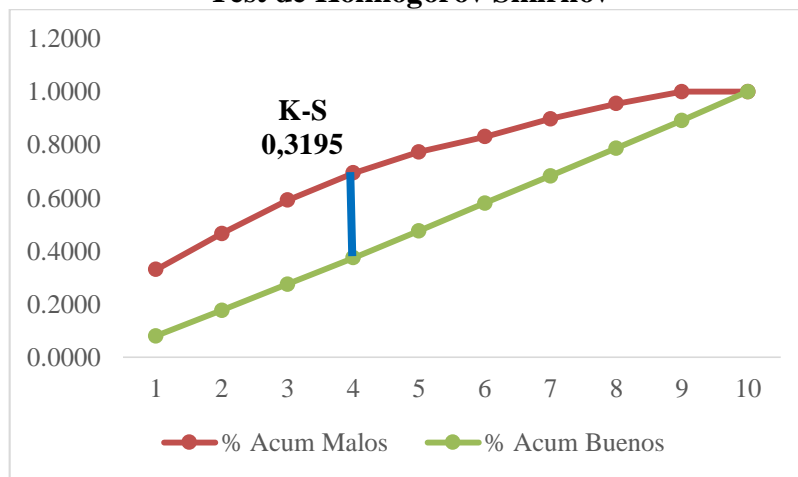
Group	Prob	Obs_1	Exp_1	Obs_0	Exp_0	Total
1	0.8293	77	78.2	29	27.8	106
2	0.8712	93	89.5	12	15.5	105
3	0.9042	95	94.3	11	11.7	106
4	0.9225	96	95.9	9	9.1	105
5	0.9367	98	97.6	7	7.4	105
6	0.9505	101	100.1	5	5.9	106
7	0.9634	99	100.5	6	4.5	105
8	0.9745	101	102.6	5	3.4	106
9	0.9869	101	102.9	4	2.1	105
10	1.0000	105	104.4	0	0.6	105

```
number of observations = 1054
number of groups = 10
Hosmer-Lemeshow chi2(8) = 4.95
Prob > chi2 = 0.7624
```

### Valores de Kolmogorov Smirnov

Percentil	Total	Buenos	% Buenos	% Acum Buenos	Malos	% Malos	% Acum Malos	Distancia K-S
1	106	77	0,0797	0,0797	29	0,3295	0,3295	0,2498
2	105	93	0,0963	0,1760	12	0,1364	0,4659	0,2899
3	106	95	0,0983	0,2743	11	0,1250	0,5909	0,3166
4	105	96	0,0994	0,3737	9	0,1023	0,6932	0,3195
5	105	98	0,1014	0,4752	7	0,0795	0,7727	0,2976
6	106	101	0,1046	0,5797	5	0,0568	0,8295	0,2498
7	105	99	0,1025	0,6822	6	0,0682	0,8977	0,2155
8	106	101	0,1046	0,7867	5	0,0568	0,9545	0,1678
9	105	101	0,1046	0,8913	4	0,0455	1,0000	0,1087
10	105	105	0,1087	1,0000	0	0,0000	1,0000	0,0000
<b>Total</b>	<b>1.054</b>	<b>966</b>			<b>88</b>			

### Test de Kolmogorov Smirnov



### Tabla de clasificación

```
. estat classification, cutoff(0.5)
```

```
Logistic model for buenomalo
```

Classified	True		Total
	D	~D	
+	966	80	1046
-	0	8	8
Total	966	88	1054

```
Classified + if predicted Pr(D) >= .5
```

```
True D defined as buenomalo != 0
```

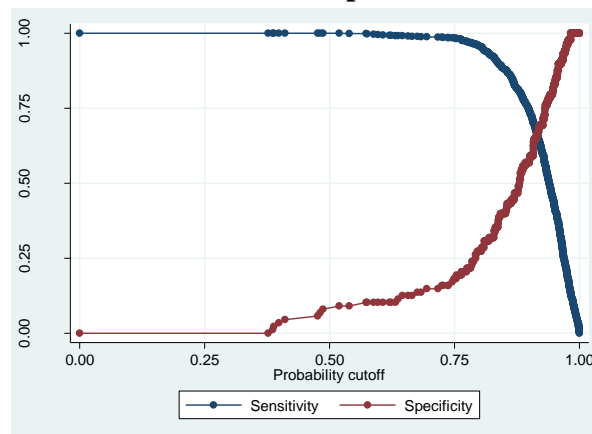
Sensitivity	Pr( +  D)	100.00%
Specificity	Pr( -  ~D)	9.09%
Positive predictive value	Pr( D  +)	92.35%
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	100.00%
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	90.91%
False - rate for true D	Pr( -  D)	0.00%
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	7.65%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	0.00%
Correctly classified		92.41%



### Sensibilidad y Especificidad

Punto de corte	Sensibilidad	Especificidad	Clasificación correctamente
0,00	100,00%	0,00%	91,65%
0,10	100,00%	0,00%	91,65%
0,20	100,00%	0,00%	91,65%
0,30	100,00%	0,00%	91,65%
0,40	100,00%	4,55%	92,03%
0,50	100,00%	9,09%	92,41%
0,60	99,48%	10,23%	92,03%
0,70	98,76%	14,77%	91,75%
0,80	95,76%	27,27%	90,04%
<b>0,90</b>	<b>74,02%</b>	<b>56,82%</b>	<b>72,58%</b>
1,00	0,00%	100,00%	8,35%

### Sensibilidad / Especificidad

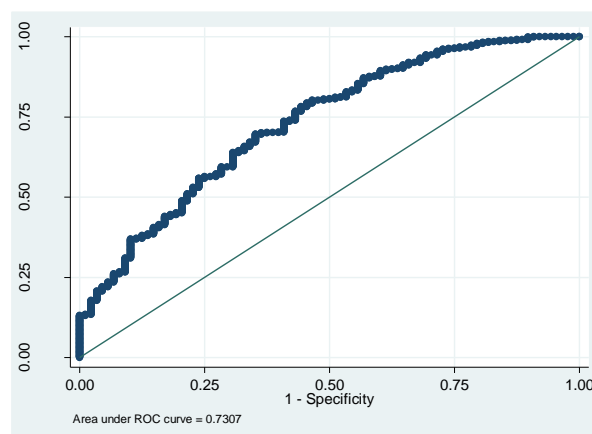


### Resultados lroc

```
. lroc
```

Logistic model for buenomalo

```
number of observations = 1054
area under ROC curve = 0.7307
```



**Anexo 9: Modelo 2 – Ajustado**

logit buenomalo i.niveleducacion ahorrovista

global ylist buenomalo

global xlist i.niveleducacion ahorrovista

```
. logit $ylist $xlist

Iteration 0:  log likelihood = -603.05027
Iteration 1:  log likelihood = -572.24168
Iteration 2:  log likelihood = -566.02945
Iteration 3:  log likelihood = -565.40118
Iteration 4:  log likelihood = -565.39086
Iteration 5:  log likelihood = -565.39085

Logistic regression                               Number of obs   =       2108
                                                    LR chi2(4)      =       75.32
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -565.39085                       Pseudo R2      =       0.0624
```

buenomalo	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
niveleducacion					
2	1.935999	.255554	7.58	0.000	1.435122 2.436876
3	1.931015	.2697769	7.16	0.000	1.402262 2.459768
4	2.210084	.3499939	6.31	0.000	1.524109 2.89606
ahorrovista	.0010889	.0003589	3.03	0.002	.0003854 .0017924
_cons	.4281003	.2299093	1.86	0.063	-.0225136 .8787142

**Estadísticos del modelo 2 – Ajustado**

```
. estadd fitstat

Measures of Fit for logit of buenomalo

Log-Lik Intercept Only:  -603.050   Log-Lik Full Model:    -565.391
D(2102):                 1130.782   LR(4):                 75.319
                          0.062     Prob > LR:             0.000
McFadden's R2:          0.062     McFadden's Adj R2:    0.052
Maximum Likelihood R2:  0.035     Cragg & Uhler's R2:   0.081
McKelvey and Zavoina's R2: 0.217   Efron's R2:           0.053
Variance of y*:         4.204     Variance of error:    3.290
Count R2:               0.917     Adj Count R2:         0.000
AIC:                   0.542     AIC*n:                1142.782
BIC:                   -14956.865   BIC':                 -44.705

added scalars:
      e(dev) = 1130.7817
      e(dev_df) = 2102
      e(lrx2) = 75.318838
      e(lrx2_df) = 4
      e(lrx2_p) = 1.706e-15
      e(r2_mf) = .06244822
      e(r2_mfadj) = .05249881
      e(r2_ml) = .03509922
      e(r2_cu) = .08055982
      e(r2_mz) = .21742203
      e(r2_ef) = .05313071
      e(v_ystar) = 4.2038854
      e(v_error) = 3.2898681
      e(r2_ct) = .91698292
      e(r2_ctadj) = 0
      e(aic0) = .54211656
      e(aic_n) = 1142.7817
      e(bic0) = -14956.865
      e(bic_p) = -44.704858
      e(n_rhs) = 5
      e(n_parm) = 6
```

## Prueba Hosmer Lemeshow

```
. estat gof, group(10) table
```

Logistic model for buenomalo, goodness-of-fit test

(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)

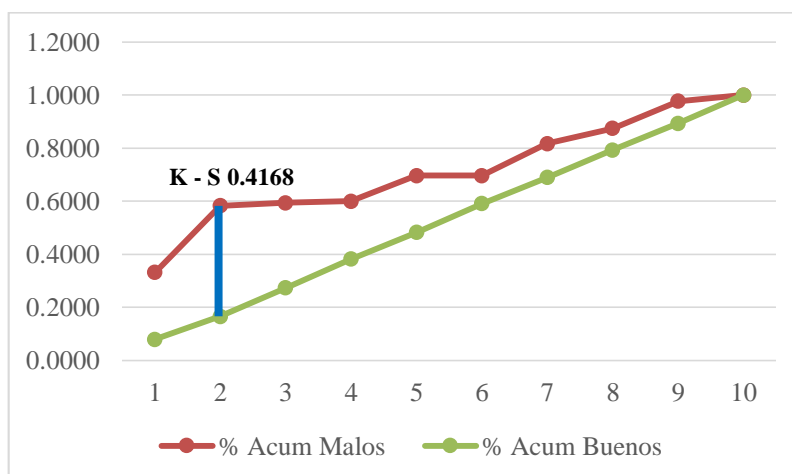
Group	Prob	Obs_1	Exp_1	Obs_0	Exp_0	Total
1	0.9140	153	169.2	58	41.8	211
2	0.9143	168	193.8	44	18.2	212
3	0.9146	208	192.0	2	18.0	210
4	0.9154	210	193.1	1	17.9	211
5	0.9168	193	192.4	17	17.6	210
6	0.9234	211	194.0	0	17.0	211
7	0.9335	190	196.1	21	14.9	211
8	0.9375	201	197.3	10	13.7	211
9	0.9559	193	199.5	18	11.5	211
10	1.0000	206	205.7	4	4.3	210

```
number of observations = 2108
number of groups = 10
Hosmer-Lemeshow chi2(8) = 107.08
Prob > chi2 = 0.0000
```

## Valores de Kolmogorov Smirnov

Percentil	Total	Buenos	% Buenos	% Acum Buenos	Malos	% Malos	% Acum Malos	Distancia K-S
1	211	153	0.0792	0.0792	58	0.3314	0.3314	0.2523
2	212	168	0.0869	0.1661	44	0.2514	0.5829	0.4168
3	210	208	0.1076	0.2737	2	0.0114	0.5943	0.3206
4	211	210	0.1086	0.3823	1	0.0057	0.6000	0.2177
5	210	193	0.0998	0.4822	17	0.0971	0.6971	0.2150
6	211	211	0.1092	0.5913	0	0.0000	0.6971	0.1058
7	211	190	0.0983	0.6896	21	0.1200	0.8171	0.1275
8	211	201	0.1040	0.7936	10	0.0571	0.8743	0.0807
9	211	193	0.0998	0.8934	18	0.1029	0.9771	0.0837
10	210	206	0.1066	1.0000	4	0.0229	1.0000	0.0000
<b>Total</b>	<b>2,108</b>	<b>1,933</b>			<b>175</b>			

## Test de Kolmogorov Smirnov



### Tabla de clasificación

```
. estat classification, cutoff(0.5)
```

Logistic model for buenomalo

Classified	True		Total
	D	~D	
+	1933	175	2108
-	0	0	0
Total	1933	175	2108

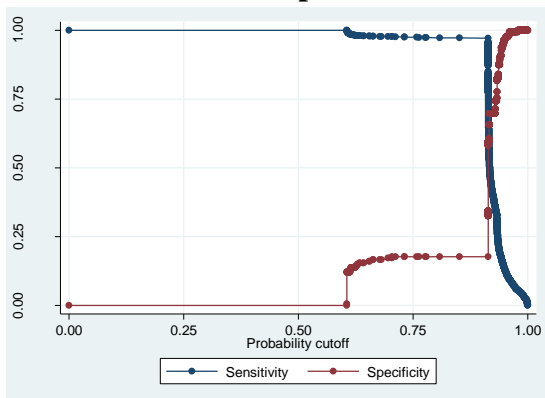
Classified + if predicted Pr(D) >= .5  
True D defined as buenomalo != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	100.00%
Specificity	Pr( -  ~D)	0.00%
Positive predictive value	Pr( D  +)	91.70%
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	.%
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	100.00%
False - rate for true D	Pr( -  D)	0.00%
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	8.30%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	.%
Correctly classified		91.70%

### Sensibilidad y Especificidad

Punto de corte	Sensibilidad	Especificidad	Clasificación correctamente
0.00	100.00%	0.00%	91.70%
0.10	100.00%	0.00%	91.70%
0.20	100.00%	0.00%	91.70%
0.30	100.00%	0.00%	91.70%
0.40	100.00%	0.00%	91.70%
0.50	100.00%	0.00%	91.70%
0.60	97.72%	17.14%	91.03%
0.70	97.31%	17.71%	90.70%
0.80	97.31%	17.71%	90.70%
0.90	97.21%	17.71%	90.61%
1.00	0.00%	100.00%	8.30%

### Sensibilidad / Especificidad



### Resultados Iroc

```
. lroc
```

Logistic model for buenomalo

number of observations = 2108  
area under ROC curve = 0.6789

