

UNIVERSIDAD ANDINA SIMÓN BOLÍVAR
Sede Ecuador

Área de Gestión

**PROGRAMA DE MAESTRIA EN FINANZAS Y
GESTIÓN DE RIESGOS**

**DISEÑO DE UN MODELO SCORING PARA EL
SEGMENTO MICROCRÉDITO INDIVIDUAL URBANO
PARA LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO
SAN FRANCISCO DE ASÍS.**

FRANKLIN GEOVANNY TOALOMBO MONTERO

2010

Al presentar esta tesis como uno de los requisitos previos para la obtención del grado de magister de la Universidad Andina Simón Bolívar, autorizo al centro de información o a la biblioteca de la universidad para que haga de esta tesis un documento disponible para su lectura según las normas de la universidad.

Estoy de acuerdo en que se realice cualquier copia de esta tesis dentro de las regulaciones de la universidad, siempre y cuando esta reproducción no suponga una ganancia económica potencial.

Sin perjuicio de ejercer mi derecho de autor, autorizo a la Universidad Andina Simón Bolívar la publicación de esta tesis, o de parte de ella, por una sola vez dentro de los treinta meses después de su aprobación.

.....
Ing. Mat. Geovanny Toalombo Montero
Septiembre 2010

UNIVERSIDAD ANDINA SIMÓN BOLÍVAR
Sede Ecuador

Área de Gestión

**PROGRAMA DE MAESTRIA EN FINANZAS Y
GESTIÓN DE RIESGOS**

**DISEÑO DE UN MODELO SCORING PARA EL
SEGMENTO MICROCRÉDITO INDIVIDUAL URBANO
PARA LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO
SAN FRANCISCO DE ASÍS.**

FRANKLIN GEOVANNY TOALOMBO MONTERO

TUTOR: ECO. PAUL NOBOA

**QUITO - ECUADOR
2010**

Abstract.

Por disposiciones de la Junta Bancaria (JI) y Superintendencias de Bancos y Seguros (SBS) se estableció que a partir del 1 de enero del 2004 las instituciones controladas iniciarán la conformación de bases de datos con elementos suficientes para la administración del riesgo de crédito, y que dichas Instituciones Financieras deberán contemplar además diseños de modelos estadísticos de Gestión de Riesgo de Crédito, otorgándose lineamientos para la establecer estructuras de información, certificación de métodos de calificación de clientes, y asignación de cupos en productos de crédito.

En el país, el desarrollo de modelos estadísticos matemáticos de clasificación de individuos que evalúe su calidad crediticia, inicio en 2006, a partir de ahí se ha ido perfeccionado en base a las observaciones de la SBS.

En Ecuador, la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Francisco de Asís, se enfrenta al problema de determinar un modelo interno propio (modelo estadístico-matemático) como metodología de clasificación de individuos que evalúe la calidad crediticia de los potenciales clientes para sus diversos productos de crédito. En especial por su giro de negocio y composición de carteras de créditos, está interesada específicamente en el desarrollo del proyecto de construcción de un Modelo Scoring para créditos del Segmento Microcrédito Individual Urbano o Microcrédito Asís Individual.

En el presente trabajo se diseña una metodología basada en herramientas estadísticas matemáticas que permita a la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Francisco de Asís, clasificar/considerar a individuos sujetos de crédito de acuerdo con determinadas características propias o grupales, en clientes potenciales o “buenos” de clientes con indicios de incumplir sus obligaciones crediticias o “malos”, que puedan generar pérdidas financieras para la Institución, a través del cálculo de una probabilidad de impago o incumplimiento, como herramienta predictiva.

En base a la información proporcionada por la Institución Financiera, se estudia la estructura, frecuencia y formatos de su base de datos, con el fin de desarrollar modelos logísticos de gestión de riesgo de crédito para el Segmento Microcrédito Asís, y se propone el de mayor ajuste.

Se analiza la validez del modelo presentado a través de pruebas estadísticas y de backtesting, midiendo el grado de consistencia, robustez y predictibilidad del modelo.

Agradecimientos

*A la vida, por darme la oportunidad de vivirla.
A mi madre, hermanos, Mayra y Alejandro.
A Paúl Noboa por su valioso apoyo en este trabajo.*

Dedicatoria

A Verónica

Έπιγραφή ισχύς υγεία
Είναι ισχυρότερη από κάποιον, να είναι σε θέση να τον νικήσει

ÍNDICE

Introducción.....	10
-------------------	----

CAPÍTULO I

<i>GENERALIDADES, SISTEMA DE CRÉDITO Y SU ENTORNO.....</i>	12
---	-----------

1.1 Sistema Financiero Ecuatoriano.....	13
---	----

1.2 Sistema Financiero Cooperativista.....	15
--	----

1.2.1 Sistema Cooperativista bajo el control de la SBS.....	16
---	----

1.2.2 Sistema Cooperativista regulado por el MIES.....	18
--	----

1.3 Normativa Relacionada.....	20
--------------------------------	----

1.3.1 Marco y Recomendaciones de Basilea.....	21
---	----

1.3.2 Disposiciones para las Cooperativas de Ahorro y Crédito.....	25
--	----

1.3.3 Normas y Disposiciones JB y SBS.....	27
--	----

1.4 Cooperativa de Ahorro y Crédito San Francisco de Asís.....	28
--	----

1.4.1 Situación actual.....	30
-----------------------------	----

1.4.2 Productos de crédito.....	30
---------------------------------	----

1.4.3 Clasificación de los créditos.....	31
--	----

1.4.3.1 Créditos Comerciales.....	32
-----------------------------------	----

1.4.3.2 Créditos de Consumo.....	33
----------------------------------	----

1.4.3.3 Créditos para la Vivienda.....	34
--	----

1.4.3.4 Microcréditos	35
-----------------------------	----

1.5 Políticas y Administración del Microcrédito Individual Urbano.....	37
--	----

1.6 Proceso de Aprobación del Microcrédito	40
--	----

CAPÍTULO II

<i>SISTEMA DE EVALUACIÓN PARA LA OTORGACIÓN DEL MICROCRÉDITO.....</i>	42
--	-----------

2.1 Principios y Definiciones básicas a considerar.....	43
---	----

2.2 Base de datos	46
-------------------------	----

2.3 Selección de las Muestras	47
-------------------------------------	----

2.4 Descripción de las variables	48
--	----

2.5 Definición de Incumplimiento	49
--	----

2.6 Definición de la variable tipo pagador	50
--	----

2.7 Variables explicativas	52
----------------------------------	----

<i>CAPÍTULO III</i>	
<i>CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE EVALUACIÓN</i>	53
3.1 Sobre la metodología Scoring.....	53
3.1.1 Modelos Internos.....	54
3.1.2 Score de Aprobación	55
3.2 Sobre las herramientas Estadísticas - Matemáticas.....	56
3.3 Construcción del Modelo Credit Score.....	59
3.3.1 Análisis de variables	59
3.3.2 Proporcionalidad.....	62
3.3.3 Selección de variables independientes	63
3.3.4 Estimación del Modelo Logístico	64
<i>CAPÍTULO IV</i>	
<i>PRUEBAS DEL MODELO DE EVALUACIÓN Y SCORING</i>	67
4.1 Pruebas de significancia del modelo.....	68
4.2 Significancia del ajuste de datos y coeficientes del modelo	70
4.3 Nivel de Predictibilidad del Modelo	78
4.4 Correlación entre variables independientes.....	79
4.5 Pruebas de Backtesting	80
4.6 Modelo Scoring y segmentación de puntos de corte	83
<i>CAPÍTULO V</i>	
<i>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</i>	88
5.1 Conclusiones.....	88
5.2 Recomendaciones.....	90
Referencias Bibliográficas.....	92
<i>ANEXOS</i>	94
Anexo 1: Análisis descriptivo, frecuencias y exploratorios de las variables.....	95
Anexo 2: Software estadístico empleado - SPSS.....	110
Anexo 3: Análisis bivariante y clasificación de variables.....	122
Anexo 4: Corridas de Regresión Logística.....	137
Anexo 5: Pruebas del modelo y Backtesting.....	151

Introducción

El presente trabajo pretende ilustrar de manera práctica la aplicación de conceptos financieros teóricos relacionados a la gestión de riesgos de crédito, así como herramientas técnicas en la generación de una metodología Credit-score, para un segmento de crédito de la Cooperativa San Francisco de Asís. Es conocido que en el país, las Instituciones Financieras especialmente el sector de las Cooperativistas de Ahorro y Crédito, enfrentan el problema de determinar modelos internos propios como metodología de clasificación de individuos que evalúe la calidad crediticia de los potenciales clientes para sus diversos productos de crédito. Aún más cuando en la actualidad la Superintendencia de Bancos no ha podido establecer una metodología estándar de clasificación de clientes por segmento de crédito o tipo de Institución Financiera.

El trabajo desarrollado intenta brindar una primera solución a la interrogante planteada por la Cooperativa San Francisco de Asís, de si es posible desarrollar una metodología basada en herramientas estadísticas matemáticas que permita clasificar a individuos sujetos de crédito que de acuerdo a determinadas características propias o grupales, sean catalogados como clientes potenciales o buenos de clientes con indicios de honrar sus obligaciones crediticias, o como clientes malos con posibilidad de incurrir en incumplimientos de pagos.

Se ha empleado para el presente estudio información relevante tanto normativa, como académica y financiera sobre el tema, mucha de estas fuentes constituyen publicaciones de países en el exterior ya que el desarrollo de este tipo de metodologías en el país, lleva pocos años tomando cultura dentro del

sistema financiero y académico, mientras que por otro lado la información documentada aplicada al tema es escasa; sin embargo sus contribuciones y esfuerzos desarrollados y difundidos hasta el momento son muy importantes.

La investigación contiene la etapa de familiarización en primer lugar de la Institución como institución Cooperativista, en segundo plano sobre sus diversos productos de crédito en específico el segmento de Microcrédito Urbano, en tercer lugar sobre las características del individuo como sujeto de crédito y finalmente sobre la aplicación de herramientas estadísticas a emplearse en la definición de un modelo Scoring para ser contrastado y validado.

Por otro lado es importante señalar que si bien existen diversidad de modelos Credit-score de este tipo y otros más complejos, que han sido desarrollados en el campo investigativo, el modelado aquí presentado, toma como referencia las contribuciones y políticas de la Institución, pudiendo por lo tanto verse limitado a las características y detalle propias de estas fuentes.

CAPÍTULO I.

GENERALIDADES, SISTEMA DE CRÉDITO Y SU ENTORNO

En Ecuador, el desarrollo de proyectos para la construcción de modelos de clasificación de individuos, que evalúe sus características propias como socio demográficas, financieras y de calidad crediticia, para catalogarlos como potenciales clientes o no, tuvo sus inicios en el año 2006 con Instituciones Financieras del Sistema Bancario (*IFIs*), a partir de ahí se ha ido perfeccionado en base a las observaciones realizadas por la Superintendencia de Bancos y Seguros (*SBS*) como ente de control y supervisión de las Instituciones Financieras en el país; a la par el Sistema Financiero en general ha ido tomando mayor participación e interés en la generación de información adecuada, bajo las observaciones de estructuración de bases de datos aplicables para el desarrollo del modelo estadístico matemático de riesgo de crédito.

La investigación propuesta constituye actualmente un tema de auge. En el Ecuador varias entidades financieras en su gran mayoría bancos han incursionado ya en el desarrollo de modelos internos para la *Gestión de Riesgo de Crédito*, algunas de estos han sido evaluadas y aprobadas por el Ente de Control; sin embargo el Sistema Cooperativista aún se ve lejano y con ritmo lento al desarrollo de metodologías propias, tanto por la carencia de personal especialista, como una reciente cultura en el manejo y generación de bases de datos necesarias para la administración de riesgo de crédito. Específicamente el marco conceptual ilustrado en esta sección se familiariza totalmente con el tema de investigación siendo de específica contribución al tema a desarrollar.

La investigación contendrá primero la etapa de familiarización de la entidad como Institución Cooperativista, posteriormente se hablará sobre sus productos de crédito, específicamente el segmento de crédito objeto de la investigación, en tercer lugar sobre las características del individuo como sujeto de crédito y finalmente sobre la aplicación de herramientas estadísticas a emplearse y sus resultados.

1.1. Sistema Financiero Ecuatoriano

El Sistema Financiero Ecuatoriano está compuesto por instituciones financieras privadas tales como bancos, sociedades financieras, asociaciones, mutualistas, y cooperativas de ahorro y crédito que realizan intermediación financiera con el público, por instituciones financieras públicas, y por instituciones de servicios financieros como compañías de seguros y compañías auxiliares del sistema financiero. Entidades que se encuentran bajo el control de la Superintendencia de Bancos y Seguros (como órgano de control y supervisión), constituyéndose los bancos en el eje central de atención, ya que cubren con alrededor del 82.41% las operaciones del total del sistema ecuatoriano.

De acuerdo a lo establecido en la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, las entidades de intermediación financiera se caracterizan principalmente porque actúan de manera usual, captando recursos del público para recaudar fondos a través de depósitos o cualquier otra forma de captación, con el objeto de utilizar dichos recursos en operaciones de crédito y/o inversión.

Para comentar brevemente sobre la evolución del sistema financiero y su crecimiento, recordemos que en el año 1995 el número de bancos fue de 36, llegando en el 2000 a 39, sin embargo en los últimos años el sistema financiero nacional entró en crisis por problemas bancarios que suscitaron gran interés y polémica en aquel entonces, como problemas de liquidez y solvencia por manejos inadecuados de algunos de sus propietarios, provocando la quiebra o extinción, fusión, o el manejo del estado como los casos de los bancos Filanbanco y Pacífico, y el saneamiento de 12 bancos más; como consecuencia al menos 15 entidades fueron intervenidas por el Gobierno, incluidas las más grandes del mercado entre 1998 y el 2000, provocando la reducción en el número de instituciones financieras, finalmente en agosto del 2004 quedaron 24 instituciones bancarias. Actualmente a abril del 2010 la SBS, reporta 113 instituciones del sistema financiero bajo su supervisión en el país, de las cuales el sistema de cooperativas de ahorro y crédito llegan a ser de 38 (total cooperativas de 1er y 2do piso).

De acuerdo a la información del mismo ente de control, el número de clientes en el sistema financiero (bancos, cooperativas, mutualistas) pasó a ser superior a los 8,5 millones en el año 2009, de los cuales más de 2,8 millones serían clientes en el sistema de cooperativas de ahorro y crédito, los activos del sistema financiero crecieron de USD 29.153 millones en el 2008 a USD 30.969 millones en septiembre del 2009, el patrimonio subiría de USD 8.021 a USD 8.943 millones en el mismo período, y los depósitos ascenderían de USD 15.738 a USD 16.104 millones. Por otro lado según el Banco Central de Ecuador para marzo del 2010 el sistema financiero registra un valor total de

USD 15.068 millones por captaciones, y de USD 13.380 millones en cartera colocada.

1.2. Sistema Financiero Cooperativista

El universo complejo, múltiple y heterogéneo del sistema financiero y de las características de sus operaciones y accesibilidad al público, fue originando el surgimiento espontáneo de las cooperativas y/o cajas de ahorro y crédito, que operaban principalmente en el área rural, como respuesta del propio tejido económico a los problemas de segmentación de los mercados de crédito y a la falta de oportunidades de inversión en ciertos sectores sociales. Sin duda, un número significativo y creciente de estas instituciones en el país que van teniendo desempeños relativamente exitosos, ocasiona que el tamaño actual y la proyección del sistema cooperativista no sean menospreciados, esto necesariamente genera que se requiera de un marco apropiado de regulación y supervisión. En resumen se podría decir que el origen del sistema financiero popular y solidario fue producto de un mecanismo incluyente de la población que los grandes intermediarios han excluido sin aprovechar sus fortalezas y necesidades.

La actual Ley General de Instituciones del Sistema Financiero en su artículo 212 establece que mediante decreto ejecutivo se reglamentará la constitución, organización, funcionamiento y liquidación, así como las facultades de competencia y control de la Superintendencia de Bancos y Seguros respecto de las cooperativas de ahorro y crédito que realizan intermediación financiera con el público; en tal virtud a través de Decreto No 194 de 29 de diciembre de 2009, se expidió el Reglamento que rige la

constitución, organización, funcionamiento y liquidación de las Cooperativas de Ahorro y Crédito que realizan intermediación financiera con el público, y las Cooperativas de Segundo Piso sujetas al control de la Superintendencia de Bancos y Seguros.

Las Cooperativas de Ahorro y Crédito se catalogan como: tanto de Primer Piso, como de Segundo Piso. Las de Primer Piso se dicen a aquellas que pueden realizar intermediación financiera con sus socios y terceros tales como personas naturales o jurídicas; mientras que las de Segundo Piso únicamente pueden realizar intermediación financiera con Cooperativas de Ahorro y Crédito de Primer Piso, socias o no socias.

La incorporación de normativa actual relacionada a sector cooperativistas intentan promover la democratización del acceso al crédito por parte de los actores de la economía popular y solidaria, a través del impulso y fortalecimiento de éste sector financiero a fin de que sea un efectivo catalizador de recursos a los sectores más vulnerables del país; en este sentido el sector cooperativo de ahorro y crédito ha posibilitado el acceso al crédito a los sectores de la economía popular que han sido excluidos del sector financiero formal, convirtiéndose así en un elemento dinamizador de la economía nacional y del aparato productivo en particular.

1.2.1 Sistema Cooperativista bajo el control de la SBS.

El fortalecimiento de las cooperativas de ahorro y crédito comenzaría a partir de la crisis financiera del país en 1999, en donde este sector financiero no tuvo las mismas especulaciones que tuvieron los bancos. Al finalizar el 2000, las cooperativas que operaban bajo el control de la SBS pasarían a ser

26, que representaban USD 68 millones en depósitos y USD 70,5 millones en créditos otorgados.

Después de algo más de una década, son 38 cooperativas bajo la supervisión de la SBS, que manejan USD 1.592 millones en depósitos (23 veces en comparación con el 2000) y USD 1.504 millones en créditos (21 veces en relación al 2000), según cifras oficiales a abril del 2010. En estos años, este sector no solo ha multiplicado en más de 21 veces sus depósitos y carteras de crédito, sino que prácticamente triplicó su número de depositantes inclusive. Si bien los recursos que manejan las cooperativas representan una parte menor con relación al de los bancos privados, su crecimiento e impacto social es mayor al del sistema financiero tradicional.

Este grupo de 38 cooperativas bajo el control de la SBS abarcan alrededor del 80% de los activos que maneja el sistema financiero cooperativista, no obstante existen aún un grupo más numeroso de cooperativas que operan bajo la mirada del *Ministerio de Inclusión Económica y Social (MIES)*, específicamente de la Dirección Nacional de Cooperativas, según estadísticas de dicha institución este grupo se calcula actualmente en aproximadamente 1200 entidades, sobre las cuales su control y supervisión practicante es desconocido. En la tabla No 1 se indica el grupo de las cooperativas bajo el control de la SBS.

Tabla No 1

Estado de Situación. Sistema de Cooperativas de Ahorro y Crédito. Abril -2010. (en miles de dólares)

Nro	COOPERATIVA	ACTIVO	PASIVO	PATRIMONIO
1	29 DE OCTUBRE	150.049,36	130.611,02	18.470,63
2	MEGO	117.100,97	97.923,39	18.315,69
3	JUVENTUD ECUATORIANA PROGRESISTA	225.734,65	198.091,39	26.937,78
4	JARDIN AZUAYO	159.570,13	136.082,58	22.784,41
COOP. GRANDES		652.455,10	562.708,37	86.508,51
5	PROGRESO	123.169,98	106.592,66	15.944,16
6	NACIONAL	115.632,54	94.506,22	20.281,72
7	ANDALUCIA	64.328,36	53.249,45	10.809,62
8	CACPECO	73.844,67	59.597,89	13.932,58
9	OSCUS	101.748,96	84.069,52	16.994,54
10	RIOBAMBA	113.100,30	94.437,96	18.240,21
11	SAN FRANCISCO	78.985,10	63.852,25	14.457,10
COOP. MEDIANAS		670.809,91	556.305,94	110.659,94
12	15 DE ABRIL	59.840,66	50.102,84	9.493,77
13	23 DE JULIO	55.877,83	44.538,84	10.678,68
14	ATUNTAQUI	53.785,51	44.887,33	8.569,70
15	EL SAGRARIO	54.385,49	42.108,70	11.960,15
16	CHONE LTDA	20.522,09	17.009,66	3.377,77
17	CODESARROLLO	49.496,21	42.601,37	6.802,35
18	COMERCIO	19.742,35	14.970,72	4.609,01
19	PABLO MUÑOZ VEGA	40.667,59	34.650,01	5.803,64
20	SANTA ROSA	42.704,57	32.306,54	10.229,09
21	TULCAN	36.225,34	30.048,94	5.969,99
22	CACPE PASTAZA	31.033,88	26.747,26	4.105,59
23	CONSTRUCCION COMERCIO Y PRODUCCION *	37.652,09	32.045,79	5.361,31
24	ALIANZA DEL VALLE	53.001,90	44.221,58	8.312,23
25	PADRE JULIAN LORENTE	23.642,84	18.358,70	5.113,73
26	CACPE BIBLIAN	31.219,76	26.176,62	4.913,74
27	SAN JOSE	30.795,16	26.476,67	4.075,71
28	CAMARA DE COMERCIO DE AMBATO	42.840,96	37.429,40	5.112,38
COOP. PEQUEÑAS		683.434,23	564.680,96	114.488,85
29	11 DE JUNIO	11.881,82	9.803,63	1.982,77
30	COTOCOLLAO	14.840,28	12.510,99	2.251,64
31	GUARANDA	11.466,06	9.812,86	1.581,29
32	LA DOLOROSA	9.042,33	6.405,02	2.629,29
33	SAN FRANCISCO DE ASIS	14.290,18	6.847,06	6.950,96
34	SANTA ANA	3.721,63	3.158,29	551,81
35	COOPAD	6.904,40	5.071,94	1.814,66
36	CALCETA	6.617,72	4.640,11	1.942,59
37	9 DE OCTUBRE	6.858,19	4.755,55	2.051,13
COOP. MUY PEQUEÑAS		85.622,60	63.005,45	21.756,14
TOTAL 1ER PISO		2.092.321,84	1.746.700,72	333.413,44
	COOPs DE CONSUMO	1.108.003,11	933.122,36	169.123,68
	COOPs DE MICROEMPRESA	984.318,73	813.578,36	164.289,76
38	FINANCOOP	35.573,08	32.233,07	3.312,91
TOTAL 1ER Y 2DO PISO		2.127.894,92	1.778.933,79	336.726,35

* Resolución SBS-INIF-2009-471 de Jul-2009, Coop. Cámara de Comercio de Quito cambia denominación a "Construcción Comercio y Producción"

Fuente: Superintendencia de Bancos y Seguros

1.2.2. Sistema Cooperativista regulado por el MIES

Como se indicó anteriormente, una gran parte de la población que no puede acceder a la banca formal obtiene servicios financieros gracias a la economía solidaria; éste impacto social es el que se atribuye al crecimiento del

sector cooperativista con un enfoque de brindar servicios con menores costos debido a su tamaño y estructura, regulaciones flexibles (para las cooperativas no controladas por la Superintendencia) y la participación de los socios en la toma de decisiones.

El nuevo ordenamiento constitucional, busca la manera de reconocer y regular a las organizaciones y entidades que se agrupan bajo ese concepto. La Constitución de la República en sus artículos 283, 309 y 311, establece que sistema económico se integrará por las formas de organización económica popular y solidaria, incluyendo a los sectores cooperativistas, asociativos y comunitarios. El Sistema Financiero Nacional que incluye al sector financiero popular y solidario, contará con normas y entidades de control específicas y diferenciadas, que se encargarán de preservar su seguridad, estabilidad, transparencia y solidez; y que 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; estableciéndose que las iniciativas de servicios del sector financiero popular y solidario y las micro, pequeñas y medianas unidades productivas recibirán un tratamiento diferenciado y preferencial en la medida en que impulsen el desarrollo de la economía popular y solidaria.

Como se explicará más adelante, y con la finalidad de brindar un tratamiento diferenciado la SBS determina los montos mínimos de capital de constitución de nuevas cooperativas, para lo cual considera la localización geográfica y las áreas de influencia económica del medio. En cambio, la *Junta Bancaria (JB)* determina los requisitos que las cooperativas deberán cumplir para someterse bajo su control. Las cooperativas de ahorro y crédito

fiscalizadas por el Ministerio de Inclusión Económica y Social que no superen el monto mínimo de activos que para tal efecto establece la Junta Bancaria, se registrarán por la Ley actual de Cooperativas y continuarán bajo la fiscalización de la Dirección Nacional de Cooperativas de dicho Ministerio.

Por otro lado, al ser necesario modificar los requisitos establecidos para la participación de las cooperativas de ahorro y crédito controladas por el MIES y a fin de facilitar el acceso de las mismas a productos financieros ofrecidos a través del Sistema Nacional de Pagos, el Directorio del Banco Central reformó en el 2009, la Codificación de Resoluciones del Banco Central sobre Política Monetaria y Crediticia, reglamentando los parámetros específicos para la participación de las cooperativas de ahorro y crédito controladas por el Ministerio de Inclusión Económica y Social en el Sistema Nacional de Pagos como instituciones receptoras y ordenantes de recursos. El programa de participación de estas cooperativas, inició con la propuesta de proveer un sistema de transferencias alternativo al que ofrecen los bancos y las remesadoras que no llegan a los sectores rurales o provincias de mayor densidad de emigrantes.

Según el MIES, en el 2009 existieron más de 750 cooperativas bajo su control, sin embargo sus estadísticas reflejan la dimensión del sector no controlado por la SBS de algo más de 1.815.000 socios, USD 1.800 millones en créditos y USD 1.615 millones en depósitos.

1.3. Normativa Relacionada

En el país, a través de resoluciones adoptadas por la JB y SBS y recomendaciones mundiales del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea,

se ha emprendido y adaptado el camino para mejorar su eficiencia, control, seguridad y confianza del sistema financiero, al respecto, la SBS ha fortalecido el trabajo de supervisión en los últimos años. No obstante el objetivo esperado es que en los próximos años se ponga en pleno funcionamiento un nuevo esquema de supervisión prudencial, acorde con las mejores prácticas internacionales y los estándares del Comité de Basilea, que consideren básicamente los pilares fundamentales para la gestión y administración de riesgos financieros.

1.3.1. Marco y recomendaciones de Basilea

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea¹, a lo largo de los últimos años en aras de garantizar la convergencia internacional en el proceso de revisión de las normas supervisoras bancaria, que promuevan adecuados procesos que ayuden a entender, tratar y evitar posibles pérdidas financieras incurridas por distintos riesgos relacionados, a contemplado como objetivo primordial en sus Acuerdos² (1982 y mejorado en el año 2004), el establecer un marco referencial acordado, que fortalezca en mayor medida la solidez y estabilidad del sistema bancario internacional, y que al mismo tiempo mantenga la necesaria consistencia para que la normativa de suficiencia del

¹ El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, fue creado en 1975 por los Gobernadores de bancos centrales y por altos representantes de autoridades en supervisión bancaria de Alemania, Bélgica, Canadá, España, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Suecia, Suiza, los Países Bajos y el Reino Unido, llamados también como “grupo de los diez”. Sus reuniones son celebradas generalmente en la sede del Banco de Pagos Internacionales en Basilea (Suiza), donde está ubicada su Secretaría, de ahí el nombre de *Basilea*.

² Estudios y propuestas iniciales, y adicionales que fueron mejoradas recibiendo el beneplácito y aceptación del Comité, acordándose la proposición de un Marco referencial para estimar la suficiencia de capital, así como los estándares mínimos a alcanzar que las autoridades supervisoras de los países representados en el Comité presentarán para su adopción en sus respectivos países.

capital no fuera una fuente de desigualdad competitiva entre los bancos internacionales.

El marco fomenta la adopción de prácticas de gestión de riesgos más rigurosas por parte del sector bancario, algo que considera una de sus principales ventajas. Dicho marco se basa en tres pilares fundamentales que están siendo aceptado y contemplados por los más importantes bancos y otras instituciones financieras en todo el mundo, el concepto y lógica de estos tres pilares son: capital mínimo exigible, examen por parte del supervisor y disciplina del mercado.

Pilares de Basilea

Primer Pilar:, *Requerimientos de Capital*, abarca el cálculo de los requerimientos mínimos de capital para los riesgos de crédito, de mercado y operacional. El coeficiente de capital se obtiene a partir de la definición de capital regulador y de los activos ponderados por su nivel de riesgo, y en ningún caso podrá ser inferior al 8% del capital total.

El Comité ha intentado alcanzar unos requerimientos de capital bastante más sensibles al riesgo, que se apoyen en unos conceptos sólidos y tengan en cuenta al mismo tiempo las peculiaridades de los sistemas supervisores y contables de cada país. También se considera la suficiencia de capital como la obligación de los bancos de retener capital equivalente al 8% como mínimo de sus activos ponderados por el riesgo, la estructura básica de la Enmienda sobre el Riesgo de Mercado de 1996, así como la definición de capital admisible.

Las recomendaciones de Basilea, ofrecen varias posibilidades para determinar los requerimientos de capital para los riesgos de crédito y

operacional, de modo que las instituciones y supervisores puedan escoger los métodos más adecuados para sus actividades y para la infraestructura de sus mercados financieros. Con este Marco las instituciones, a la hora de calcular sus niveles de capital, pueden utilizar en mayor medida sus propias estimaciones de riesgo a través de sistemas internos. Con esto se pretende que cada órgano supervisor debe incorporar procedimientos de examen a fin de garantizar que los sistemas y controles aplicados por las entidades financieras sirvan para calcular sus niveles de capital.

Segundo Pilar: *Supervisión Bancaria*, considera prácticamente los principios básicos de la evaluación y el rol que debe desempeñar el ente supervisor (en nuestro país las obligaciones para con la SBS), en las orientaciones sobre la gestión y tratamiento de riesgos financieros, la transparencia, y la responsabilidad por parte de la autoridad supervisora, que deben incluir tratamientos necesarios para el riesgo de tipo de interés, riesgo de crédito (pruebas, definiciones de incumplimientos, riesgo residual y de concentración, etc.), riesgo operacional, comunicación directa, oportuna, recopilación y estandarización, y la cooperación entre países.

Asimismo, también se concede cierto margen de discrecionalidad nacional a la hora de aplicar cada una de esas posibilidades, para poder adaptar las normas a las circunstancias de cada mercado nacional. Sin embargo, estas características exigirán esfuerzos considerables por parte de las autoridades nacionales, con el fin de asegurar cierta consistencia al aplicar estas normas.

La intención es vigilar y examinar la implementación de dichos pilares en las entidades financieras para asegurar así una consistencia en el manejo de información y métodos de implementación entre los supervisores. La autoridad

supervisora tiene la tarea de determinar el grado de preparación de las instituciones, así como de fijar tareas y plazos en el proceso de implementación.

Tercer Pilar: Disciplina del Mercado, se concentra en propiciar una cultura generalizada sobre la gestión y administración de riesgos, su impacto y entendimiento, como una herramienta necesaria además para el control la prevención y mitigación de dichos riesgos financieros.

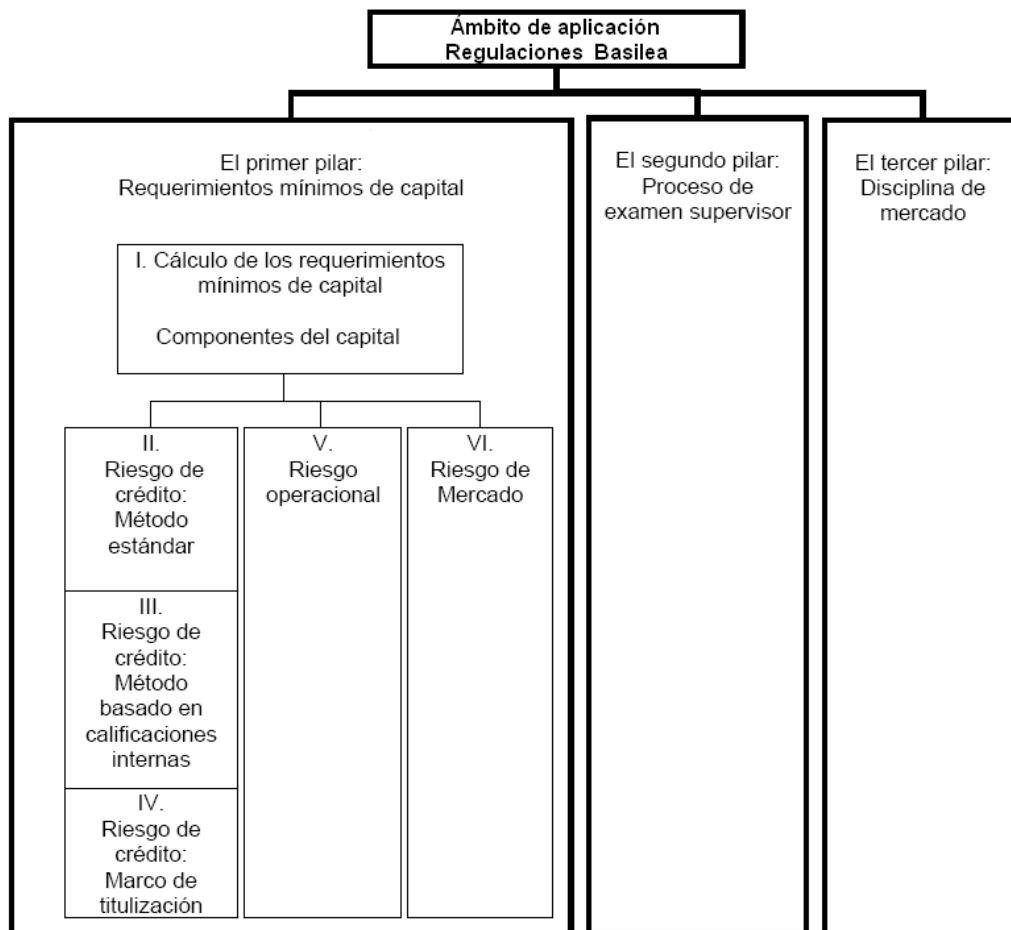
Los motivos que empoderan este tercer pilar al mismo nivel que los anteriores, son suficientemente contundentes para exigir el cumplimiento de requisitos de divulgación a las instituciones financieras que desean opten por aplicar el marco referencial. Se trata también de la consideración de criterios de admisión para la utilización de determinadas metodologías o el reconocimiento de determinados instrumentos y operaciones.

Se busca por otro lado completar los requerimientos mínimos de capital (primer pilar) y el proceso de examen supervisor (segundo pilar). Busca fomentar así una disciplina de mercado mediante el desarrollo de una serie de requisitos de información y divulgación que permita a los diferentes agentes del sistema financiero, conocer y evaluar la información del propio sistema, ámbitos de aplicación, suficiencia de capital, nivel exposiciones al riesgo, procesos de evaluación de riesgos, etc.

Se piensa que este compartimiento de información y culturización de riesgos son necesarias en la gestión integral de riesgos donde la utilización de metodologías internas concede a las instituciones financieras mayor discrecionalidad a la hora de evaluar sus requerimientos de capital, con divulgaciones coherentes, consolidadas, comprensibles y de estricto control

ético, que faciliten la realización de comparaciones, y evaluación del sistema total en el país. La figura posterior sintetiza de manera general la estructura del marco referencial de Basilea.

Figura No 01. Estructura marco Basilea



Fuente: Principios y normas del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. Banco de Pagos Internacionales
Elaborado: el Autor.

1.3.2. Disposiciones para las cooperativas de Ahorro y Crédito.

Las Normas Generales para la aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, establece como disposiciones para la calificación de Cooperativas de Ahorro y Crédito que realizan intermediación financiera con el público y que pasarán al Control de la SBS, que; para que una cooperativa, controlada por la Dirección Nacional de Cooperativas del MIES, se

someta y pase al control de la SBS, deberá tener un monto mínimo de activos de USD 10 millones y que en consecuencia, las cooperativas que registren dicho monto pasarán automáticamente al control de la SBS³. Además que se exceptúan de dicho control a las cooperativas institucionales, en donde cuyos socios constituyen personas naturales bajo relación de dependencia con un patrono común, siendo funcionarios o empleados, activos o jubilados, de una misma institución pública, privada o mixta.

Del mismo modo las cooperativas que no fueren calificadas por la SBS permanecerán bajo el control de la Dirección Nacional de Cooperativas del Ministerio de Inclusión Económica y Social. Manteniéndose aquellas instituciones que previamente hayan ingresado al control de la SBS pese a que no pudieran cumplir los requisitos descritos anteriormente.

Mediante Decreto No 194, de diciembre del 2009 se expidió el Reglamento que rige la constitución, organización, funcionamiento y liquidación de las Cooperativas de Ahorro y Crédito que realizan intermediación financiera con el público, así como de las Cooperativas de segundo piso sujetas al control de la Superintendencia de Bancos y Seguros, en donde se dispone que las cooperativas deberán mantener en todo momento una relación entre su patrimonio técnico y la suma ponderada de sus activos y contingentes no inferior al 9% y sujetarse a las normas de solvencia y prudencia financiera establecidas en la Ley y en la normativa expedida por la Junta Bancaria (en lo relacionado con el nivel de patrimonio técnico, calificación de activos de riesgo y constitución de provisiones, y la gestión y administración integral de riesgos);

³ Reformado con resoluciones de la Junta Bancaria JB- 2002-421 de 10 de enero del 2002, JB-2003-584 de 8 de octubre del 2003, y JB-2003-613 de 23 de diciembre del 2003; sustituido con resolución JB-2006-905 de 27 de julio del 2006; y, reformado con resolución JB-2007-1031 de 22 de noviembre del 2007.

para lo cual las cooperativas adoptarán políticas internas de control para administrar prudencialmente sus riesgos (de liquidez, de mercado, de crédito y operativo) en función de las normas que la Junta Bancaria emita para el efecto, sujetas a la particular condición de las cooperativas.

1.3.3. Normas y Disposiciones JB y SBS.

La Junta Bancaria del Ecuador en marzo del 2009, aprobó el esquema jurídico para la Red de Seguridad Financiera, el cual considera básicamente cuatro normas para la operación de la red de seguridad financiera, siendo estas:

Supervisión Bancaria, por parte del órgano de control nacional, que determina la obligatoriedad de aplicar una supervisión bajo el concepto de riesgos financieros (tales como de mercado y liquidez, de crédito y de procesos y operaciones), integrada y continua con un sistema de calificación para cada institución, y que pueda cuantificar aumentos de capital, patrimonio y niveles de riesgo.

Fondo de Liquidez, como un instrumento que sirve para atender y solventar las necesidades temporales de liquidez que podrían tener las instituciones financieras.

Seguro de Depósitos, busca proteger los depósitos a la vista y a plazo efectuados en instituciones privadas por hasta un monto equivalente a tres veces la fracción básica vigente del impuesto a la renta. No se incluyen depósitos vinculados.

Resolución Bancaria, bajo el dictamen de la JB previo a declarar en liquidación a una entidad, se viabilizar la exclusión y transferencia de activos y

pasivos a otra entidad operativa, además que si en 15 días no se concreta la operación, será declarada la liquidación y el pago de los depósitos.

Por otro lado, en la Disposición Transitoria Tercera de la Resolución JB-2003-602, la Superintendencia de Bancos establece que a partir del 1 de enero del 2004, las instituciones controladas iniciarán la conformación de una base de datos que contenga los elementos suficientes para la administración del riesgo de crédito; en el mismo sentido, mediante Circular INIF-2004-023 del 16 de abril del 2004, el Órgano de Control emitió las definiciones que las Instituciones Financieras deben contemplar para alimentar la base de datos que permitirán diseñar los modelos estadísticos de Gestión de Riesgo de Crédito.

Además mediante circular SBS-INIF-SA-2005-0654 del 23 de febrero de 2005 la SBS emitió los lineamientos para proceder a la certificación de los métodos de calificación de clientes y asignación de cupos correspondientes a productos relacionados con créditos. Así mismo mediante Circular No. INIF-2004-023 del 16 de abril del 2004, la SBS emitió la Guía que las Entidades Financieras deben seguir para generar la base de datos necesaria para el diseño de los modelos estadísticos de Riesgo de Crédito, la cual ha servido como referencia para establecer las estructuras de información de las Instituciones Financieras.

1.4. Cooperativa de Ahorro y Crédito San Francisco de Asís.

La Cooperativa de Ahorro y Crédito "San Francisco de Asís" Limitada, sería fundada el 7 de abril de 1965, con 13 socios y un mínimo capital de 1.300 sucres. En 1981 el número de socios sería de 100.000, y en 1989 ascendería a 215.000 socios con un capital social de 13.000 millones de sucres.

Posteriormente la cooperativa sería cerrada, y para el último semestre del 2005, lograría abrir nuevamente sus puertas luego de 15 años de haber cerrado sus operaciones, reiniciando sus actividades como un intermediario financiero en el país. La reapertura otorga nuevamente a sus socios, variados servicios financieros como: apertura de cuentas de ahorros sin costo de mantenimiento, concesión de créditos, seguros de vida y accidentes personales, sepelio, casilleros de seguridad y asistencia financiera personalizada. Actualmente la Cooperativa de Ahorro y Crédito "San Francisco de Asís" constituye una cooperativa de primer piso, bajo el control y supervisión de la Superintendencia de Bancos y de acuerdo a su nivel de activos catalogada como cooperativa muy pequeña.

Misión.- Tiene como misión el contribuir al buen vivir de sus socios e impulsar el desarrollo de sus iniciativas personales, micro empresariales y de pequeña empresa, mediante el estímulo al ahorro productivo, el otorgamiento de créditos para la creación de valor, la prestación de servicios complementarios, y el brindar acertada administración de los recursos confiados.

Visión.- La cooperativa tiene como visión el llegar a ser en el 2010 una institución reconocida por los socios y por el mercado, como una Cooperativa patrimonialmente solvente, operativamente eficiente y administrativamente confiable; ubicada en el grupo de las medianas, con presencia y posicionamiento en mercados geográficamente expandidos; y con calificación de riesgo competitiva.

1.4.1. Situación Actual

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Francisco de Asís, actualmente se enfrenta al problema de determinar un modelo interno propio (estadístico – matemático) como metodología de clasificación de individuos que evalúe la calidad crediticia de los potenciales clientes para sus diversos productos de crédito. En especial por su giro de negocio y composición de carteras de créditos, está interesada específicamente en el desarrollo del proyecto de construcción de un Modelo Scoring para créditos del Segmento Microcrédito Individual Urbano.

De acuerdo a la información de la entidad, ésta considera necesario y posible el desarrollar una metodología basada en herramientas estadísticas matemáticas que permitirá clasificar a individuos que de acuerdo a determinadas características propias o grupales, en clientes *buenos* o potenciales como sujetos de crédito, de clientes *malos* o con indicios de incumplir sus obligaciones crediticias que puedan generar pérdidas financieras para la Institución.

1.4.2. Productos de crédito

La Cooperativa San Francisco de Asís, con el fin de brindar sus servicios de crédito a sus socios y clientes, establece mediante su Reglamento de Créditos y Cobranzas, el conjunto de definiciones, políticas, normas, métodos, procesos y procedimientos acordes con las disposiciones emitidas por los organismos de control internos y externos, que permitan evaluar la gestión y exposición al riesgo de crédito. En tal virtud, en el marco de su objetivo institucional de promover el desarrollo socio económico de sus socios/clientes y

de satisfacer sus necesidades financieras, la Cooperativa orientará sus productos de crédito hacia los siguientes segmentos del mercado:

- Micro y pequeñas empresas y sus dueños, sean estos de los sectores de comercio, servicio, producción artesanal, producción agrícola o ganadería e industria. Los prestatarios pueden ser personas jurídicas (empresas) o personas naturales.

- Personas naturales que perciben una renta fija periódica. Pueden ser empleados del sector público o privado, profesionales en libre ejercicio, jubilados o rentistas y por honorarios.

1.4.3. Clasificación de los créditos

Los créditos que la Cooperativa otorga se agrupan conforme a la actividad y perfil de los socios y clientes, el destino, fuente de repago y consideraciones de la SBS para la calificación de activos de riesgo y constitución de provisiones; en las siguientes categorías:

- Créditos Comerciales
- Créditos de Consumo (Consumo y Consumo Minorista)
- Créditos para la Vivienda
- Créditos para la Microempresa o Microcréditos

Conforme lo especifica la circular No SBS-INIF-2005-067 de enero de 2005, el primer parámetro a tomar en consideración para la clasificación de las operaciones de crédito, será la fuente de pago de la operación, pues dicho factor es fundamental para identificar el riesgo implícito en la operación y por ende determinar su clasificación. Para aquellos casos en que un sujeto de crédito presente más de una fuente de pago, se deberá considerar primero la

más importante; y, en caso de no poder identificarla, usar como segunda referencia el destino del crédito para la clasificación de la operación.

1.4.3.1. Créditos Comerciales

Aquellos otorgados a personas naturales o jurídicas, cuyo destino es financiar actividades de pequeñas empresas de producción, comercialización o servicios, dirigidas a las diversas actividades productivas que demanda la economía. En donde las ventas o ingresos brutos anuales que provienen de estas actividades deben superar los USD 100.000,00. Las operaciones consideradas como comerciales son préstamos en líneas comerciales; descuento y redescuento; créditos otorgados a otras instituciones financieras; arrendamiento financiero u operativo; cartera comprada y demás productos permitidos por resoluciones de la SBS y JB. De acuerdo al destino del crédito la cooperativa los clasifica internamente de la siguiente manera:

Crédito Comercial Asís, si está dirigido al fortalecimiento de la actividad productiva de pequeña y mediana escala, de personas naturales o jurídicas, de los sectores de comercio, servicios profesionales, servicios de transporte, turismo, industria, manufactura, construcción, comercio, agricultura, ganadería y otras actividades.

Crédito Comercial Inversión, si la operación está orientada a la construcción y adquisición de terrenos y edificaciones, reparación, remodelación y mejoramiento de edificaciones que no son de uso de residencia del prestatario, adquisiciones de activos de inversión, locales, maquinaria y equipos.

Crédito Comercial Capital, si la operación está orientada a solventar las diversas necesidades financieras, como capital de trabajo, adquisición de materia prima o insumos, apalancamiento de liquidez por políticas de ventas y crédito, apalancamiento financiero en crecimiento o expansión y/o proyectos de inversión en activos fijos e instalaciones empresariales.

1.4.3.2. Créditos de Consumo

Operaciones de crédito directo superiores a USD 1.500,00 otorgadas a personas naturales asalariadas, rentistas o trabajadores profesionales en libre ejercicio para adquirir bienes de consumo o pago de servicios. También forman parte de este segmento todas las operaciones de crédito directo de consumo inferior a USD 1.500,00 cuando el sujeto de crédito tenga un saldo adeudado en créditos de consumo a la cooperativa, sin incluir lo correspondiente a tarjetas de crédito, superior a USD 1.500,00. Se Incluye en este segmento las operaciones de crédito diferidas instrumentadas a favor de tarjetas habientes titulares que tengan un cupo mayor a USD 1.500,00. También la cooperativa los denomina como *Crédito Consumo Asís*.

Crédito de Consumo Minorista.- Son aquellas operaciones de crédito directo otorgadas a personas naturales asalariadas, rentistas o trabajadores profesionales en libre ejercicio, para adquirir bienes de consumo o pago de servicios, cuyo monto por operación y saldo adeudado a la institución financiera en crédito de consumo, sin incluir lo correspondiente a tarjetas de crédito, no supere los USD 1.500,00. Se incluye en este segmento las operaciones de crédito diferidas instrumentadas a favor de tarjeta habientes titulares que tengan un cupo menor o igual a USD 1.500,00. Las características de estos

créditos es que la fuente de repago del solicitante o sujeto de crédito debe provenir de sueldos, salarios, honorarios o rentas fijas estables (ingresos permanentes que se pudieran mantener durante la vigencia del crédito). De acuerdo al destino del crédito la cooperativa los clasifica de la siguiente manera:

- Consumo ocasional, o Consumo Emergente, si están orientados a nivelar el presupuesto familiar, o financiar gastos de salud, estudios, vacaciones, viajes, vestuario u otros.
- Consumo permanente o Consumo Bienestar, si están orientados a la compra de muebles y/o artefactos del hogar o adquisición de vehículo de uso privado.

1.4.3.3. Créditos para la Vivienda

Son operaciones de crédito otorgadas a personas naturales para la adquisición, construcción, reparación, remodelación, o mejoramiento de vivienda propia, siempre que se encuentren caucionadas con garantía hipotecaria y hayan sido otorgadas al usuario final del inmueble; caso contrario, se considerarán como operaciones de crédito comercial, de consumo o microcrédito según las características del sujeto de crédito y del monto de la operación. En caso que las personas obligadas a pagar el crédito de vivienda, renten o faciliten el inmueble a terceros, esta operación se clasificará también como crédito de vivienda, siempre y cuando la operación esté ligada a no más de una unidad habitacional. Una operación de crédito de vivienda será clasificada como tal, indiferentemente de la naturaleza de la fuente de ingresos

del sujeto de crédito. De acuerdo al destino del crédito la cooperativa los clasifica en:

- Vivienda ampliación, si están orientadas a personas con casa propia para la ampliación, decoración y/o reparación de viviendas.
- Vivienda Nueva, si están orientadas para la adquisición, construcción de viviendas propias ya sea nueva o usada y/o la adquisición de terrenos.

1.4.3.4. Microcréditos

Es todo crédito no superior a USD 20.000,00 concedido a un prestatario, sea éste una empresa constituida como persona natural o jurídica, trabajadores por cuenta propia⁴, o grupos de prestatarios con garantía solidaria; en todo caso el nivel de ventas anuales debe ser inferior a USD 100.000,00. Destinados a financiar actividades en pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades, verificados por la institución. Cuando se trate de personas naturales no asalariadas, usualmente informales cuya principal fuente de repago constituyan las ventas o ingresos generados por las actividades que emprenda, indiferentemente si el destino del crédito sea para financiar actividades productivas o para la adquisición de bienes de consumo o pago de servicios, se entenderá a esta operación como microcrédito. Dentro de estos créditos se desprenden los siguientes segmentos, acorde con las definiciones del Banco Central del Ecuador.

⁴ Se entiende por trabajador por cuenta propia a quienes desarrollan su actividad utilizando para ello solo su trabajo personal, no dependen de un patrono ni reportan hacer uso de personal asalariado, aunque podrían tener ayuda no remunerada por familiares.

Microcrédito Minorista o de Subsistencia, cuyo monto por operación y saldo adeudado en microcréditos a la cooperativa sea menor o igual a USD 3.000,00, otorgados a microempresarios, trabajadores por cuenta propia y grupos con garantía solidaria.

Microcrédito de Acumulación Simple, operaciones cuyo monto por operación y saldo adeudado en microcréditos a la cooperativa sea superior a USD 3.000,00 hasta USD 10.000,00. A este segmento de crédito de acuerdo a la composición de la cartera (en su gran mayoría microempresarios y trabajadores por cuenta propia), y características sociodemográficas del los prestarios, la institución lo ha denominado de acuerdo con su política interna de concesión y evaluación como “*Microcrédito Individual Urbano*” o “*Microcrédito Asís Individual*”.

Microcrédito de Acumulación Ampliada, operaciones de crédito cuyo monto es superior a USD 10.000,00., estos créditos básicamente de acuerdo a las características de destino son catalogados por la cooperativa de la siguiente manera:

- Microcrédito capital de trabajo, si están orientados a solventar necesidades financieras microempresariales de requerimientos para adquisición de materia prima, productos, insumos, mantenimiento de equipos y máquinas, gastos operativos.
- Microcrédito Inversión, si están orientados para financiar proyectos de inversión, ampliaciones y adecuaciones, adquisición de maquinaria, equipos o en general activos fijos para la empresa.

- Microcrédito de gasto de la unidad familiar, o Microcrédito Familiar, si están orientados a financiar las necesidades de bienes de consumo, adquisición de vehículos de uso personal o pago de obligaciones y servicios.

1.5. Políticas y Administración del Microcrédito Individual Urbano

Serán elegibles como sujetos de crédito, aquellas personas naturales dueñas de micro, pequeñas y medianas empresas que demuestren las siguientes características:

- Ser socio activo de la Cooperativa.
- Ser mayores de 18 años con capacidad legal para contratar y obligarse.
- Ejercer sus actividades económicas en un lugar fijo y/o contar con estabilidad domiciliaria, localizados dentro del área de influencia de la oficina operativa de la Cooperativa que recepta la solicitud de crédito.
- Que desarrollen su actividad económica en los sectores de comercio, producción, servicios, agricultura o ganadería, y que la empresa prestaria demuestre tener como mínimo 12 meses de antigüedad.
- Acreditar encaje o la base referencial, según las condiciones del crédito a solicitar de al menos el 10% del monto solicitado.
- No ser garante o deudor solidario en mora en la Cooperativa
- No registrar calificación deficiente (C), dudoso recaudo (D) o pérdida (E) en riesgos directos e indirectos en la Central de Riesgo, salvo justificación certificada otorgada por la entidad que ha reportado a dicha Central de Riesgo. En todo caso se reserva el derecho de aceptar o no dicha justificación.

- No estar registrado en la base de datos del CONSEP.
- Acreditar capacidad de endeudamiento y pago, viabilidad financiera y rentabilidad de la actividad a financiar.
- Acreditar capacidad de endeudamiento y pago de acuerdo a lo estipulado en el Manual de Productos.

Monto de crédito, éste estará relacionado a la necesidad (Destino o Inversión), capacidad y voluntad de pago y de acuerdo a la forma de pago pactada. Cada socio podrá acceder al producto de microcrédito de acumulación simple, incluso si mantienen otras operaciones de crédito vigentes, hasta el monto máximo fijado y descrito en la sección anterior.

Plazo, el Asesor de Negocios en base a las políticas vigentes del producto, deberá proponer el plazo adecuado para cada operación crediticia, siendo el mismo suficientemente razonable en función de la capacidad de pago del deudor o sujeto de crédito, monto e inversión o destino propuesto.

Cuotas y forma de pago, se establecen en la negociación del crédito en función de la capacidad de pago del sujeto de crédito y el tipo de actividad económica. La frecuencia de pagos de éste tipo de microcrédito es mensual. La forma de reembolso de los préstamos puede pactarse a través de los siguientes esquemas:

- Cuota Fija (Francesa).- Sistema Francés donde las cuotas son constantes, período constantes en días (puede variar según feriados) y el interés sobre el capital.
- Cuota Variable (Alemana).- Sistema Alemán, las cuotas de capital son constantes y la porción de interés varía según el período (que es constante) y del saldo de capital.

- **Cuota Especial.**- El capital y las fechas de pago se acuerdan de forma libre y el interés se calcula con base a los periodos acordados y del saldo de capital en cada cuota.

Carga Financiera, se la considera como la sumatoria de todo tipo de cargos reales asociados al crédito, pagaderos directa o indirectamente impuestos por la Cooperativa como una condición para el otorgamiento del crédito. Esta compuesta por los intereses y primas por seguros de desgramen, o cualquier otro seguro que proteja a la Cooperativa, así como del riesgo de no pago del crédito por parte del deudor. Los valores por estos conceptos se cobrarán conjuntamente con el dividendo.

Tasa de Interés, la modalidad para el cálculo del interés será sobre el saldo insoluto del crédito, tomando como referencia la tasa publicada por el Banco Central del Ecuador en los primeros días de cada mes para este segmento de microcrédito.

Las Primas por seguro de desgravamen (vida), la contratación del seguro de vida, será considerada obligatoria y el cobro de la tasa respectiva se lo realizará conjuntamente con el dividendo por el tiempo de vigencia del crédito.

Ahorro Obligatorio o base referencial, el encaje constituye el saldo compensatorio que el socio debe disponer para la obtención del crédito y esta conformado por el saldo que el socio tenga en depósitos de ahorro. El ahorro no comprometido podrá liberarse y aplicarse a la obligación vigente como abono parcial o cancelación total del préstamo a pedido del socio. El encaje deberá permanecer inmovilizado durante la vigencia del crédito o liberarse discrecionalmente dependiendo de la relación aporte/crédito.

Por otro lado, la calificación de riesgo que realiza la Cooperativa, es un proceso mensual, con la finalidad de prever y evaluar los riesgos de que el crédito o parte de él no sea recuperado en el monto, plazo y condiciones previstas en el momento de otorgar el crédito; lo que puede originar pérdidas para la institución. La calificación de la cartera crediticia comprende a cada deudor con relación a la totalidad de sus obligaciones, de modo que la calificación final exprese el riesgo asociado con cada una de sus acreencias y en su conjunto. La cuantificación de dicho riesgo representa el valor esperado de las pérdidas con relación a cada deudor y reflejará el nivel adecuado de provisiones.

1.6. Proceso de aprobación del Microcrédito

En las secciones del Comité de Crédito, los funcionarios facultados suscribirán las solicitudes que les competan, aprobando, postergando o negándolas. Haciendo constar los motivos o razones de sus decisiones, como se resumen en la tabla No 2. Deberá participar el funcionario de crédito responsable con voz informativa sobre la(s) operación(es) que se presente(n). Para la aprobación de los créditos se necesita mayoría simple, el Presidente del Comité de Crédito tendrá voto dirimente. El comité deberá reunirse por lo menos una vez a la semana y el resultado de cada reunión se reflejarán a través de la firma de cada uno de los miembros en el medio de aprobación u orden de operación, el cual debe contener los términos y condiciones en que se aprueba la propuesta.

En las carpetas de los sujetos de crédito se archivarán las solicitudes y sus respectivos informes de análisis y aprobación. Será requisito indispensable

elaborar el acta de reuniones del Comité de Crédito para constancia de las decisiones tomadas, enlistando cada uno de los créditos aprobados con la información de nombre del sujeto de crédito, número de socio, monto aprobado y el número de expediente. La elaboración de actas, informes y un archivo será responsabilidad del de Jefe de Riesgos.

Tabla No 2
Nivel de Aprobación del Microcrédito Individual Urbano

<i>Nivel Jerárquico</i>	<i>Integrantes/cargo</i>	<i>Monto aprobación</i>
Comité de Crédito	Gerente General Jefe de Negocios Un funcionario designado por el Consejo de Administración	Todos los créditos desde USD 3.000,00 a 10.000,00

Fuente: Institución Financiera

La actualización de información del socio, será de exclusiva responsabilidad del Asesor de Negocios quien deberá actualizarla en el sistema informático de la Cooperativa mientras el crédito se encuentre en estado vigente.

CAPÍTULO II

SISTEMA DE EVALUACIÓN PARA LA OTORGACIÓN DEL MICROCRÉDITO

En este capítulo, se explicará sobre los requerimientos de base de datos e información que ésta provee para la generación del modelo de evaluación de potenciales clientes para la otorgación del microcrédito individual urbano, Microcrédito Asís Individual, o Microcrédito de Acumulación Simple, de la Cooperativa San Francisco de Asís.

Se aborda además en precisar y delinear las características necesarias en la construcción del modelo estadístico, tales como determinación de tipos de variables influyentes en la variable de tipo predictiva, misma que será definida de acuerdo a las políticas propias de la institución, en cuanto a las consideraciones, límites y apreciaciones de clientes *“buenos”* o *“malos”*.

Más tarde se encontrará un modelo que se adapte a la información relacionada, de manera adecuada para evaluar la calidad crediticia de un potencial cliente, previo la otorgación del producto de microcrédito, a través del ensayo de calcular una probabilidad o posibilidad de impago de obligaciones financieras del sujeto.

Se debe entender que una política de gestión de riesgos como parte del proceso de concesión de la cartera de créditos, debe considerar no únicamente las políticas de crédito tradicional de análisis de la capacidad de pago de cada sujeto y las garantías que entrega a favor de la Institución, sino además considerar los riesgos asociados a la operación, como la probabilidad de incumplimiento, en función del comportamiento de pago de los clientes y, la

posibilidad de deterioro de la calidad crediticia de la contraparte, como consecuencia de factores internos y externos.

2.1. Principios y definiciones básicas a considerar.

De acuerdo al Libro I de las Normas Generales para la aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, Título X, de la gestión y Administración de Riesgos, se establecen las siguientes definiciones y principios básicos:

Administración de riesgos.- La Institución financiera debe establecer procesos que le permita identificar, medir, controlar, mitigar y monitorear los riesgos financieros, definir su perfil de riesgo, su grado de exposición dispuesto a asumir en el desarrollo del negocio, y mecanismos de contingencia para *proteger sus propios recursos y de terceros bajo su administración.*

Riesgo de crédito.- Como la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados de crédito que origina el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas.

Incumplimiento.- Se refiere al evento en el cual un deudor no se efectúa el pago de sus obligaciones bajo las condiciones previamente pactadas, no se efectúa el pago, lo hace con posterioridad a la fecha programada, o en distintas condiciones a las contraídas.

Probabilidad de incumplimiento o default (pi).- Es la posibilidad de que ocurra o se llegue a presentar el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago por parte de un deudor, en un período determinado durante la vigencia del crédito.

Nivel de exposición del riesgo de crédito (E).- Es el valor presente (al momento de producirse el incumplimiento) de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias.

Recuperabilidad (r).- Es el porcentaje de recuperación de cartera de los clientes que han caído en incumplimiento, una vez implementadas acciones judiciales y extrajudiciales de cobranzas.

Severidad de la pérdida (1 – r).- Es la pérdida que sufriría la institución después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos.

Pérdida esperada (PE).- Es el valor esperado de pérdida por riesgo crediticio en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida: $PE = E * p_i * (1 - r)$

Sistema de selección.- Conformada por un conjunto de reglas de decisión como apoyo en la toma de decisiones, a través de las cuales se establece una puntuación crediticia, utilizando información histórica y concreta de variables seleccionadas.

Modelo de Scoring.- O también conocido como Modelo Credit Scoring o Credit Score, es una herramienta estadística que permite predecir si un cliente incumplirá o no sus obligaciones de pago con una operación. Es un modelo predictivo cuya salida es la probabilidad de impago de la operación (probability of default, PD, o p_i).

Estructura Calificación de microcréditos.- De acuerdo a la normativa vigente de gestión de crédito, el proceso de calificación de activos de riesgo, así como la estructura y nivel de provisiones requeridas por la cartera de crédito, están

definidas en función del *tiempo de vencimiento* de las obligaciones, parámetro que permite determinar los casos de incumplimiento. Los plazos a través de los cuales se consideran microcréditos vencidos, son los que se muestran continuación:

Tabla No 3
Estructura de Plazos, Micro Créditos

Categoría Calificación	Período Morosidad (días)	
	Mayor a	Hasta
A. Riesgo Normal		5
B. Riesgo Potencial	5	30
C. Deficientes	30	60
D. Dudoso Recaudo	60	90
E. Pérdidas	90	

Fuente: Superintendencia de Bancos y Seguros. Libro I, Capítulo IX⁵

Por otro lado, la normativa vigente hace referencia a que la metodología a desarrollarse debe considerar criterios cuantitativos y cualitativos, de acuerdo a las políticas entidad y que la administración del crédito debe incluir las etapas de otorgamiento (evaluación, aprobación, instrumentación y desembolso), seguimiento, recuperación, y control; para lo cual se considera necesario establecer sistemas internos de evaluación crediticia para la selección y

⁵ *Riesgo Normal*, categoría otorgada a deudores que cumplen oportunamente con sus obligaciones y no existe indicios que su comportamiento podrá verse negativamente afectado en el futuro, es decir los flujos de fondos cubren de manera suficiente la capacidad de pago de las obligaciones de la entidad como del resto de sus acreedores, tanto de los intereses, como del capital prestado y otros adeudos.

Riesgo Potencial, corresponden a clientes cuyos flujos de fondos siguen demostrando la posibilidad de atender sus obligaciones, aunque no a su debido tiempo. Esta situación debe ser transitoria y superada a corto plazo.

Deficientes, clientes con debilidades financieras en donde su utilidad operacional o ingresos disponibles son insuficientes para cubrir con el pago de intereses y el servicio de capital en las condiciones pactadas. Se reflejan atrasos continuos, cancelaciones parciales y renovaciones sucesivas.

Dudoso Recaudo, al igual que los deficientes, el prestatario no alcanza a generar ingresos suficientes para el pago de los intereses ni para amortizar el principal en un plazo razonable, lo que obliga a prorrogar los vencimientos y a capitalizar los intereses total o parcialmente, con el consiguiente aumento de su endeudamiento, sin que existan posibilidades reales de mejorar este continuo deterioro patrimonial.

Pérdidas, créditos o porción de los mismos considerados como incobrables o con un valor de recuperación tan bajo en proporción a lo adeudado, que su mantención como activo no se justifique. Los clientes han sido declarados en quiebra o insolvencia, liquidación, o sufren un deterioro notorio presumiblemente irreversible de su solvencia. Pueden ser materia de castigo.

otorgamiento de los créditos, que se ajusten al perfil de riesgo de la entidad, a naturaleza, tamaño y complejidad de las operaciones de la institución, análisis de estados financieros, flujos de caja del proyecto, etc., para clientes con suficiente información financiera (créditos comerciales) y sistemas de evaluación crediticia, p.ej. *credit-scoring* para créditos a la microempresa y a las personas naturales (créditos de consumo y créditos para la vivienda).

2.2. Base de Datos.

La SBS dictaminó que las instituciones controlada iniciarán el almacenamiento de datos, registros y tablas, con el fin de conformar bases de datos de información con elementos suficientes para la administración del riesgo de crédito y elaboración de este tipo de modelos internos de evaluación-concesión de créditos, debiendo mantener al menos los siguientes parámetros tales como: género, estado civil, cargas familiares, educación, actividad económica, nivel de ingresos, activos, pasivos, tipo de residencia, etc., tipo producto de crédito, destino, plazo, monto, tasa, tipo de garantía, programa de pagos, etc., calificaciones de crédito propias de la institución y de manera global en el sistema financiero (Central de Riesgo), etc.

La base de datos empleada, con corte a junio del 2008, corresponde a registros de producto de microcrédito de acumulación simple o Asís individual de clientes de la Cooperativa; el número de clientes obtenidos originalmente de la información otorgada por la entidad, constituyen 3.244 registros de dicho producto de crédito, concedidos (fecha de desembolso) entre enero del 2004 hasta junio del 2008. Posteriormente fue necesario realizar una validación de la información original y depuración de inconsistencia en datos, llegando a

establecerse efectivamente una base de datos de 3.193 registros propios o clientes de microcrédito de acumulación simple.

Dicha base fue obtenida del sistema transaccional de la entidad, de aquí la información final, constituyen registros de operaciones de crédito con las siguientes condiciones:

- Producto: Microcrédito de Acumulación Simple (Asís Individual)
- Clientes que por primera vez solicitaron este tipo de crédito.

2.3. Selección de las Muestras.

Si bien es cierto, la normativa indica que para el desarrollo de metodologías y técnicas analíticas basadas en el comportamiento histórico de las operaciones de crédito que permitan determinar la pérdida esperada sobre la base de la probabilidad de incumplimiento, se deberá disponer de una base de datos de al menos de tres años inmediatos anteriores, se empleo esta data disponible por la entidad, ya que ésta ha venido trabajando en el almacenamiento de este tipo de estructura de datos, debido a una relativamente reciente adopción de políticas de manejo de información para la administración de riesgo de crédito.

La preparación de la muestra requiere establecer criterios que permitan delimitar la data final es decir, seleccionar registros y datos con clientes que cumplen con ciertos criterios preestablecidos, de manera que la muestra contengan clientes u operaciones que no sesguen el modelo Scoring.

Entonces, de la data de 3.193 clientes para la elaboración del modelo se escogió una muestra de aproximadamente del 40% de esta población, es decir 1.278 créditos, poniéndose especial atención en que la data resultante para la

elaboración del modelo este constituida por una cartera *madura, estable y representativa*⁶, a través de observar la tasa de morosidad de los créditos para establecer la ventana o espacio de tiempo con la que se desarrollará el modelo. En otras palabras que la base de datos mantenga microcréditos concedidos en el umbral establecido en donde se observe la existencia de morosidad de uno o varios créditos a través de los rangos de atrasos máximos, así como de seleccionar registros que tienen la categoría de buenos y de malos tratando de garantizar en lo posible igual proporción de éstos en la data.

Posteriormente, con la finalidad de realizar las comprobaciones del modelo, de esta muestra se escogió una sub-muestra de aproximadamente el 10%, es decir 128 clientes, los mismos que son influidos en la construcción del modelo Scoring. En tal virtud la data final para el desarrollo puro del modelo de discriminación, constituye 1.150 microcréditos.

Finalmente se tomo una tercera muestra de aproximadamente el 5% de la población restante no consideradas en las muestra anteriores, es decir de 96 casos para posteriores pruebas de transportabilidad del modelo, que será tratada en los capítulos posteriores.

2.4. Descripción de las variables.

Las variables de la base de datos proporcionada por la entidad, constituyen un total de 37 obtenidas en la etapa de estructuración y validación de información, y son las siguientes:

⁶ Estos procedimientos son conocidos también, por muchos especialistas como definición del horizonte temporal, en el que morosidad ocurrió o no ocurrió; p. ej. si el préstamo incurrió en mora durante el primer año de vida, el modelo predeciría el incumplimiento o impago a un horizonte temporal de un año, o si fue moroso en algún momento de su vida, el modelo predice el impago a un horizonte temporal igual a la vida del crédito.

Tabla No 4

Variables de la basa de datos de microcréditos

	VARIABLE	DESCRIPCION	TIPO
1	nro	Número de registro base de datos	Numérico
2	nro_oper	Número de operación del microcrédito	Numérico
3	est_sol	Estado de la solicitud de crédito	Caracter
4	tip_iden	Tipo de identificación del sujeto de crédito	Caracter
5	identific	Cédula / RUC del sujeto de crédito	string
6	id_cliente	Identidad del cliente sujeto de crédito	string
7	sexo	Sexo del cliente	Caracter
8	fecha_naci	fecha de nacimiento del cliente	Fecha
9	edad	edad del cliente al solicitar el crédito	Numérico
10	tip_per	tipo de personería	string
11	est_civil	Estado civil del sujeto de crédito	Caracter
12	educacion	Nivel educación del sujeto de crédito	Caracter
13	cargas_fam	Cargas familiares	Numérico
14	dir_domicilio	Dirección domiciliaria del solicitante	String
15	dir_trabajo	Dirección de trabajo/actividad del solicitante	String
16	act_nego	Tipo actividad / negocio	String
17	tip_cred	tipo de crédito	Caracter
18	fecha_sol	Fecha de solicitud del microcrédito	Fecha
19	fecha_con	Fecha de concesión del microcrédito	Fecha
20	calif_ifi	Calificación propia de la institución al momento de la concesión	Caracter
21	calif_central	Calificación en Central de Riesgos al momento de la concesión	Caracter
22	monto	Monto de conseción	Numérico
23	plazo	Plazo de conseción	Numérico
24	fecha_ven	Fecha de vencimiento del crédito original	Fecha
25	tasa	tasa de interes original del crédito	Numérico
26	tipo_cuota	tipo de cuota del crédito	Numérico
27	cuota	cuota de pago	Numérico
28	dest_cred	Destino del crédito	Caracter
29	saldo	saldo en mora en sistema financiero según Central de Riesgos	Numérico
30	patrimonio	Patrimonio	Numérico
31	ingresos	Ingresos mensuales promedio	Numérico
32	gastos	Gastos mensuales promedio	Numérico
33	cobertura	% Cobertura de pago (nivel de endeudamiento)	Numérico
34	garantia	Tipo garantía	Caracter
35	estatus_cred	Estatus de la operación de microcrédito	Caracter
36	mora_prom	atraso promedio de pago de cuotas (días)	Numérico
37	mora_max	atraso maximo de pago de cuotas (días)	Numérico

Fuente: Institución Financiera

2.5. Definición de incumplimiento.

Los modelos internos para administración del riesgo de crédito se sustentan en el cálculo de probabilidades de incumplimiento, para lo cual se deben diseñar modelos de calificación y aprobación de riesgo (Scoring), que permitirán asignar la categoría de riesgo a la cual pertenece cada cliente, en función de variables cualitativas y cuantitativas referentes a las características y comportamiento de los sujetos de crédito. Estos sistemas parten de la

definición del concepto de incumplimiento, es decir la institución concibe que los clientes dejan de tener un comportamiento de pago voluntario, siendo necesario iniciar acciones de cobranza, para minimizar las posibles pérdidas que pueden presentarse.

Se pretende entonces determinar la posición a partir del cual el comportamiento de pago de los clientes de la Cooperativa deja de ser voluntario, requiriéndose ejecutar acciones de cobranza, lo que permitirá definir el *incumplimiento*, que a su vez será la variable dependiente del modelo Scoring a ser desarrollado. En otras palabras, se desea establecer el conjunto de variables o especificaciones propias de la institución, que permitan definir el incumplimiento para las operaciones de este tipo de microcrédito de la Cooperativa, que permitirá definir los denominados clientes buenos y malos, como variable explicada en el modelo final.

2.6. Definición de la variable tipo pagador

Atenta su naturaleza los microcréditos son calificados en función de la morosidad en el pago de las cuotas pactadas. Para definir los buenos y malos clientes como variable objetivo, se utilizó el siguiente planteamiento, que utiliza variables de tipo mora máxima y mora promedio⁷, que son consideradas particularmente por la institución para este segmento de microcrédito, y que se muestra a continuación:

⁷ Estos datos son los comportamientos que han tenido los clientes de este tipo de microcrédito, a fin de evaluar la peor calificación a la que han llegado, es decir, cuantos días de retraso en el pago de una cuota han acumulado en un determinado mes, lo que determinará si ese socio es buen pagador o no.

- *Considerados clientes Buenos*, aquellos que registren durante la vigencia de crédito, mora o atrasos máximos de 0 a 30 días y mora o atrasos promedio de 0 a 15 días.
- *Considerados clientes Malos*, aquellos con atrasos promedio mayor o igual a los 16 días, más los clientes con atraso máximo mayor o igual a 31 días; y todo tipo atraso promedio y máximo que supere los permitidos como clientes buenos.

En tal virtud, la definición de la variable dependiente o variable tipo pagador del modelo a desarrollar posteriormente, se encuentra definida como se muestra en la tabla siguiente y se ilustra en la figura posterior.

Tabla No 5

Variable dependiente: Tipo de cliente	
Tipo	Definición (días)
Buen cliente	Atraso promedio \leq 15 días y Atraso máximo \leq 30 días
Mal Cliente	Demás atrasos promedios y máximos

Desarrollo: El Autor

Figura No 2

Definición tipo de cliente de acuerdo a la morosidad de pago

Rango Atraso Promedio (días)	Rango Atraso Máximo (días)						
	0	1 -15	16 - 30	31 - 60	61 - 90	91 - 120	> 120
0	Yellow	Yellow	Yellow	Red	Red	Red	Red
1 -15	White	Yellow	Yellow	Red	Red	Red	Red
16 - 30	White	White	Red	Red	Red	Red	Red
31 - 60	White	White	White	Red	Red	Red	Red
61 - 90	White	White	White	White	Red	Red	Red
91 - 120	White	White	White	White	White	Red	Red
> 120	White	White	White	White	White	White	Red

Yellow Clientes Buenos

Red Clientes Malos

Desarrollo: El Autor

Una vez construida la variable dependiente se clasifican y categorizan aquellos clientes que se ajustan a cualquiera de los dos criterios por lo que la data para la construcción del modelo se estructura en base a esta variable definida.

Tabla No 6

<i>Variable dependiente: Tipo de cliente</i>	
<i>Tipo</i>	<i>Codificación</i>
Buen cliente	1 (buen pagador)
Mal Cliente	0 (incumplido)

Desarrollo: El Autor

En tal virtud se crea la variable N° 38 para el análisis de la base de datos y construcción del modelo credit score.

2.7. Variables explicativas

Se consideran además como variables a incluirse en el análisis y deducción del modelo score, aquellas que de manera individual o juntas puedan interpretar o explicar el comportamiento de pago del cliente o la variable dependiente.

Se incluyen entonces principalmente variables de calificaciones históricas de crédito del individuo durante la vida del crédito, y mantenidas dentro del sistema financiero, variables de comportamiento, de producto y condiciones del crédito, financieras y socio demográficas del cliente. A partir de la información de estas operaciones de crédito, y de las herramientas y técnicas estadísticas matemáticas, se construyen y definen las variables finalistas que intervendrán en el modelo Scoring como independientes o explicativas de la variable tipo pagador. Como primer paso el análisis descriptivo, de frecuencias y exploratorios de las variables se ilustra en la sección de anexos (Anexo 1).

CAPÍTULO III

CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE EVALUACIÓN.

Como se comentó en el capítulo primero, con la finalidad de mitigar el riesgo de crédito, la Cooperativa ha considerado el establecer un modelo de evaluación o modelo Scoring como sistema de administración de riesgo de crédito para su producto de microcrédito indicado, considerando que bajo el esquema vigente de gestión y administración del riesgo integral, el componente de riesgo de crédito constituye uno de los elementos centrales del análisis.

En virtud de la importancia que tiene la cartera de microcrédito en la estructura financiera de la Cooperativa San Francisco de Asís, se pretende establecer el enfoque metodológico de modelos de cuantificación, políticas, procedimientos, límites, estructuras, responsables y actividades necesarias al momento de diseñar e implementar un sistema de gestión de riesgo de crédito, lo que permitirá a la Institución, establecer con carácter predictivo y preventivo las potenciales pérdidas máximas que la entidad estaría dispuesta a asumir por concepto de incumplimiento de sus clientes, con el fin de preservar la calidad de su activo y solvencia.

3.1. Sobre la metodología Scoring.

Luego de establecer los tipos de clientes que presenta la Cooperativa (buenos/malos) es necesario determinar la influencia que estos presentan directamente en la administración del riesgo de crédito como una de las principales causas de pérdida. Para ello se utiliza herramientas estadísticas como técnicas de regresión logística, considerado como uno de los modelos más adecuados ya que relaciona la probabilidad de un buen pagador. La

metodología a desarrollarse tiene el carácter de propiciar la construcción de un *modelo de aprobación*⁸, como técnica de regresión del modelo de Credit score.

El cálculo de la probabilidad de incumplimiento con la definición de un modelo interno para el producto de microcrédito que analice el comportamiento de pago de los clientes, constituye parte del esquema de evaluación y diseño metodológico del sistema de gestión del riesgo de crédito de la Institución, cuya finalidad es determinar la calidad crediticia de sus clientes, que a su vez se sustenta en un modelo predictivo de credit scoring, generado al momento de modelar el incumplimiento (variable dependiente), en función de un conjunto de variables cualitativas y cuantitativas (características y comportamiento del individuo con respecto al pago), para de esta manera tener mejor identificación y control del riesgo de las operaciones de crédito.

Para la elaboración del modelo se debe entender las particularidades de la institución de acuerdo a sus características y enfoques del segmento de mercado escogido, puesto que, cada institución financiera presenta su propio perfil de riesgo de acuerdo a las características de los mercados en los que opera y de sus productos que ofrece y que por lo tanto no existe un modelo único ni ideal de administración del riesgo de crédito, sino que cada entidad debe desarrollar su propio esquema.

3.1.1. Modelos Internos

Con la realización de estos modelos, se viabiliza el cálculo la pérdida esperada bajo el enfoque de Basilea II, además que da la oportunidad que

⁸ O también conocidos como reactivos, ya que responden a una solicitud de crédito por parte del cliente, y para medir el riesgo se sustentan básicamente en los datos que aporta el cliente de su información verificada en su solicitud de crédito, antecedentes históricos, y reportada en la central de riesgo, y son utilizados para evaluar al cliente como apto o no para otorgarle un crédito.

todos los componentes de la pérdida esperada sean calculados por la propia entidad. Sin embargo estos modelos que tiene que ser sometidos a un riguroso proceso de supervisión y evaluación por parte de la SBS, para que las entidades lo puedan emplear e implementar en el paso siguiente del cálculo de las provisiones.

No obstante, el modelo a encontrarse, no pretende ser presentado al órgano de control, ni mucho menos intentar ser calificado y aprobado, sino más bien constituye un primer ensayo sobre métodos internos de cuantificación de riesgo de crédito, a través del cálculo de la probabilidad de incumplimiento en las operaciones de microcrédito del producto detalladas en capítulos anteriores, para que la Cooperativa pueda autoevaluarse aprendiendo de sus ventajas y limitaciones; es decir propone una aproximación a las metodologías propias que la Institución debe entender, investigar y perfeccionar, en aras de propiciar una adecuada gestión de riesgo de crédito.

3.1.2. Score de Aprobación.

A través del modelo a desarrollarse mediante un módulo de selección múltiple de variables en función de la información brindada de la institución, se espera obtener un puntaje de asignación de riesgo asociado a cada cliente o sujeto de crédito, que permite establecer el nivel o probabilidad de incumplimiento de sus obligaciones crediticias, que le permitirá a la entidad establecer un umbral de colocación en función de la magnitud de riesgo deseada. El modelo Scoring presentado se ha adaptado a la información de la institución financiera.

3.2. Sobre las herramientas Estadísticas - Matemáticas.

Entre los modelos de elección que tratan de expresar variables, existe una amplia clasificación y especificación de modelos, que se particularizan por su tratamiento y connotación, por ejemplo, de acuerdo al número de alternativas u opciones posibles de respuestas de la variable endógena o dependiente (modelos binarios de respuesta dicotómica y modelos de elección múltiple), a la función empleada para la estimación de la probabilidad, (modelo de probabilidad lineal, Logit, Probit, Poisson, Multinomial), de acuerdo al tipo de análisis de respuesta (de Conjunto, Multidimensional, Correspondencias, Clúster, Canónico), etc. En fin, existen varias metodologías de regresión o análisis multivariante que interpretan a una variable dependiente a través de otras independientes; sin embargo de las experiencias conocidas las más aplicables desarrolladas en modelos de scoring de este tipo, se concentran en tres opciones de modelos estadísticos construidos a través del *método paso a paso*⁹, seleccionando aquel que provee la mayor información y discrimine en mejor forma la variable dependiente (incumplimiento), estos son:

- Discriminante
- Regresión lineal
- Regresión logística binaria

Análisis Discriminante, permite clasificar a los sujetos por estratos de categorización específicos conocidos también como grupos (D), en función de

⁹ Método paso a paso o setpwise, consiste en ir adicionando variables al modelo, usando el estadístico G (Wald), para saber si la nueva variable explica significativamente la variable respuesta. De igual manera, este procedimiento elimina variables ya incluidas que por el efecto de la inclusión de la nueva variable, ésta puede ser no significativa.

una serie de características o variables predictivas, establecida como una combinación lineal, la ecuación del modelo es la siguiente:

$$D = B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_p X_p \quad (1)$$

Modelo Lineal, determina una relación entre la variable respuesta Y , bajo el supuesto de que ésta última sigue una Distribución Normal, y un conjunto de variables predictivas, la ecuación del modelo es la siguiente:

$$Y = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_p X_p \quad (2)$$

Modelo Logit o logístico, proporciona la probabilidad de que una determinada observación pertenezca a un cierto grupo, conocidos los valores de las variables independientes para esa observación, la ecuación del modelo es la siguiente:

$$P_j = \frac{e^{Z_j}}{1 + e^{Z_j}}, \text{ sabiendo que } Z_j = B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_p X_p \quad (3)$$

O, lo que es lo mismo:

$$\log\left(\frac{P_j}{1 - P_j}\right) = B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_p X_p \quad (4)$$

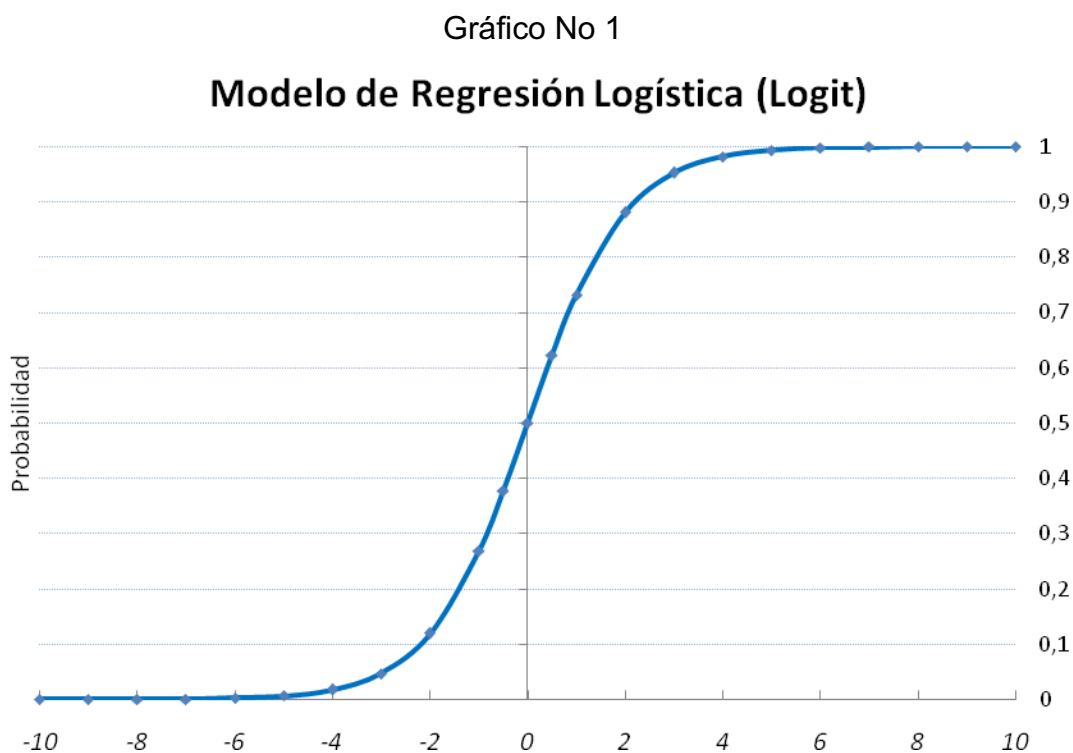
Donde: X_p = Variables independientes, $p = 1, \dots, n$

B_p = Coeficientes estimados o pesos de cada variable, $p = 1, \dots, n$

Z_j = Puntuación del individuo o de la observación $j = 1, \dots, k$

P_j = Probabilidad del individuo j , de pertenecer a un grupo

La función de distribución logística que modela la variable respuesta de la ecuación, cumple con los requisitos de ser una función continua, y que puede tomar cualquier valor comprendido entre 0 y 1. Además que la variable dependiente modelada es dicotómica, En cuanto a la interpretación de los parámetros estimados (coeficientes) el signo de los mismos indica la dirección en que se mueve la probabilidad cuando aumenta la variable explicativa. Gráficamente, la representación del modelo logístico se ilustra a continuación:



Desarrollo: El Autor

De los modelos estadísticos indicados, el propuesto de estudio para este caso, que genera adecuadamente la discriminación y clasificación de los clientes a través del cálculo de una probabilidad, está determinado por una **regresión logística** o modelo logit, donde la variable que se desea predecir es la variable incumplimiento (dependiente), que queda definida por cuantas variables independientes sean significativas/representativas, y las constantes

respectivas asociadas a cada una de éstas. Además que la regresión logística es el método más adecuado para este tipo de casos donde las variables dependientes pueden ser cuantitativas y cualitativas, con la variable dependiente cualitativa.

3.3. Construcción del Modelo Credit Score.

Los softwares empleados, que permitieron administrar y analizar la base de datos en el diseño del modelo y de las muestras fueron: Excel 2007 y SPSS 15.0, éste último utilizado para el desarrollo estadístico que se explica de mejor forma en el Anexo 2. Como se indicó, la base para la construcción del modelo consta de 1.150 registros con 37 campos (variables independientes) de información tanto interna de la institución, como concerniente a la central de riesgos del cliente, como se presentaron en el Anexo 1 del capítulo anterior.

Una vez establecida la base definitiva para la construcción de la ecuación logística, y definido los criterios de clientes potenciales o no, (buenos o malos), la metodología para la construcción del modelo scoring se desarrolló en base a las siguientes etapas:

3.3.1. Análisis de variables

En el capítulo anterior y en la sección Anexo 1 se dio a conocer sobre las variables encontradas en la base de datos y su composición y características fundamentales, en tal virtud como primer paso en la selección de variables adecuada para el modelo, se eliminan ciertas variables que no aportan al modelo requerido puesto que no tendrían ningún efecto en la discriminación con la variable dependiente, tales como son:

- Número de registro
- Número de operación de crédito
- Estado de la solicitud
- Tipo de documento de identificación del sujeto
- Número del documento de identificación del sujeto
- Identidad del sujeto de crédito
- Fecha de nacimiento del sujeto de crédito
- Tipo de personería
- Dirección domiciliaria del sujeto de crédito
- Dirección de trabajo, negocio o actividad del sujeto de crédito
- Actividad del negocio
- Tipo de crédito
- Fecha de solicitud del crédito
- Fecha de concesión del crédito
- Fecha de vencimiento original del crédito
- Tipo de cuota
- Tipo de garantía

Posteriormente, 18 variables independientes son consideradas para el siguiente análisis (11 variables cuantitativas y 7 variables cualitativas). Luego de realizada la fase de evaluación de las variables disponibles de la base de datos final para la elaboración del modelo (Anexo 1), y habiendo definido la variable dependiente del modelo de regresión a ser construido, es necesario proceder con la identificación de las variables independientes candidatas que podrían ser incluidas en el modelo Scoring como finalistas.

La selección de estas variables que serán consideradas en el modelo se realiza al determinar, si estas aportan y en qué medida, en la explicación de la variable dependiente de la regresión, es decir se seleccionan y priorizan a aquellas que denotan características que permiten evidenciar la existencia de discriminación entre la clasificación de buenos y malos, de acuerdo a la definición de incumplimiento. Para lo cual se evalúa el comportamiento de cada una de las variables independientes con la dependiente, mediante un análisis bivariante, como primer sustento estadístico para priorizar la incorporación de las variables al modelo y el orden de éstas, esperando que se encuentren en la regresión final las que mejor expliquen el comportamiento entre clientes buenos y malos. El análisis bivariante se realiza dependiendo del tipo de variables a ser incorporada.

En variables categóricas (que toman únicamente valores excluyentes de una lista definida de resultados que pueden ser nominales y ordinales), el análisis bivariante se realiza a través de tablas de contingencias (cruce de variables) en donde las filas representaran las opciones de respuesta de la variable dependiente analizada y las columna la clasificación entre buenos y malos de la variable dependiente. La capacidad de discriminación se observa a través del porcentaje de buenos y malos que existe en cada categoría, complementado con el nivel de significancia¹⁰ (probabilidad que la variable no se explique el incumplimiento, H_0), tal como de ilustra en el Anexo 3.

Para variables discretas (variables numéricas que toma únicamente valores enteros) y continuas (variables numéricas que toman cualquier valor

¹⁰ Pruebas de medidas simétricas para variables categóricas, el nivel de significancia es el dato obtenido a partir del valor del estadístico de contraste, que nos permite rechazar o no rechazar la hipótesis nula H_0 .

entero o decimal) se evalúan ciertos estadísticos como la media, mediana, moda, desviación estándar, varianza, etc., entre los grupos de la variable de control y la dependiente¹¹ (Anexo 3).

3.3.2. Proporcionalidad.

Como se comento anteriormente, lo ideal en el desarrollo de un modelo logístico de este tipo con la base seleccionada, es que ésta mantenga una proporción de aproximadamente 50/50 en la variable respuesta (en nuestro caso 50% de clientes bajo la categoría de buenos y 50% de malos), sin embargo por las características, disponibilidad de información y de operaciones, esta condición no se mantiene, sino mas bien en una proporción de 63% / 37%, que rezaga a los clientes denominados mal pagadores (que son el sustento principal en el modelo de predicción buscado), tal como se muestra en la figura siguiente:

Figura No 3

Incumplimiento

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid mal pagador	426	37,0	37,0	37,0
buen pagador	724	63,0	63,0	100,0
Total	1150	100,0	100,0	

Desarrollo: El Autor

En tal caso, y a fin de diseñar un modelo lo más adecuado posible es necesario compensar y armonizar este desequilibrio, para lo cual se procede a ponderar o establecer pesos¹² a las categorías de la variable dependiente de tal manera que la nueva proporción sea del 50/50.

¹¹ Comparación de medias y pruebas de independencia para variables discretas y continuas

¹² La ponderación o pesos esta dado por: peso a los malos pagadores = número de buenos pagadores / número de malos pagadores.

3.3.3. Selección de variables independientes.

Luego de filtrar esta base de datos, descartando aquellas variables que no aportan al modelo requerido, que su contribución es mínima, o redundante y que puede ser explicada por otra variable más representativa; los resultados de los análisis en este capítulo, han llegado a definir algunas variables candidatas a ser incluidas en el modelo, y otras a considerarlas como descartadas, no obstante esta condición no es totalmente concluyente pues hasta el momento se han analizado únicamente las relaciones individuales de cada una de las variables independientes con la variable incumplimiento y no el conjunto en la construcción del modelo general que represente la variable dependiente, en todo caso los análisis realizados hasta ahora, proporcionan una idea adecuadamente sobre el orden de ingreso de las variables en las diversas iteraciones hasta definir el modelo explicativo general.

Recordemos que estas variables exógenas son las variables que explicarían el modelo, y por sus características propias e intrínsecas nutren al mismo, pues a partir de su participación determinan el resultado final con respecto al carácter del cliente. La data está compuesta de variables tanto cuantitativas como cualitativas, de tipos continuas y categóricas, algunas variables tuvieron que recibir un tratamiento adecuado¹³ para que la información sea manejable.

Las variables independientes “candidatas” en la elaboración del modelo se reducirían entonces a 5, siendo estas:

- Calificación de la IFI al momento de la concesión
- Calificación de la central de riesgos al momento de la concesión

¹³ En varias variables fue necesario su categorización y creación de variables dicotómicas.

- Valor de cuota de pago
- Saldo adeudado
- Cobertura de pago (%).

3.3.4. Estimación del Modelo Logístico

Una vez definidas las variables independientes finalistas, se ajusta un modelo logístico con la incorporación paso a paso de dichas variables explicativas, con la variable dependiente, a fin de obtener un modelo logístico similar al denota en la fórmula (4). Se realizó 15 corridas del modelo logístico con diferentes combinaciones de variables entrantes en el modelo y signos de las mismas, en la sección anexos (Anexo 4) se presentan los resultados de las principales corridas con mayor significación estadística, cabe recordar que en las tablas estadísticas de diversas bibliografías especializadas para que un valor sea significativo debe cumplir que su *valor de p* ¹⁴ sea menor a 0.05 al 95% de confianza.

De estas corridas se escoge a la regresión logística cuyos parámetros y estadísticos de prueba, revelan mayor ajuste y significancia como el modelo final. Luego, al observar los cálculos de las diversas simulaciones del modelo logístico mostrados en el anexo 4, las variables consideradas como finalistas prácticamente son las que mejor contribuyen a la interpretación de la variable incumplimiento, y sin embargo al incluir y/o excluir paso a paso variables adicionales el ajuste y discriminación del modelo no muestra mejoría sustancial.

¹⁴ Valor de P, se emplea con frecuencia en las pruebas de hipótesis y representa la probabilidad de que la estadística de prueba tomará un valor al menos tan extremo como el valor observado en ella cuando H_0 es verdadera, es decir es el nivel de significancia más pequeño que conduciría al rechazo de H_0 .

En tal virtud se considera a las 5 variables indicadas anteriormente como finalistas del modelo general. No obstante en todas las simulaciones se observa que la significancia del coeficiente de la categoría *calif_central (1)* de la variable *Calificación de la central de riesgos*, es la que presenta peor ajuste y debe ser excluida, por lo que esta variable es categorizada nuevamente en una variable dicotómica de la siguiente manera: Calificación A = 1, Calificación B o C = 0.

De los modelos estadísticos, pruebas y niveles de significancia desarrollados, el propuesto que generaría de mejor manera la discriminación y clasificación de los clientes del Cooperativa, está determinado por una regresión logística, donde la variable que se desea predecir es la variable incumplimiento (dependiente), que queda definida finalmente por 6 categorías como variables independientes y una constante. A continuación se presenta las variables resultantes con sus respectivos coeficientes asociados, que fueron obtenidas en el cálculo de la regresión logística seleccionada.

Tabla No 7

Nro	Variable	Descripción	Coeficiente	Significancia
1	calif_IFI(C)	Calificación de riesgo C de la Cooperativa, momento de concesión	-0,9394	0,0379982
2	calif_IFI(B)	Calificación de riesgo B de la Cooperativa, momento de concesión	-1,4844	0,0000087
3	calif_central_2(B o C)	Calificación de riesgo B o C de la Central de Riesgos al momento concesión	-2,7652	0,0000000
4	cuota	Valor de la cuota de pago	-0,0005	0,0235912
5	saldo	Saldo en mora en el sistema financiero según Central de Riesgos, momento de concesión	-0,0077	0,0000000
6	cobertura	% Cobertura de pago (nivel de endeudamiento)	0,0049	0,0430147
7	c	Constante del modelo	2,2089	0,0000000

Desarrollo: El Autor

Luego, la estimación del modelo logístico viene dado de la siguiente manera:

$$Z_j = 2.2089 - 0.9394 * Calif_IFI(C) - 1.4844 * Calif_IFI(C) - \\ - 2.7652 * Calif_central_2(B o C) - 0.0005 * Cuota - 0.007 * saldo \\ + 0.0049 * Cobertura$$

Donde Z_j constituye la puntuación del individuo sujeto de crédito u observación j .

Finalmente, la probabilidad de que un individuo sujeto de crédito j , sea incumplido en sus obligaciones esta definido por P_j , de la siguiente manera:

$$P_j = \frac{e^{Z_j}}{1 + e^{Z_j}}, \text{ sabiendo que } Z_j = B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_p X_p$$

Debiendo interpretarse bajo la definición de incumplimiento (1 = buen cliente, y 0= mal cliente), que mientras dicho valor de probabilidad calculado sea más cercana a cero, la posibilidad de que el individuo resulte ser impago en algún momento de la operación de microcrédito es mayor, y viceversa al acercarse a uno representaría un mejor comportamiento de pago del cliente.

CAPÍTULO IV

PRUEBAS DEL MODELO DE EVALUACIÓN Y SCORING.

Recordemos primero que para la construcción del modelo logístico fue necesario extraer una muestra de la base de datos de microcréditos individuales así, y que esta muestra se dividió en dos partes (también a través de técnicas de muestreo), una específica para la construcción del modelo puro, y otra para el testeado o backtesting del modelo. Adicionalmente de los datos no escogidos en la muestra inicial se seleccionó una tercera data para otro tipo de análisis de backtesting, el de transportabilidad.

La forma como se escogieron las muestras en el estudio, fueron utilizando aplicaciones del paquete estadístico SPSS, empleando a través de generación de números aleatorios, empezando desde la primera observación y definiendo el número total de elementos la muestra, (de esta forma se asegura que este proceso sea aleatorio), fundamentada en que no altera el orden que presentaban los clientes en la data conforme la fecha de concesión.

De esta manera, con la submuestra resultante (como se indicó en el capítulo anterior), se utiliza exclusivamente para el testeado de backtesting del modelo. Para definir el tamaño de la muestra original utilizada tanto para la construcción y validación del modelo, prácticamente se empleó un porcentaje alto con relación a la población del 40% (mayores al 10% de la población), y no se realizaron cálculos para definición de números de muestra a través fórmulas estadísticas, esto debido a que la población original no es suficientemente grande y el propósito es conservar lo mejor posible la representatividad de la población en una muestra estable.

En lo que se refiere a la evaluación estadística del modelo propuesto original, se mide el nivel de ajuste o significancia, nivel de predictibilidad y discriminación, para lo cual se consideró en el estudio las siguientes pruebas más usuales empleadas en modelos scoring.

4.1. Pruebas de significancia del modelo.

Al plantearse cómo y con qué se comparan los modelos logísticos, existen varios estadísticos sugeridos en la comprobación de modelos, el más frecuentemente usado es el *logaritmo del cociente de verosimilitudes*¹⁵. Los modelos a comparar se pueden construir de dos formas: por eliminación o hacia atrás, y por inclusión o hacia adelante (como se muestra en el Anexo 4). En este caso se utilizó la estrategia de paso a paso hacia adelante, en donde se empezó con un modelo de una variable, aquella que presente el mejor logaritmo del cociente de verosimilitudes. Se calculó el logaritmo del cociente de verosimilitudes para la inclusión de todas las demás variables, se elige el menor de ellos y se contrasta con el nivel de significación elegido. Si es menor que el valor crítico, se detiene el proceso y se elige el modelo simple como mejor modelo, y si es mayor o igual que dicho valor crítico, esa variable se incluye en el modelo y se vuelve a calcular el logaritmo del cociente de verosimilitudes para la inclusión de cada una de todas las restantes, y así

¹⁵ En todos los modelos de regresión lineal simple y regresión múltiple, los coeficientes del mismo se estiman y los contrastes de hipótesis se realizan del mismo modo, incluso se puede hacer contrastes no sólo sobre cada coeficiente, sino también sobre el modelo completo o para comparar modelos a través del estadístico F de Fisher; en el caso de una regresión logística el procediendo es análogo, y se lo hace mediante el llamado *logaritmo del cociente de verosimilitudes* (*log. likelihood ratio*)

sucesivamente hasta que no se pueda incluir ninguna más, dicho resumen se ilustra a continuación:

Figura No 4

Iteration History^{a,b,c,d}

Iteration	-2 Log likelihood	Coefficients						
		Constant	calif IFI(1)	calif IFI(2)	calif_central_2(1)	cuota	saldo	cobertura
Step 1	1062,969	1,556	-,520	-,809	-2,080	,000	-,003	,003
1 2	1024,048	2,046	-,847	-1,307	-2,588	-,001	-,006	,004
3	1021,290	2,194	-,934	-1,470	-2,750	-,001	-,008	,005
4	1021,267	2,209	-,939	-1,484	-2,765	-,001	-,008	,005
5	1021,267	2,209	-,939	-1,484	-2,765	-,001	-,008	,005

a. Method: Enter

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 1516,129

d. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Desarrollo: El Autor

La *Prueba Ómnibus*, brinda una prueba de ajuste global del modelo, a través del estadístico Ji-cuadrado, contrastando la hipótesis nula que el incremento obtenido en el ajuste global del modelo es nulo. Con esta prueba se puede determinar si al introducir variables independientes se consigue un incremento significativo del ajuste global, este incremento se valora tomando como referencia un modelo nulo. Por lo tanto, puesto que el modelo se construye en un único paso todas las secciones de la tabla informan del mismo valor, (mejora respecto al modelo nulo), es decir, respecto al modelo del paso 0, el ajuste del modelo es fuertemente significativo con $p < 0.05$, incluso $p < 0.001$; por lo que se rechaza la hipótesis nula y se concluye que con las variables consideradas no solo el ajuste mejora significativamente sino además la capacidad predictiva del modelo.

Figura No 5

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step 1 Step	494,863	6	,000
Block	494,863	6	,000
Model	494,863	6	,000

Desarrollo: El Autor

La prueba de significancia de Razón de Verosimilitud (Ómnibus), que mide la significancia conjunta de los parámetros estimados, la prueba de logaritmo de la Función de Verosimilitud (-2 veces el logaritmo de la verosimilitud), y por otro lado el estadístico R cuadrado de Nagelkerke (equivalente al coeficiente R² de determinación en modelos de regresión lineal y múltiple) demuestra que los coeficientes de las variables del modelo son significativas y diferentes de cero, y que el modelo de regresión es representativo. Para la clasificación de los clientes de una institución financiera la R² de Nagelkerke mostró un coeficiente de determinación moderado (0,677).

Figura No 6

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1021,267 ^a	,497	,677

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Desarrollo: El Autor

4.2. Significancia del ajuste de datos y coeficientes del modelo.

En esta sección los estadísticos utilizados, se emplean para evidenciar el nivel de ajuste de los datos al modelo, las pruebas usadas que miden el porcentaje de asignación que representa el grado en que el modelo recoge las características de la población o muestra aplicada en su estimación fueron: prueba de Wald, prueba K-S (o prueba de Kolmogorov Smirnov), prueba de Hosmer-Lemeshow, y la prueba de Razón de Ajuste (Accuracy Ratio - AR - ROC o curva de poder), las mismas que llegaron a evaluar el poder discriminante del modelo como adecuado y significativo.

Para evaluar la significación estadística de una variable concreta dentro del modelo, nos fijaremos en el valor del estadístico (Ji cuadrado) de Wald correspondiente al coeficiente de la variable y en su nivel de probabilidad. El estadístico Wald en regresión logística, es una prueba de significación estadística que testea la hipótesis nula de que los coeficientes de las variables son iguales a cero, y realiza estimaciones por intervalos. Su valor para un coeficiente viene dado por el cociente entre el valor del coeficiente y su error estándar. La obtención de significación ($p < 0.05$) indica que dicho coeficiente es diferente de 0 y merece la pena su conservación en el modelo. Se comporta como una distribución Ji-cuadrado.

Figura No 7

Variables in the Equation

		B	Wald	df	Sig.
Step 1 ^a	calif_IFI		20,399	2	,000
	calif_IFI(1)	-,939	9,771	1	,038
	calif_IFI(2)	-1,484	19,785	1	,000
	calif_central_2(1)	-2,765	282,415	1	,000
	cuota	-,001	7,405	1	,024
	saldo	-,008	52,890	1	,000
	cobertura	,005	5,068	1	,043
	Constant	2,209	74,874	1	,000

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central_2, cuota, saldo, cobertura.

Desarrollo: El Autor

El test de Kolmogorov-Smirnov (K-S) es una prueba no paramétrica de bondad de ajuste a una ley continua, de dos funciones de probabilidad empíricas entre sí, y permite entonces poner a prueba la hipótesis de si dos muestras provienen de una población que tiene la misma ley o distribución teórica específica. Esta prueba está basada en medidas de separación de distribuciones sobre un conjunto de observaciones en cuantiles. Mide el grado

de concordancia existente entre la distribución de un conjunto de datos y su distribución teórica.

Se compara la distribución acumulada de las frecuencias teóricas con la distribución acumulada de las frecuencias observadas, se encuentra el punto de divergencia máxima y se determina qué probabilidad existe de que una diferencia de esa magnitud se deba al azar. Para lo cual se calculan las frecuencias y frecuencias acumuladas tanto esperadas como observadas de la distribución para determinado número de clases, en arreglo de rangos de menor a mayor, se obtiene la máxima distancia K-S entre ambas y se compara dicho estadístico en la tabla de valores críticos de D bajo hipótesis de distribución normal, para la decisión de aceptar o no la hipótesis. A continuación se ilustra la prueba K – S para el modelo original:

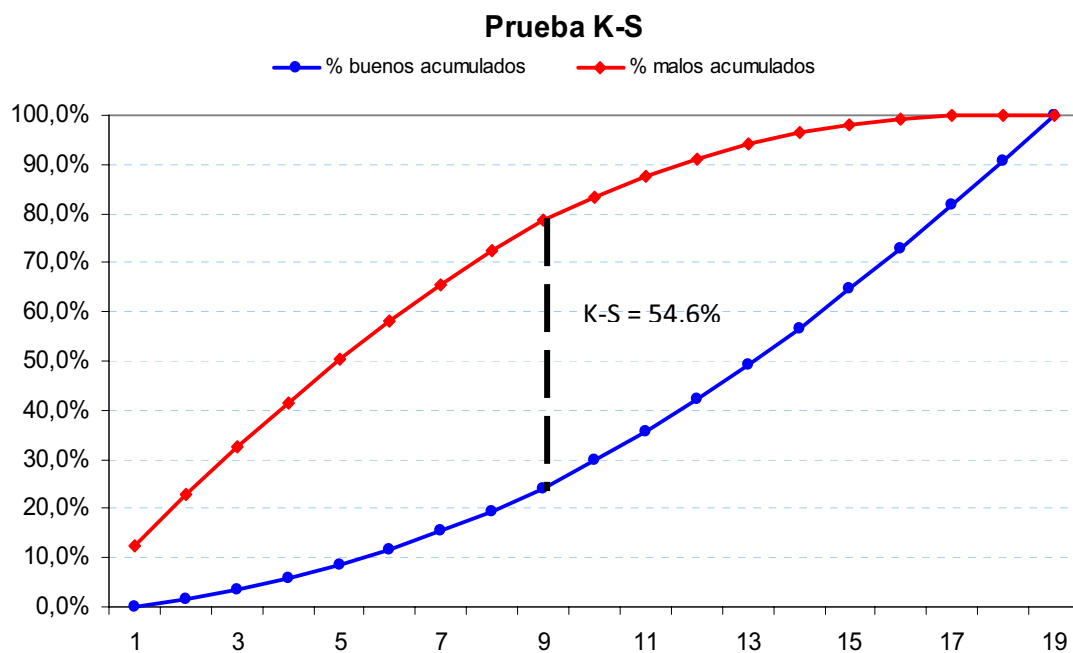
Tabla No 8

VALORES DE LA PRUEBA KOLMOGOROV - SMIRNOV					
Veintiles	% buenos	% malos	% buenos acumulados	% malos acumulados	diferencia K-S
p(1/20)	0	0,12339585	0,0%	12,3%	12,3%
p(2/20)	0,01468429	0,10365252	1,5%	22,7%	21,2%
p(3/20)	0,01908957	0,09772952	3,4%	32,5%	29,1%
p(4/20)	0,02349486	0,09180652	5,7%	41,7%	35,9%
p(5/20)	0,02790015	0,08588351	8,5%	50,2%	41,7%
p(6/20)	0,03230543	0,07996051	11,7%	58,2%	46,5%
p(7/20)	0,03671072	0,07403751	15,4%	65,6%	50,2%
p(8/20)	0,04111601	0,06811451	19,5%	72,5%	52,9%
p(9/20)	0,04552129	0,06219151	24,1%	78,7%	54,6%
p(10/20)	0,05653451	0,04738401	29,7%	83,4%	53,7%
p(11/20)	0,06093979	0,04146101	35,8%	87,6%	51,7%
p(12/20)	0,06534508	0,03553801	42,4%	91,1%	48,8%
p(13/20)	0,06975037	0,029615	49,3%	94,1%	44,7%
p(14/20)	0,07415565	0,023692	56,8%	96,4%	39,7%
p(15/20)	0,07856094	0,017769	64,6%	98,2%	33,6%
p(16/20)	0,08296623	0,011846	72,9%	99,4%	26,5%
p(17/20)	0,08737151	0,005923	81,6%	100,0%	18,4%
p(19/20)	0,0917768	0	90,8%	100,0%	9,2%
p(19/20)	0,0917768	0	100,0%	100,0%	0,0%

Desarrollo: El Autor

Si la distancia K-S es comparativamente mayor al valor crítico se demuestra que en cada rango de las funciones acumuladas existen comportamientos diferentes, por lo tanto existiría evidencia estadísticamente significativa para indicar que la discriminación del modelo es considerable.

Gráfico No 3



Desarrollo: El Autor

El valor crítico de contraste de D, al 95% de confianza constituye 0.237 (mayor detalle en la sección Anexo 5), por lo que $K-S >$ al valor crítico, en tal virtud existe evidencia estadística para indicar que a través del modelo propuesto, existe presencia de discriminación en las observaciones.

Prueba de Hosmer-Lemeshow, esta prueba evalúa la bondad del ajuste de un modelo de regresión logística, si el ajuste es bueno o adecuado, un valor alto de la probabilidad predicha se asociará con el resultado 1 de la variable binomial (1 = buen cliente). Se trata de calcular para cada observación del conjunto de datos las probabilidades de la variable dependiente que predice

el modelo, agruparlas y calcular, a partir de ellas, las frecuencias esperadas y compararlas con las observadas mediante la prueba X^2 .

En el caso del modelo original propuesto, la prueba de Hosmer y Lemeshow, muestra una significancia menor al valor crítico permitido, por lo que se rechaza la hipótesis de que el ajuste general del modelo es nulo.

Figura No 8

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	18,185	8	,048

Desarrollo: El Autor

Este estadístico de prueba de bondad de ajuste es más robusto que las tradicionales pruebas de bondad de ajuste usadas en regresiones logísticas, particularmente para modelos con covariantes o variables independientes continuas, y muy efectiva en estudios con tamaños de muestras pequeñas. Se basa en la agrupación de casos en deciles de riesgo y compara la probabilidad observada con la probabilidad esperada en cada decil.

El estadístico es obtenido por aplicación de la prueba Ji-cuadrado en tablas de contingencia, donde la tabla de contingencia es construida por el cruce de la clasificación dicotómica de la variable dependiente, con una variable de agrupación, cuyos grupos son formados por particionar las probabilidades pronosticadas usando los percentiles de la probabilidad del evento predicho. En el cálculo son usados 10 grupos que a menudo son referidos como deciles de riesgo. Si los valores de la variable independiente para la observación j y j' pronosticado son los mismos entonces se dice que j y j' pronosticado pertenecen al mismo bloque, cuando uno o mas bloques ocurren en el mismo decil los bloques son asignados al mismo grupo.

Figura No 9

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Incumplimiento = mal pagador		Incumplimiento = buen pagador		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	104	105,487	11	9,513	115
	2	78	76,289	37	38,711	115
	3	71	71,133	44	43,867	115
	4	73	68,999	42	46,001	115
	5	44	49,054	71	65,946	115
	6	16	14,417	99	100,583	115
	7	8	10,931	107	104,069	115
	8	8	10,537	108	105,463	116
	9	12	9,986	103	105,014	115
	10	12	9,167	102	104,833	114

Desarrollo: El Autor

Razón de ajuste (Accuracy Ratio – AR - ROC o curva de poder), esta prueba es equivalente a la efectuada en la validación de segmentos de variables. En este caso, se consideran rangos de probabilidad o las calificaciones derivadas del modelo. Se espera que la probabilidad de incumplimiento más alta (0), de manera equivalente, que la calificación más baja, agrupe efectivamente aquellas observaciones que resultaron en incumplimiento.

Figura No 10

Case Processing Summary

Incumplimiento	Valid N (listwise)
Positive ^a	724
Negative	426

Larger values of the test result variable(s) indicate stronger evidence for a positive actual state.

a. The positive actual state is buen pagador.

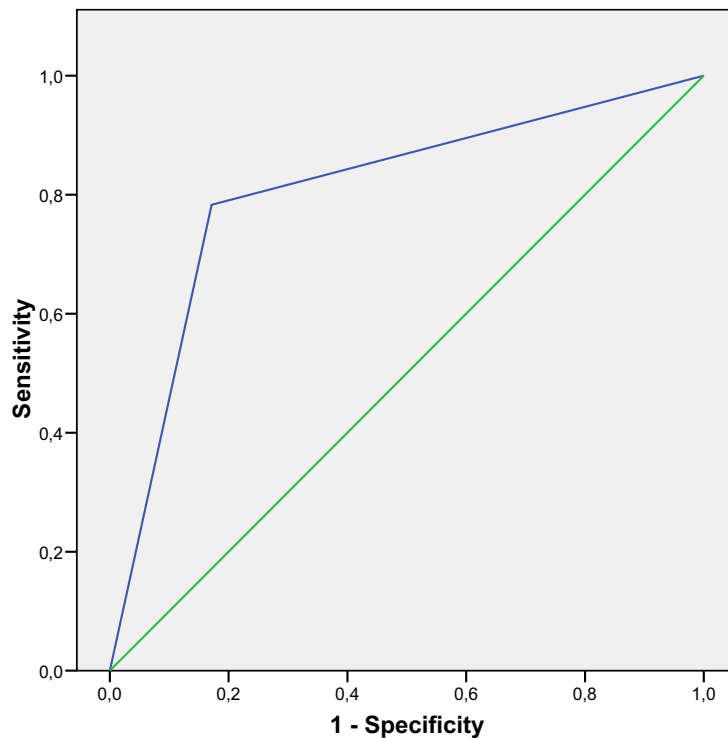
Desarrollo: El Autor

La definición de la calificación más baja para la construcción de la curva de *perfecta previsión*, proviene de acumular la totalidad de los eventos de

incumplimiento en su interior. Así, en calidad de ejemplo, si un 10% de la población o muestra se clasifica bajo incumplimiento, entonces el modelo de perfecta previsión considera que la calificación más baja contiene el 10% de las observaciones. De manera equivalente puede decirse que un 10% de los incumplimientos se encuentran en el rango más alto de probabilidad de incumplimiento.

La gráfica siguiente o **Curva ROC** (*Curvas de Operación Característica del Receptor* en español) muestra la capacidad de una cierta variable para discriminar a individuos u observaciones en dos grupos (malos y buenos clientes). En el eje de ordenadas se mide la sensibilidad en un rango de 0 a 1 (fracción de verdaderos positivos) y en el eje de abscisas, 1 menos la especificidad en un rango de 0 a 1 (fracción de falsos positivos).

Gráfico No 4
ROC Curve



Diagonal segments are produced by ties.

Desarrollo: El Autor

Las curvas ROC indican la separación entre grupos hecha por una prueba diagnóstica. Una recta a 45° que pasa por el origen indica que la prueba no hace ninguna discriminación. A medida que las curvas se desplazan hacia arriba y hacia la izquierda es mayor la discriminación entre dos grupos, si la curva pasa por el extremo superior izquierdo la discriminación es perfecta.

En el modelo desarrollado, esta clasificación agrupa el 80.6% del total. En consecuencia, la razón de ajuste, medida como el área entre los modelos, estocástico y de “perfecta previsión” ocupada por el modelo estimado, es adecuada para esta especificación. *El área bajo las curvas* es el mejor indicador global de la precisión de una prueba diagnóstica y expresa el desempeño de esta mediante un número. Un área de 0,5 indica que no hay diferencia en la distribución de los valores de la prueba entre los dos grupos, mientras que un área de 1 es una discriminación perfecta, un área de 0,806 como en nuestro caso, significa que un individuo seleccionado aleatoriamente del grupo de malos clientes tiene un valor de la prueba mayor que uno seleccionado aleatoriamente del grupo de buenos clientes en el 80.6% de las veces.

Figura No 11

Area Under the Curve

Test Result Variable(s): PGR_1

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,806	,014	,000	,779	,833

The test result variable(s): PGR_1 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Desarrollo: El Autor

Por otro lado, el nivel de significancia asintótico del área bajo la curva es notoriamente inferior al valor crítico permitido por lo que se rechaza la hipótesis nula de que el área bajo la curva sea de 0.5, o lo que es lo mismo tiene efecto discriminatorio.

4.3. Nivel de Predictibilidad del modelo

Con la finalidad de evidenciar el nivel de ajuste se procede a calcular el porcentaje de asignación, que representa el grado en que el modelo recoge las características de la población o muestra aplicada en su estimación, a través de la utilización de una tabla de contingencia con el cruce de la variable incumplimiento observada y aquella clasificación de incumplimiento pronosticada por el modelo logístico. La comprobación del nivel de predictibilidad del modelo desarrollado, indica que el modelo logístico pronostica correctamente en promedio alrededor del 81.6% de la información y que el error más probable que puede cometer el modelo es el *error tipo I* de 12,26% (141/1.150, error al pronosticar a un sujeto como mal pagador siendo buen pagador), mientras que el *error tipo II* representa el 6.17% (71/1.150, error al pronosticar a un sujeto como buen pagador siendo mal pagador), tal como se puede observar a continuación.

Figura No 12

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Incumplimiento		Percentage Correct
	mal pagador	buen pagador			
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	355	71	83,3
		buen pagador	141	583	79,6
	Overall Percentage				81,6

a. The cut value is ,500

Desarrollo: El Autor

4.4. Correlación entre variables independientes.

Para evaluar si la información que aportaría cada variable al modelo, presente problema de colinealidad (redundancia de información proporcionada por distintas variables, o variable aparentemente relacionadas entre sí), se realiza un análisis de correlaciones. Recordemos que el coeficiente de correlación es una cantidad adimensional que mide el grado de asociación entre dos variables aleatorias que toma valores entre -1 y 1, en donde mientras mas cercano a 1 indicaría correlación entre las variables de forma positiva o directa, y cercano a -1 representa un grado de asociación negativa o inversa, en todo caso se dice que existe evidencia de correlación cuanto el grado de asociación es fuerte, es decir si el coeficiente de correlación es mayor en valor absoluto a 0.75.

El análisis de correlaciones (matriz de correlaciones) del modelo logístico encontrado, reveló que el aporte que presenta cada variable al modelo es importante, y que las variables independientes no estarían correlacionadas significativamente entre ellas (no existirían problemas de dependencia).

Figura No 13

Correlation Matrix

		Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central_2(1)	cuota	saldo	cobertura
Step	Constant	1,000	,006	-,146	-,395	-,368	-,211	-,275
1	calif_IFI(1)	,006	1,000	,021	,058	,020	-,033	-,074
	calif_IFI(2)	-,146	,021	1,000	,142	-,037	,079	,023
	calif_central_2(1)	-,395	,058	,142	1,000	,031	,203	-,047
	cuota	-,368	,020	-,037	,031	1,000	,049	-,037
	saldo	-,211	-,033	,079	,203	,049	1,000	,001
	cobertura	-,246	-,074	,023	-,047	-,037	,001	1,000

Desarrollo: El Autor

4.5. Pruebas de Backtesting

Con el objeto de evaluar si el modelo está midiendo adecuadamente la probabilidad de incumplimiento, se procedió a someter al modelo a una validación sobre una nueva muestra diferente a la que se consideró originalmente en la construcción de la regresión logística (tal como se comentó al inicio del presente, y del segundo capítulo), pero proveniente de la población original de microcréditos de la Cooperativa (submuestra). El *Backtesting*¹⁶ se basó en un análisis retrospectivo sobre esta nueva data.

La nueva muestra consta de 128 registros correspondiente al mismo período de la población, del universo de información de los registros utilizados en la construcción del modelo original.

Se procedió idénticamente a evaluar un nuevo modelo de regresión logit, comprobando mediante pruebas similares de consistencia, robustez y estabilidad, que el nuevo modelo mantiene la misma estructura de variables predictivas que el modelo original, y que los nuevos coeficientes asociados a éstas variables independientes, se asemejan al modelo original generado. Los cálculos desarrollados sobre la base para el backtesting, así como las pruebas de ajuste y significancia del modelo se ilustran en la sección anexos (Anexo 5).

El nivel de predictibilidad del modelo sobre esta nueva muestra fue del 85,20%, tal como se ilustra a continuación.

¹⁶ O también conocida como prueba hacia atrás, la particularidad de esta prueba, es debido a que por lo general se parte de una data para llegar a un modelo, mientras que en este caso se parte de testear el modelo sobre una nueva data, a fin de verificar y comprobar su ajuste.

Figura No 14

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Incumplimiento		Percentage Correct
			mal pagador	buen pagador	
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	30	6	83,3
		buen pagador	13	79	85,9
Overall Percentage					85,2

a. The cut value is ,500

Desarrollo: El Autor

Por otro lado al observar la tabla de comparación de coeficientes de los modelos y la del nivel de predictibilidad del nuevo modelo, se nota que los coeficientes y niveles de significancia guardan cierta relación en signos y coeficientes, a excepción de la variable calificación otorgada por la institución financiera al momento de concesión con categoría C, puesto que en esta submuestra escogida aleatoriamente no fueron incluido casos con esta característica, sin embargo la estructura del modelo y sus variables explicativas se mantiene.

Tabla No 9
COMPARACIÓN DEL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Nro	Variable	MODELO ORIGINAL		MODELO BACKTESTING	
		Coficiente	Significancia	Coficiente	Significancia
1	calif_IFI(C)	-0,9394	0,0379982		
2	calif_IFI(B)	-1,4844	0,0000087	-1,0470286	0,0273160
3	calif_central_2(B o C)	-2,7652	0,0000000	-4,2228085	0,0000001
4	cuota	-0,0005	0,0235912	-0,0076532	0,0086436
5	saldo	-0,0077	0,0000000	-0,0009427	0,0438820
6	cobertura	0,0049	0,0430147	0,0217229	0,0167356
7	c	2,2089	0,0000000	4,3039639	0,0003013

Desarrollo: El Autor

Los resultados del modelo original para las dos muestras aplicadas arrojan un nivel de predictibilidad promedio igual al 83,40%, indicando una apreciable capacidad predictiva del modelo.

Transportabilidad.- En el estudio y desarrollo de estos tipos de modelos matemáticos aplicados a Instituciones Financieras en el país, es muy importante saber además, que tan factible es el aplicar estos modelos, cómo o cuál es su comportamiento en el tiempo, su evolución y si por factores cíclicos económicos, la estructura de los modelos pueden variar debiendo ser ajustados cada cierto tiempo; es por ello que uno de los pasos primordiales sugeridos como complemento del backtesting son pruebas de transportación de la estructura del modelo o pruebas hacia el pasado, que tienen la finalidad de probar la predictibilidad del modelo con datos históricos anteriores¹⁷ y compararlos con los resultados obtenidos a los cuales se les realizara también las pruebas de ajuste que nos permitirán entender su comportamiento en el tiempo.

En esta etapa se trabajo sobre una tercera muestra (como se comento en secciones anteriores), correspondiente a 96 observaciones de la población restante no considerada en la muestra para la elaboración de la regresión logística, escogida además intencionalmente en un período de tiempo diferente con un tope de año hacia atrás con relación a la muestra población original, es decir entre enero del 2004 y junio del 2007. Se escogió de esta manera esta muestra en vista del moderado tamaño de información de la base de datos de microcréditos proporcionada por la Cooperativa.

¹⁷ Puede aplicarse pruebas del modelo hacia delante, es decir de una estructura de un modelo anterior hacia la información más consistente disponible posible, sin embargo lo lógico constituye en ir renovando estos modelos con la información actual.

Sobre esta data se procedió de manera idéntica a evaluar el modelo de regresión logístico, desarrollando pruebas similares de consistencia y significancia. Los cálculos desarrollados sobre esta parte del backtesting se muestran en la sección anexos (Anexo 5), a continuación se ilustran los resultados principales.

El nivel de predictibilidad con este nuevo modelo es del 84,40% que estaría en relación con el modelo original y backtesting, no obstante la significancia del modelo y de algunas variables se vería posiblemente afectada en ciertos casos, posiblemente debido a la consideración de muestra en un diferente y limitado espacio temporal. A pesar de ello esta prueba nos ayuda a promover un entendimiento general del modelo, estructura y variables permanentemente asociadas al modelo.

Figura No 15

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Incumplimiento		Percentage Correct
			mal pagador	buen pagador	
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	19	8	70,4
		buen pagador	7	62	89,9
	Overall Percentage				84,4

a. The cut value is ,500

Desarrollo: El Autor

4.6. Modelo Scoring y segmentación de puntos de corte.

Un Scoring es un cálculo numérico que tiene por finalidad representar el nivel específico de riesgo que una persona o una entidad significa para una transacción en particular. Los Scoring utilizan algoritmos matemáticos y herramientas estadísticas para producir un puntaje numérico simple de tres

dígitos, en nuestro caso, a través del ranking de la probabilidad de incumplimiento.

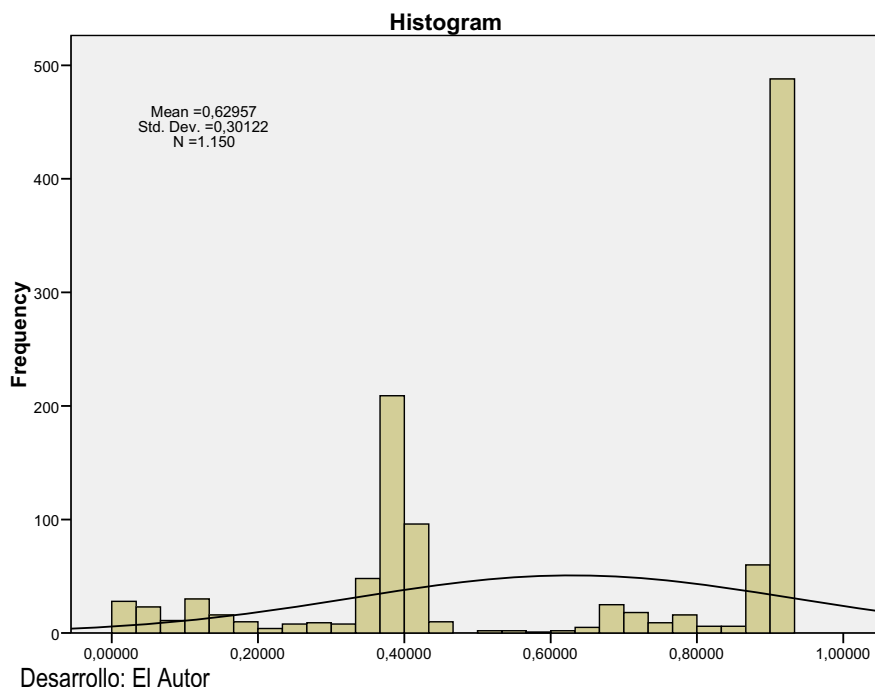
Mediante la aplicación de los coeficientes en el modelo logístico planteado, se determinó la probabilidad de incumplimiento de un cliente para hacer frente a su obligación con la entidad financiera en el otorgamiento de un microcrédito asís individual; una vez encontrada esta probabilidad, se procede a segmentarlas en 3 categorías de riesgo empezando desde la categoría A como la mejor (valor cercanos a 1, buen pagador) y terminando en la categoría más baja con la categoría de C (valor cercanos a 0, mal pagador). Se emplean solo tres categorías en esta ocasión, puesto que la base de datos original de la Institución presenta únicamente estas categorías de evaluación del cliente para la aprobación y concesión del crédito, como políticas propias de la entidad.

El resultado de la regresión logística aplicado a una observación (cliente sujeto de crédito) es un valor entre 0 y 1 (probabilidad); con estas probabilidades se definen los puntos de corte, que corresponden a las inflexiones a partir de las cuales se asigna una calificación de riesgo de acuerdo a los parámetros de evaluación de la ecuación y las características propias de la entidad financiera.

La segmentación se basa en pruebas de ensayo-error sobre las probabilidades de incumplimiento, para definir los puntos de corte de categoría de riesgo de la siguiente manera, ubicando el punto de corte de default (D), a partir del cruce de un momento de corte inicial, con la definición de buenos y malos, en donde se pueda maximizar los clientes calificados como “malos”, de tal forma que preferentemente no existan clientes cuya variable dependiente sea “bueno”, y el score los haya calificado como malos.

En este caso, como punto de partida inicial en la raiting de puntuación, se analiza la probabilidad de incumplimiento (Anexo 5), y tal como se aprecia en el gráfico No 5, se puede observar que las probabilidades de incumpliendo arrojadas por el modelo, oscilan entre un mínimo de 0.00048 y un máximo de 0.92807, de igual manera el gráfico sugiere posibles puntos de inflexión en dos picos (0.40 y 0.90) por donde se podría comenzar con las pruebas de ensayo – error.

Gráfico No 5



Luego se procede a establecer y afinar los niveles de inflexión o segmentación de cada una de las categorías de riesgo mediante el cruce de cada una de dichas categorías con la definición de incumplimiento, de tal forma que se verifique en un proceso de prueba y error, la condición de que el porcentaje de clientes malos en relación al total de clientes evaluados de cada categoría de riesgo sea creciente conforme disminuye la calidad crediticia del individuo.

Obsérvese por ejemplo en la figura No 16, la tabla de clasificación de las probabilidades de incumplimiento con los límites anteriores: desde 0 hasta 0.40 codificado como 3, desde 0.400001 hasta 0.90 codificado como 2, y desde 0.900001 hasta 1.0, codificado como 1; aunque revelan crecimiento de clientes buenos al cambiar de categoría desde la más baja (C=1), hasta la más alta (A=3), la concentración de clientes buenos y malos en cada categoría de riesgo puede ser optimizada llegando a tener mayor diferencia entre porcentajes de acumulación por categorías.

Figura No 16

rango3 * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
rango3	1,00	Count	289	115	404
		% within rango3	71,5%	28,5%	100,0%
		% within Incumplimiento	67,8%	15,9%	35,1%
		% of Total	25,1%	10,0%	35,1%
	2,00	Count	90	168	258
		% within rango3	34,9%	65,1%	100,0%
		% within Incumplimiento	21,1%	23,2%	22,4%
		% of Total	7,8%	14,6%	22,4%
	3,00	Count	47	441	488
		% within rango3	9,6%	90,4%	100,0%
		% within Incumplimiento	11,0%	60,9%	42,4%
		% of Total	4,1%	38,3%	42,4%
Total	Count	426	724	1150	
	% within rango3	37,0%	63,0%	100,0%	
	% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%	
	% of Total	37,0%	63,0%	100,0%	

Desarrollo: El Autor

Finalmente, los puntos de corte sugeridos para asignación de calificación de riesgo para este tipo de microcrédito de la Cooperativa San Francisco de Asís, son los expuestos en la tabla No 10, y la concentración de la probabilidad de incumplimiento arrojada por el modelo bajo estas categorías de muestra en la figura No 17:

Tabla No 10

Segmentación de puntos de corte	
Calificación	Puntaje Score
A	Menores a 0,3250 inclusive
B	Desde 0,3251 hasta 0,7900 inclusive
C	Mayores de 0,7901 inclusive

Desarrollo: El Autor

Figura No 17

rango4 * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
rango4	1,00	Count	129	15	144
		% within rango4	89,6%	10,4%	100,0%
		% within Incumplimiento	30,3%	2,1%	12,5%
		% of Total	11,2%	1,3%	12,5%
	2,00	Count	242	202	444
		% within rango4	54,5%	45,5%	100,0%
		% within Incumplimiento	56,8%	27,9%	38,6%
		% of Total	21,0%	17,6%	38,6%
	3,00	Count	55	507	562
		% within rango4	9,8%	90,2%	100,0%
		% within Incumplimiento	12,9%	70,0%	48,9%
		% of Total	4,8%	44,1%	48,9%
Total		Count	426	724	1150
		% within rango4	37,0%	63,0%	100,0%
		% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%
		% of Total	37,0%	63,0%	100,0%

Desarrollo: El Autor

Es importante señalar que un scoring no incluye necesariamente una decisión firme, debe entenderse mejor como una ayuda que proporciona una medida objetiva que el otorgante de crédito puede usar como parte de su propio proceso de toma de decisiones.

Si bien es cierto el presente scoring, ofrecen puntajes para el producto de microcrédito estudiado, la institución otorgante puede establecer sus puntos de corte específicos en función de sus propias estrategias comerciales, de un análisis exhaustivo y de la experiencia previa.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

- Las bases de datos empleadas en la construcción del modelo Scoring corresponden a un periodo de algo más de 3 años, periodo que recoge información necesaria para un análisis de este tipo, pero medianamente suficiente de acuerdo al número de operaciones de microcrédito y poco estructurada debido a carencia de información fundamental actualizada.
- El modelo Scoring analizado y propuesto presenta las condiciones necesarias para determinar la validez metodológica estadística empleada en la asignación de una probabilidad de incumplimiento al pago de un microcrédito individual urbano de un cliente de la Cooperativa San Francisco de Asís. Las pruebas de bondad de ajuste, predictibilidad, estabilidad y eficiencia realizadas al modelo Scoring indican un aceptable nivel de confiabilidad y ajuste de los datos.
- El modelo logístico original encontrado presenta un nivel de clasificación entre buenos y malos, o poder de discriminación del 81,6%, lo que significa que de cada 100 solicitudes de microcrédito se esperaría que cerca de 18 de estas operaciones podrían ser mal discriminadas, tanto por errores tipo I, y errores tipo II.
- El modelo de discriminación logístico final, considera a 5 variables finalistas explicativas, con la inclusión de una constante en la ecuación general, siendo aquel propuesto, de los modelos estadísticos pruebas y niveles de

significancia desarrollados, el que generaría de mejor manera la discriminación y clasificación de los clientes del Cooperativa, donde la variable que se desea predecir es la variable incumplimiento (dependiente).

- La construcción del modelo Credit-score, asumió la interpretación y clasificación de las operaciones de microcrédito bajo la definición de incumplimiento en una variable dicotómica (1 = buen cliente, y 0 = mal cliente), de tal manera que mientras el valor de probabilidad calculado por el modelo propuesto es más cercana a cero, la posibilidad de que el individuo resulte ser impago en algún momento de la operación de microcrédito es mayor, y viceversa si el valor de la probabilidad se acercare uno, representaría un mejor comportamiento de pago del cliente.
- A través de un desarrollo y construcción de categorías de rating o Scoring en base a cálculos numéricos se llega a proponer y representar los niveles específicos de riesgo que una persona o microcrédito individual así podría significar, para que a través de esta clasificación la Cooperativa San Francisco de Asís puede redefinir sus políticas y niveles de potenciales riesgos, que estaría dispuesto a admitir y administrar.
- Al diseñar y proponer metodologías de este tipo, éstas podrán ayudar en futuras estimaciones de pérdidas esperadas de cada sujeto de crédito, de acuerdo a las mejores prácticas y gestión de riesgos de la Cooperativa, procurando cuantificar la probabilidad de default, exposición y severidad; obteniéndose ideas más claras del nivel de riesgo que contempla financiar determinadas operaciones, generando información que permite discriminar

aquellas operaciones que no aportan valor a la entidad, bajo un contexto de prudencia financiera al momento de conceder un microcrédito.

- Finalmente se advierte que un Scoring no constituye una decisión ya adquirida, sino proporciona una medida objetiva de apoyo y complementaria en el proceso de evaluación y otorgamiento de crédito, que la Institución puede usar como parte de su propio proceso de toma de decisiones. La Institución puede definir sus puntajes de rating en función de sus propias estrategias comerciales, de un análisis exhaustivo y de la experiencia previa.

5.2. Recomendaciones

- La metodología de crédito que la Cooperativa emplea para otorga el microcrédito, debe estar adaptada a los requerimientos y necesidades de los clientes, en este sentido los microempresarios cuentan con ciertas características especiales que deben ser consideradas para la elaboración de los productos, características que hacen que los productos financieros no puedan tener las características tradicionales de créditos de consumo en cuanto a plazos, tasas, montos, y garantías.
- Se recomienda a la Institución Financiera, ahondar esfuerzos en la búsqueda, estructuración y mantenimiento continuo de las bases de datos adecuadas y consistentes para la administración y gestión general sus riesgos, y específicamente los de riesgos de crédito.

- Es necesario que se sigan realizando pruebas periódicas de desarrollo de modelos de discriminación, así como de validación estadística a los resultados de los mismos, sobre cartera fresca (nuevos nacimientos), a fin de evaluar el poder de transportabilidad y adaptación de dichos modelos, con el objetivo que la institución se vaya familiarizando con estas herramientas, conozca y perfeccione sus metodologías propias de gestión y administración de riesgos de crédito.

- La Cooperativa San Francisco de Asís, debe considerar que el Modelo Scoring de aprobación realizado es un primer ensayo, como una herramienta técnica aplicable en el proceso de otorgamiento de crédito, pero no la única, pues debe propiciar la investigación de éstos en conjunto con la experiencia propia de las políticas de la institución en la entrega de sus productos de crédito.

- Se recomienda además que la Institución, independientemente si desea o no en profundizar en el desarrollo de sus modelos propios, generar y actualizar información necesaria del sujeto de crédito y de las operaciones, que incluyan variables externas como lo es el comportamiento del socio dentro del sistema financieros no solo al momento de la concesión, debido a que estas características cambian en el tiempo, ya que estas variables proveen importante información y explicación del cliente.

REREFENCIAS BILIOGRÁFICAS

1. Alan, Agresti, *An introduction to categorical data analysis*, Florida, A Wiley-Interscience Publication, 1996.
2. Dobson, A. J., *An Introduction to Generalized Linear Models*, New York, Chapman & Hall., 1990.
3. Lindsey, K. James, *Applying Generalized Linear Models*. Springer, New York, 1997.
4. Andersen, E. B., *Discrete Statistical Models with Social Science Applications*, Amsterdam, North-Holland, 1980a.
5. Andersen, E. B. *The Statistical Analysis of Categorical Data*, Berlin, Springer-Verlag., 1994b
6. Andersen, E. B., *Introduction to the Statistical Analysis of Categorical Data*. Berlin, Springer-Verlag., 1997c.
7. McCullagh P., y Nelder J.A., *Generalized Linear Model*, 2nd ed., New York, Chapman and Hall, 1989.
8. Hosmer, D. W., y Lemeshow S., *Applied Logistic Regression*, 2nd ed. New York: John Wiley and Sons. 2000.
9. Ayyub, Bilal M., *Risk Analysis in Engineering and Economics*, Washington D.C., Chapman & Hall/CRC, 2003.
10. William W Hines, Douglas C. Montgomery, *Probabilidad y Estadística para Ingeniería y Administración*, Madrid, Cecsa, 1997.
11. Myers, Montgomery, y Vining, *Generalized Linear Models with Applications in Engineering and the Sciences*, New York, John Wiley Sons, Inc, 2002.
12. Magdalena Ferrán Aranaz, *SPSS para Windows Análisis Estadístico*, Madrid, Mc. Granw Hill, 2001
13. Chitarroni, Horacio, *La Regresión Logística*, Artículo, Buenos Aires, 2002

14. Marija J. Norussis, *SPSS Advanced Models 9.0*, New York, SPSS Inc., 1999.
15. <http://www.seh-lelha.org/pdf/loglinear.pdf>
16. http://www.hrc.es/bioest/Reglog_71.html
17. <http://www.salvador.edu.ar/csoc/idicso/docs/aephc1.pdf>
18. <http://members.fortunecity.com/bucker4/estadistica/pruebaks1m.htm>
19. <http://www.spss.com>
20. <http://www.wikipedia.org>

ANEXOS

ANEXO 1

Análisis descriptivo, frecuencias y exploratorios de las variables

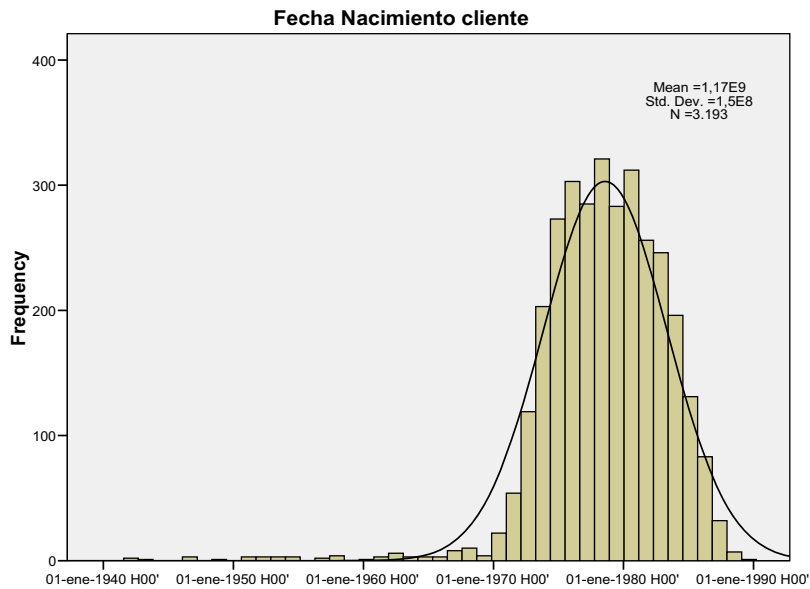
Sobre la base de datos de 3193 registros y 37 variables se realiza como primer paso el análisis de cada una de las variables consideradas como explicativas del modelo, posteriormente se establece y analiza la variable tipo pagador (incumplimiento).

Análisis Variables exploratorias – independientes.

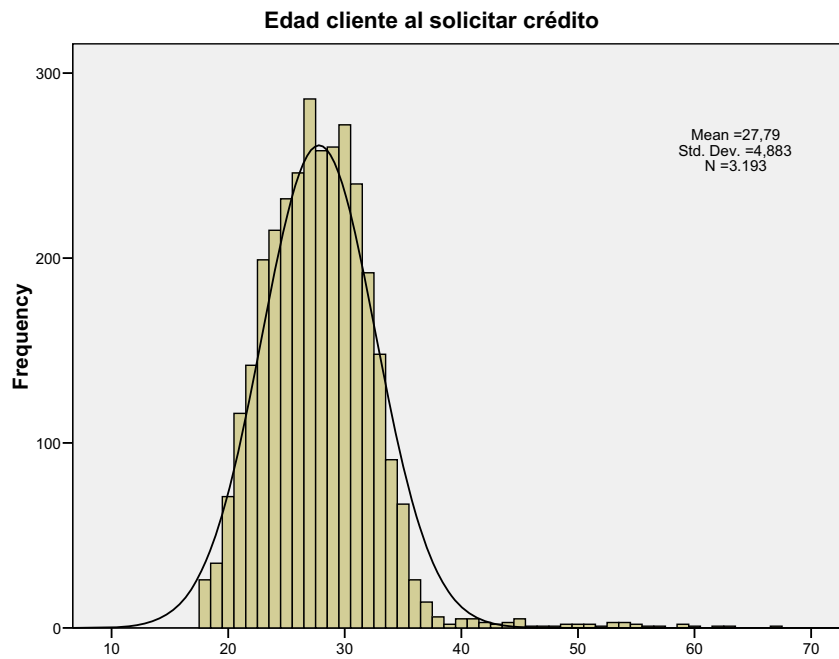
Variables Cuantitativas.- Comprende la información que permite evaluar el comportamiento de pago de los clientes y la evolución de la calidad crediticia. Se obtendrán de cada variable las medidas de tendencia central tales como la media, mediana y moda, medidas de dispersión tal como la desviación estándar, histograma de frecuencias y otras como máximo y mínimo. A continuación se ilustran las variables de este tipo:

Statistics								
	N	Mean	Median	Mode	Std. Deviation	Minimum	Maximum	Sum
	Valid							
Fecha Nacimiento cliente	3193	03-AUG-78	12-SEP-78	13-JAN-75		24-JUL-41	03-APR-89	
Edad cliente al solicitar crédito	3193	27,79	28,00	27	4,883	18	67	88740
Cargas familiares	3193	1,55	1,00	0	1,298	0	5	4942
Fecha de solicitud microcrédito	3193	09-MAY-06	21-MAY-06	06-JAN-08		03-DEC-03	17-JUN-08	
Fecha de concesión microcrédito	3193	30-MAY-06	12-JUN-06	21-DEC-06		06-JAN-04	30-JUN-08	
Monto de crédito	3193	3911,33	3665,00	3000	1277,416	3000	10000	12488882
Plazo del crédito (días)	3193	753,65	720,00	720	251,715	30	1800	2406390
Fecha de vencimiento original del crédito	3193	22-JUN-08	12-JUL-08	15-MAR-09		15-NOV-04	01-NOV-12	
Tasa de interés	3193	13,06	12,00	12	1,707	12	20	41690
Valor de cuota de pago	3193	218,67	184,00	142	203,832	60	4763	698221
Saldo adeudado	3193	26,01	,00	0	85,339	0	1024	83055
Patrimonio sujeto	3193	13625,42	10000,00	15000	16701,039	100	100000	43505974
Ingresos mensuales promedio	3193	620,23	500,00	500	414,632	150	3800	1980396,31
Gastos mensuales promedio	3193	357,2825	282,0000	300,00	265,34932	29,86	2831,30	1140803,14
% de cobertura de pago	3193	,4173	,4026	,3000	,1633	,0571	,9375	1332,3450
Atraso promedio de pago de cuotas (días)	3193	4,04	2,00	0	5,245	0	29	12900
Atraso máximo de pago de cuotas (días)	3193	15,82	18,00	0	15,982	0	248	50502

1. *Fecha de Nacimiento del cliente.*- Indica la fecha de nacimiento reportada por el solicitante sujeto de crédito.



2. *Edad del cliente.*- Constituye la edad del cliente sujeto de crédito calculada a la fecha de concesión del crédito.

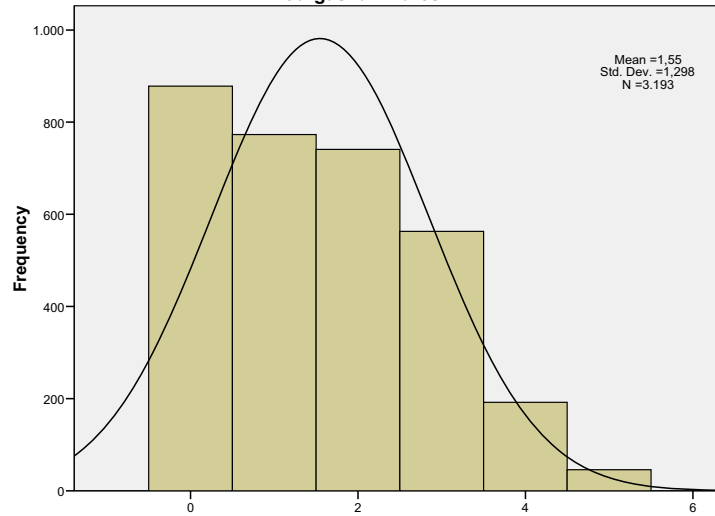


3. *Cargas familiares*.- Información reportada por el cliente al solicitar el crédito.

Cargas familiares

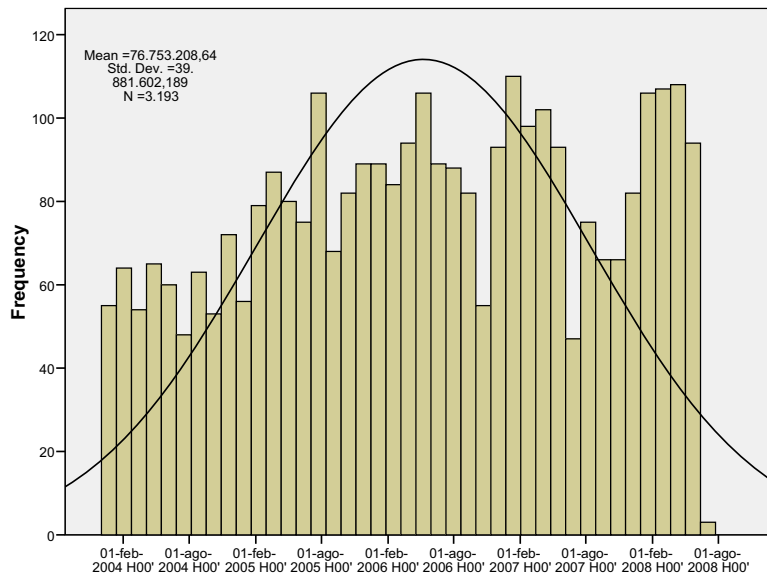
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	0	878	27,5	27,5	27,5
	1	773	24,2	24,2	51,7
	2	741	23,2	23,2	74,9
	3	563	17,6	17,6	92,5
	4	192	6,0	6,0	98,6
	5	46	1,4	1,4	100,0
	Total	3193	100,0	100,0	

Cargas familiares

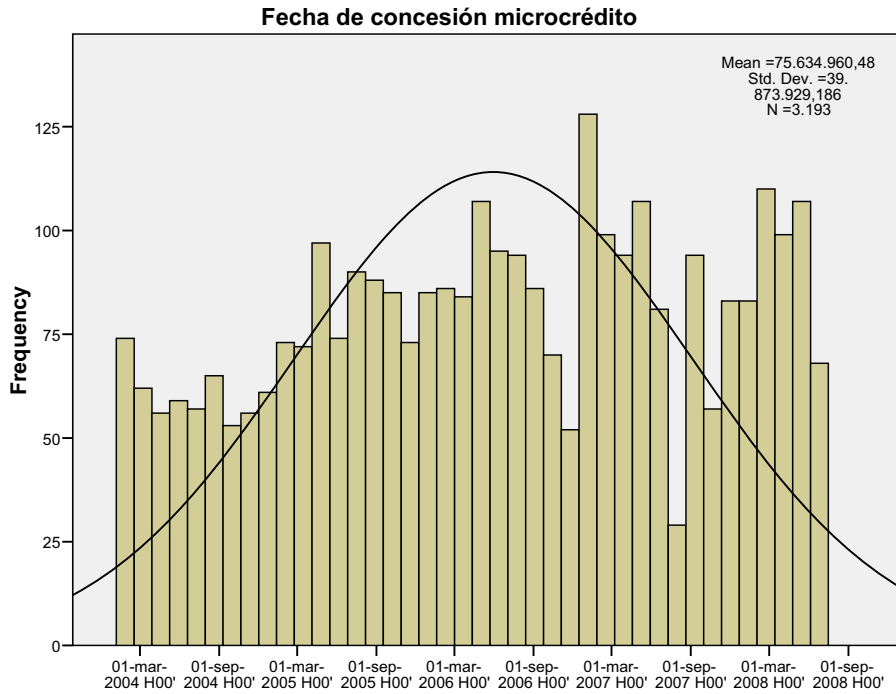


4. *Fecha de solicitud del crédito*-. El cliente sujeto de crédito presenta solicitud.

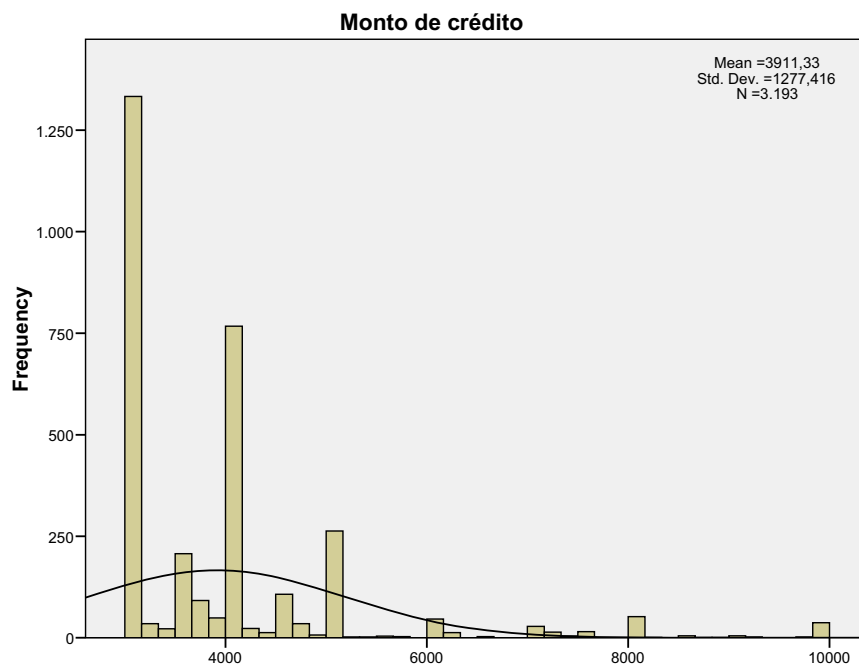
Fecha de solicitud microcrédito



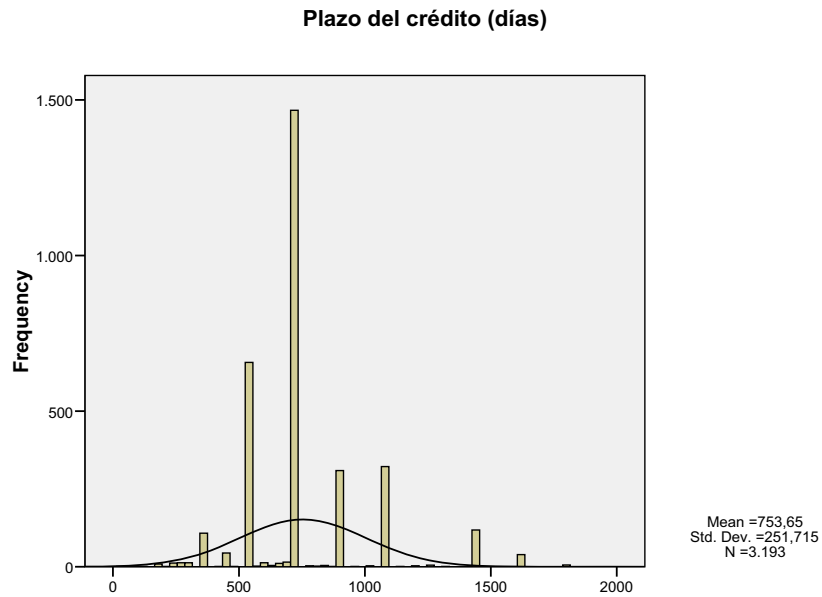
5. Fecha de concesión del microcrédito.



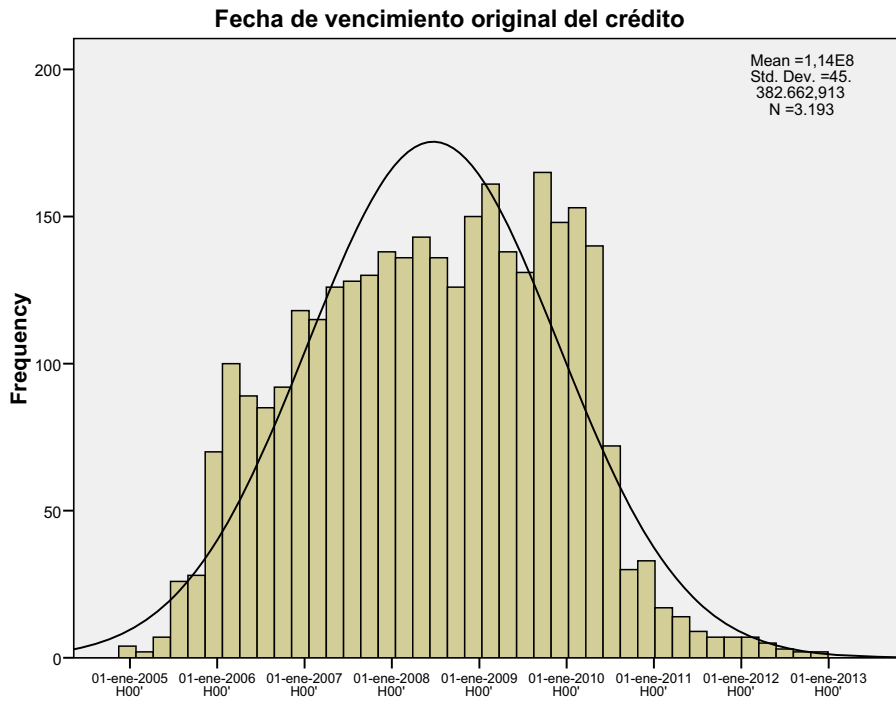
6. Monto.- Constituye el monto del crédito solicitado una vez aprobado la solicitud



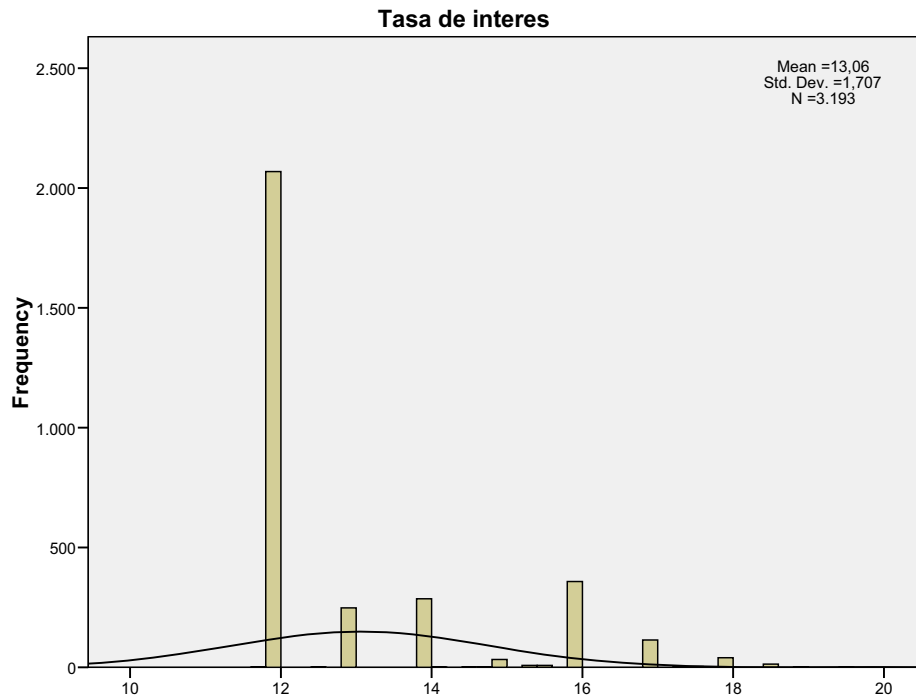
7. Plazo.- Constituye el plazo del microcrédito en días.



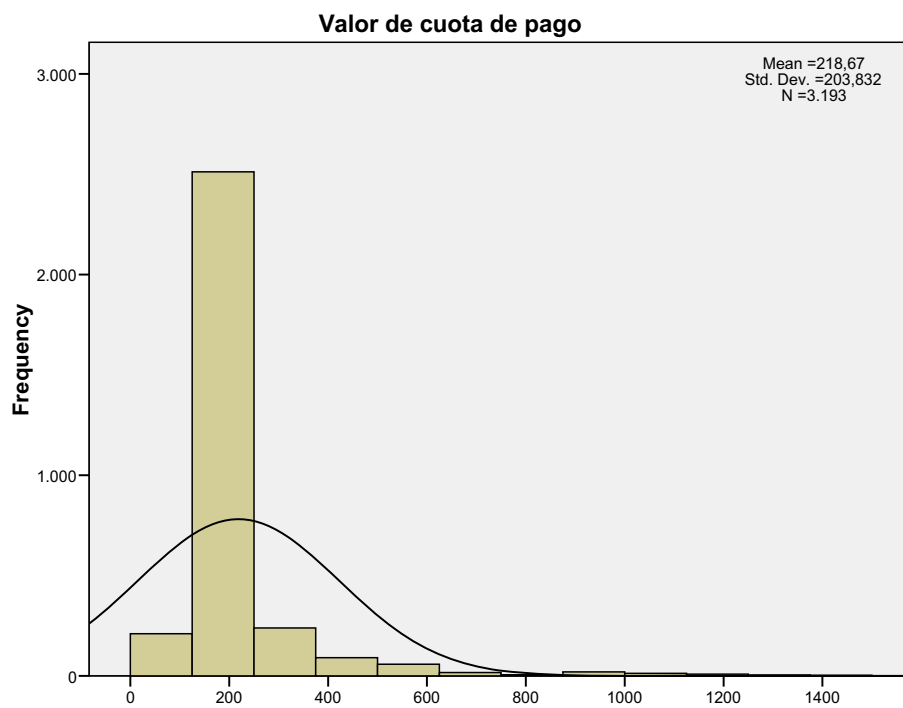
8. Fecha de vencimiento.-



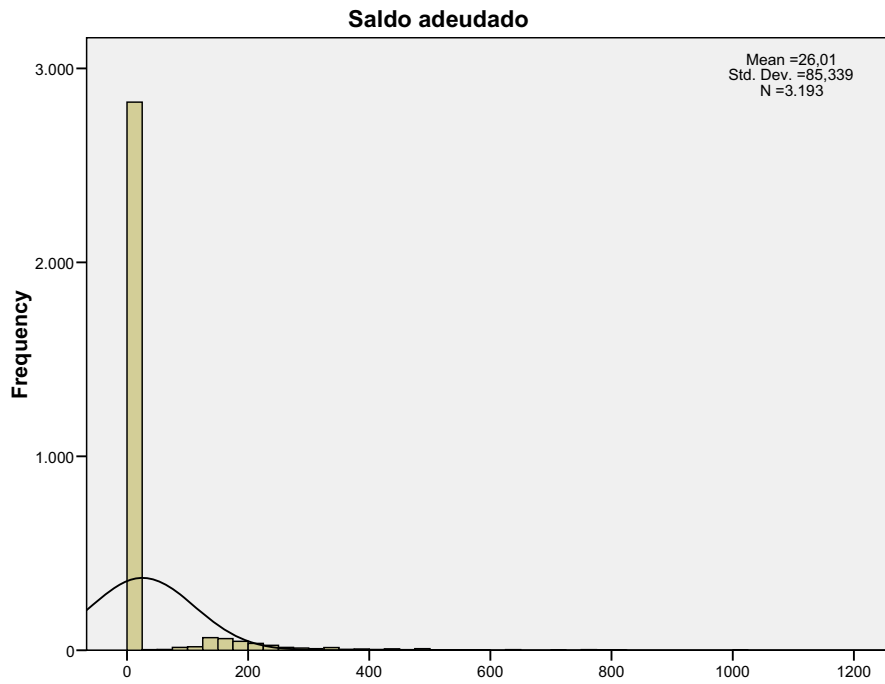
9. Tasa.- Tasa de interés original del crédito.



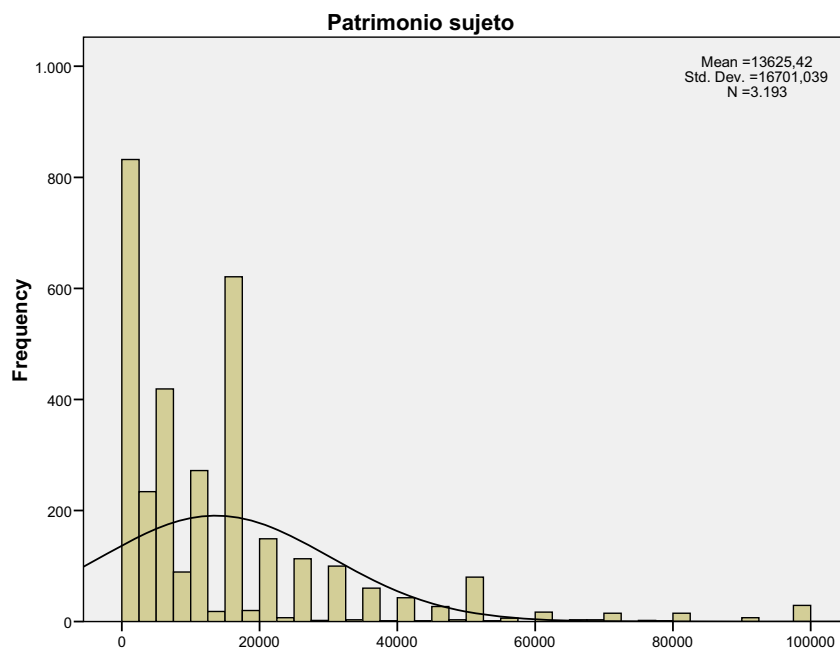
10. Cuota.- Cuota mensual de pago de la obligación crediticia.



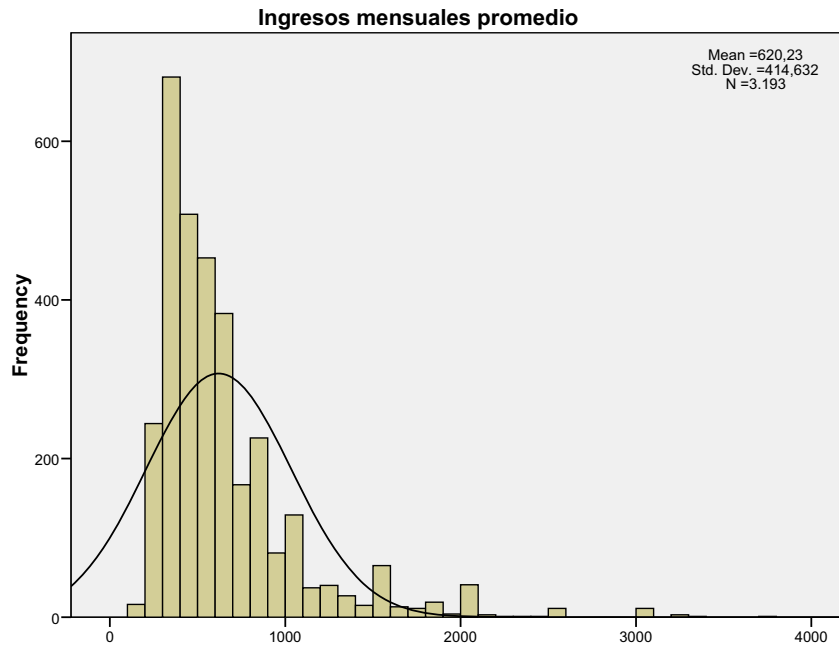
11. *Saldo.-* Saldo en mora en el sistema financiero reportado en la central de riesgos, a la fecha de solicitud del crédito.



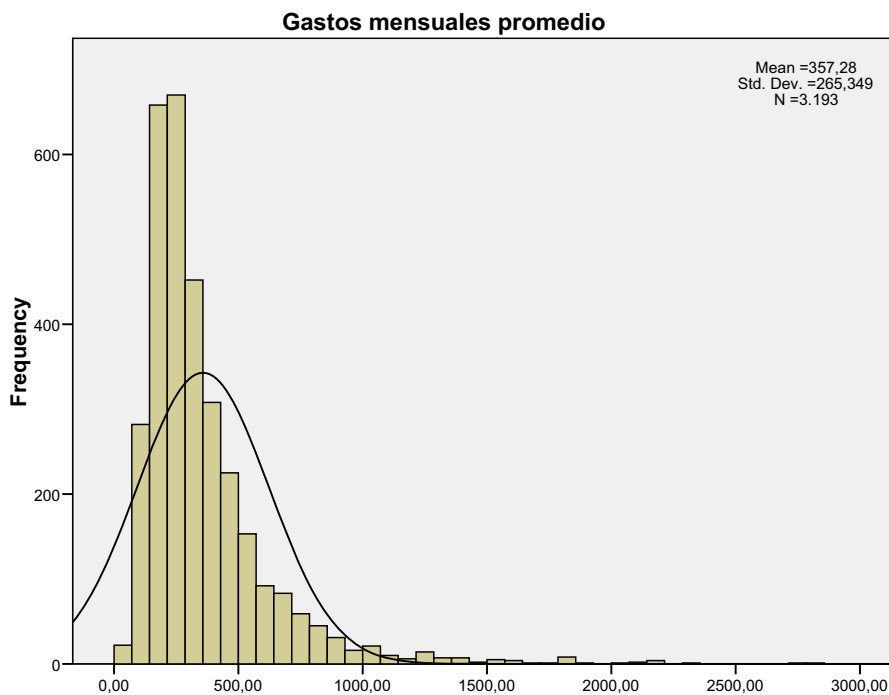
12. *Patrimonio.-* Patrimonio del sujeto de crédito.



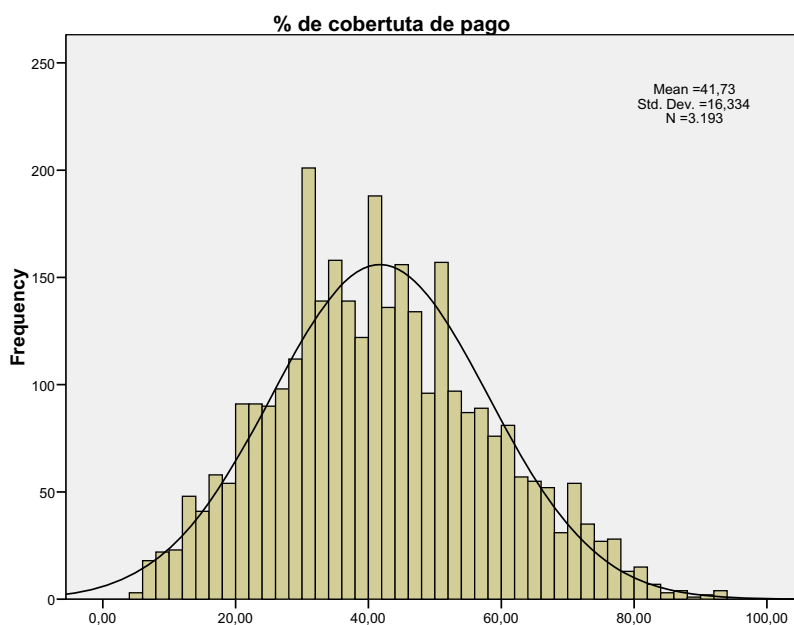
13. *Ingresos.*- Constituyen los ingresos mensuales promedios del sujeto de crédito.



14. *Gastos.*- Constituyen los gastos mensuales promedios del sujeto de crédito.



15. *Cobertura*.- Representa el porcentaje de cobertura de pago mensual que el sujeto puede destinar a cubrir según sus ingresos y egresos reportados.



Variables Cualitativas.- Representan un conjunto de características, categorías, cualidades o atributos que cada uno de los individuos mantienen. Se realizan tablas de distribución de frecuencias para evaluar las diferentes opciones que las variables pueden tomar. Los resultados se resumen a continuación:

16. *Número de registro en la base de datos*.- La data depurada (3193 registros)

Statistics		
Número de registro		
N	Valid	3193
	Missing	0
Minimum		1
Maximum		3200

17. *Número de operaciones de microcrédito en la base de datos*. Código propio de la operación de este tipo de microcrédito. Lleva el formato "**MCasis-XXXXX**".

Statistics

Número de operación microcrédito

N	Valid	3193
	Missing	0

18. *Estado de solicitud del crédito.*- Representa el estado de la solicitud del crédito a la fecha de corte en la extracción de la base de datos (Aprobada, Rechazada, En estudio).

Estado de la solicitud

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Aprobada	3193	100,0	100,0	100,0

19. *Tipo de identificación.*- Constituye el tipo de documento de identificación del sujeto de crédito registrado en la solicitud (Cédula o RUC).

Tipo identificac del sujeto

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Cédula	3193	100,0	100,0	100,0

20. *Identificación.*- Es el número del documento de identificación del sujeto.

Nº documento identidad

Identidad del Cliente

N	No validos	3193
	Missing	0

21. *Identidad del Cliente.*- Registra los datos del cliente (nombres, apellidos).

Identidad del Cliente

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Restringido	3193	100,0	100,0	100,0

22. *Sexo.*- Constituye el género del sujeto de crédito.

Sexo del cliente

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Femenino	1600	50,1	50,1	50,1
Masculino	1593	49,9	49,9	100,0
Total	3193	100,0	100,0	

23. *Tipo de personería.*- Registra la clasificación del sujeto de crédito.

Statistics

Tipo de personería

N	Natural	3193
	Jurídica	0

24. *Estado civil.*- Constituye el estado civil del sujeto de crédito.

Estado Civil del sujeto

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Soltero	987	30,9	30,9	30,9
	Casado	1875	58,7	58,7	89,6
	Unión libre	193	6,0	6,0	95,7
	Divorciado	63	2,0	2,0	97,7
	Viudo	75	2,3	2,3	100,0
	Total	3193	100,0	100,0	

25. *Educación.*- Constituye el nivel de educación registrado.

Nivel de educación cliente

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Analfabeto	16	,5	,5	,5
	Primaria	1062	33,3	33,3	33,8
	Secundaria	1905	59,7	59,7	93,4
	Tecnología	22	,7	,7	94,1
	Universidad	186	5,8	5,8	99,9
	Otro	2	,1	,1	100,0
	Total	3193	100,0	100,0	

26. *Dirección domiciliaria.*- Constituye la dirección domiciliaria del sujeto de crédito registrada en su solicitud.

Statistics

Dirección Domiciliaria

N	Valid	3193
	Missing	0

27. *Dirección trabajo.*- Constituye la dirección de lugar de trabajo-actividad del sujeto de crédito registrada.

Statistics

Dirección del trabajo/negocio/actividad

N	Valid	3193
	Missing	0

28. *Actividad.*- Constituye la actividad, negocio o tipo de trabajo del sujeto de crédito registrada.

Statistics

Actividad / Negocio

N	Valid	3193
	Missing	0

29. *Tipo de crédito.*- Constituye la clasificación del tipo de crédito de la institución. (MCasis = microcrédito asís).

Tipo de crédito

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	MCasis	3193	100,0	100,0	100,0

30. *Calificación institución.*- Constituye la clasificación propia realizada por la institución al sujeto de crédito al momento de la concesión del microcrédito.

Calificación de la IFI al momento de concesión

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	C	14	,4	,4	,4
	B	148	4,6	4,6	5,1
	A	3031	94,9	94,9	100,0
	Total	3193	100,0	100,0	

31. *Calificación central.*- Constituye la calificación del sujeto de crédito registrada en la central de riesgos al momento de la concesión del microcrédito.

Calificación Central de Riesgos al momento de concesión

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	C	38	1,2	1,2	1,2
	B	899	28,2	28,2	29,3
	A	2256	70,7	70,7	100,0
	Total	3193	100,0	100,0	

32. *Tipo de cuota*.- Es la unidad de periodicidad de pago de cuotas del microcrédito.

Tipo de cuota

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid fija	3193	100,0	100,0	100,0

33. *Destino del crédito*.- Constituye la clasificación del destino de microcrédito conforme la categorización de la SBS.

Destino del crédito

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Capital de trabajo	2204	69,0	69,0	69,0
Compra de insumos	42	1,3	1,3	70,3
Compra de materia prima	709	22,2	22,2	92,5
Compra de bienes inmuebles terminados	1	,0	,0	92,6
Compra terreno para producción	31	1,0	1,0	93,5
Compra de maquinaria y vehículos de trabajo	2	,1	,1	93,6
Pago de deudas varias	118	3,7	3,7	97,3
Otros gastos no especificados	86	2,7	2,7	100,0
Total	3193	100,0	100,0	

34. *Garantía*.- Constituye el tipo de garantía relacionada al crédito.

Tipo garantía

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Pagaré	3193	100,0	100,0	100,0

35. *Estatuas crédito*.- Constituye el estado de crédito a la fecha de corte de la base de datos.

Estatus de la operación

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid Mora/castigo	53	1,7	1,7	1,7
Reestructurado	31	1,0	1,0	2,6
Vigente	283	8,9	8,9	11,5
Cancelada	2826	88,5	88,5	100,0
Total	3193	100,0	100,0	

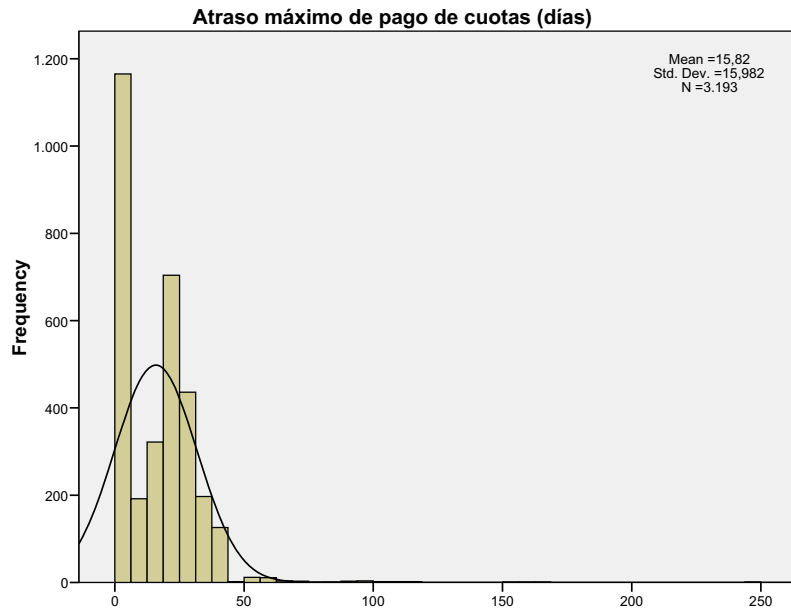
Análisis de la variable dependiente – incumplimiento.

Se construye la variable *incumplimiento* o tipo pagador, como una variable discreta es decir, si su conjunto de valores posibles es un conjunto discreto, en este caso toma un número determinado de dos posibles resultados (buen cliente y mal cliente). Esta variable exige la codificación como paso previo a la modelización, proceso por el cual se consideran las variables mora promedio y mora máxima de cada registro de crédito.

36. *Morosidad promedio.*- Representa el promedio en días del historial de atrasos en el pago de cuotas, en los casos que hubiere.



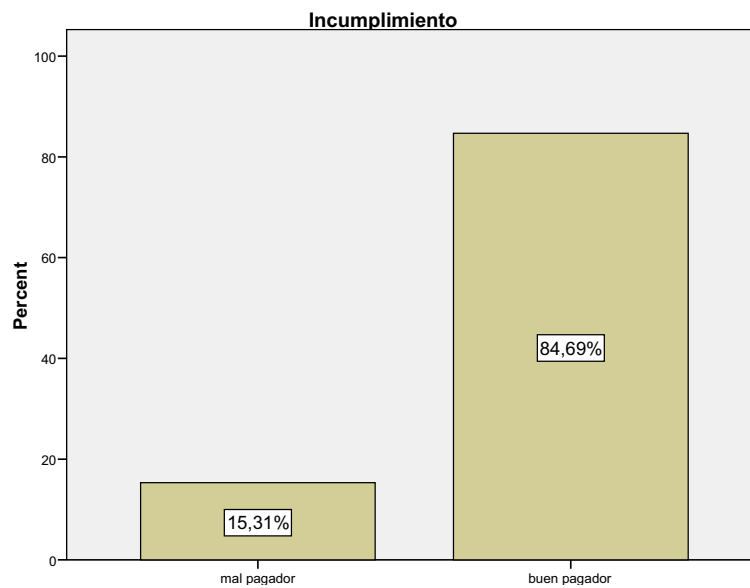
37. *Morosidad máximo.*- Representa el máximo atraso (en días), que haya sido observado del historial de pago de cuotas, en los casos que hubiere.



Las alternativas de esta variable se transforman en códigos o valores cuánticos susceptibles de ser modelizados como se ilustra a continuación:

Incumplimiento 1=bueno; 0 = malo

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid mal pagador	489	15,3	15,3	15,3
buen pagador	2704	84,7	84,7	100,0
Total	3193	100,0	100,0	



ANEXO 2

Software estadístico empleado –SPSS



Statistical Package for the Social Sciences (SPSS), es un programa informático analítico-predictivo muy utilizado para análisis estadísticos en las ciencias sociales, por los investigadores de mercado, investigadores de la salud, empresas de la encuesta, el gobierno, investigadores de la educación, las organizaciones de marketing y

otros.

Hasta hace algunos meses, la sigla se utilizaba tanto para designar el programa estadístico como la empresa que lo producía. Originalmente SPSS fue creado como el acrónimo de *Statistical Package for the Social Sciences* (Paquete Estadístico para las Ciencias Sociales, en español) ya que se está popularizando la idea de traducir el acrónimo como "Statistical Product and Service Solutions" (Soluciones de Servicios y de Producto Estadístico, en español). Sin embargo, aunque realizando búsquedas por internet estas pueden llevar a la página web de la empresa, dentro de la página misma de la empresa no se encuentra dicha denominación.

Como programa estadístico es muy popular su uso debido a la capacidad de trabajar con bases de datos de gran tamaño. En la versión 12 es de 2 millones

de registros y 250.000 variables. Además, de permitir la recodificación de las variables y registros según las necesidades del usuario. El programa consiste en un módulo base y módulos anexos que se han ido actualizando constantemente con nuevos procedimientos estadísticos, cada uno de estos módulos se compra por separado.

Actualmente, compete no solo con softwares licenciados como lo son: SAS, MATLAB, Statistica, Stata, sino también con software de código abierto y libre (de los cuales el más destacado es el Lenguaje R).

Historia

Fue creado y lanzado en su primera versión en 1968 después de haber sido desarrollado por Norman H. Nie, C. Hadlai (Tex) Hull y Dale H. Bent. Norman Nie era entonces estudiante de Postgrado de Ciencias Políticas en la Universidad de Stanford, y ahora profesor de investigación en el Departamento de Ciencias Políticas en Stanford, y profesor emérito de Ciencias Políticas en la Universidad de Chicago. Entre 1969 y 1975 la Universidad de Chicago por medio de su National Opinion Research Center, estuvo a cargo del desarrollo, distribución y venta del programa. A partir de 1975 corresponde a SPSS Inc. Originalmente el programa fue creado para grandes computadores. En 1970 se publica el primer manual de usuario del SPSS por Nie y Hull. Este manual aparte de ser descrito como uno de “los más influyentes de la sociología”, populariza el programa entre las instituciones de educación superior en Estados Unidos.

En 1984 sale la primera versión para computadores personales que además del análisis estadístico, gestión de datos (selección de los casos, el archivo de la remodelación, la creación de los datos derivados) y los datos documentación (un diccionario de metadatos se almacena en el archivo de datos) revela las características del software de base. Desde la versión 14, pero más específicamente desde la versión 15 se ha implantado la posibilidad de hacer uso de las librerías de objetos del SPSS desde diversos lenguajes de programación. Aunque principalmente se ha implementado para Python, también existe la posibilidad de trabajar desde Visual Basic, C++ y otros lenguajes.

IBM compra SPSS

Entre 2009 y 2010 el proveedor principal de SPSS se llamó **PASW Statistics**, (Predictive Analytics Software, en inglés, o Software de análisis predictivo en español), este nombre denotado como estrategia mientras los nombres y derechos de autor del producto sean resueltos.

El 28 de julio de 2009, la compañía estadounidense *IBM* reconocida mundialmente anunciaría la adquisición de SPSS por 1.200 millones de dólares. A partir de enero del 2010, formalmente SPSS se convirtió en una empresa parte del gigante informático IBM, disparando un 40.21% de los títulos SPSS en Wall Street y elevando el importe total de la operación. Con esta operación IBM busca expandir su tecnología en software analítico-predictivo para adecuarlo a las necesidades y demandas de sus clientes.

Temas Clave

- Menús y sistema de Ayuda
- Lectura de datos
- Variables y Atributos
- Niveles de Medida
- Trabajo con varios conjuntos de datos
- Automatización con IBM SPSS Statistics
- Gráficos de distribución para variables categóricas y escalares
- Diagramas de caja y Rango Intercuartil
- Descriptivos, Tabulación cruzada y Procedimiento de Medias
- Generador de Gráficos, Editor de Gráficos y de Tablas dinámicas
- Exportar Tablas y Gráficos
- Añadir Casos y Variables a un conjunto de datos
- Selección de casos
- Agregar datos de Variables
- Identificar casos duplicados
- Transformación de Datos: Recode, Compute y Count
- Transformación con variables de Fecha y Hora
- Tabulación cruzada y Chi-Square
- Correlaciones y Diagramas de dispersión
- Tablas de resultados del Análisis de Regresión
- Tamaño muestral, pruebas de Hipótesis y Errores estadísticos
- Pruebas T: Muestras Independientes y relacionadas

Versiones del SPSS

SPSS Inc. desarrolló un módulo básico del paquete estadístico SPSS, del que han aparecido las siguientes versiones:

- SPSS-X (para grandes servidores tipo UNIX)

- SPSS/PC (1984, en DOS. Primera versión para computador portátil)
- SPSS/PC+ (1986 (en DOS)
- SPSS for Windows 6 (1992) / 6.1 para Macintosh
- SPSS for Windows 7 (1994)
- SPSS for Windows 8 (1996)
- SPSS for Windows 9 (1998)
- SPSS for Windows 10 / for Macintosh 10 (2000)
- SPSS for Windows 11 (2001) / for Mac OS X 11(2002)
- SPSS for Windows 11.5 (2002)
- SPSS for Windows 12 (2003)
- SPSS for Windows 13 (2004): Permite por primera vez trabajar con múltiples bases de datos al mismo tiempo.
- SPSS for Windows 14 (2005)
- SPSS for Macintosh 13 (2006)
- SPSS for Windows 15 (2006)
- SPSS 15.0.1 - Noviembre 2006
- SPSS for Windows 16 (Octubre de 2007): En la lista de usuarios de SPSS "SPSSX (r) Discussion [SPSSX-L@LISTSERV. UGA. EDU]" varios funcionarios de la empresa anunciaron previamente la salida de la versión 16 de este software. En ella se incorporó una interfaz basada en Java que permite realizar algunas mejoras en las facilidades de uso del sistema; además por primera vez se incorpora el **Modulo de Redes Neuronales**.
- SPSS for Macintosh 16
- SPSS 16.0.2 - Abril 2008
- SPSS for Linux 16
- SPSS for Windows 17 (2008): Incorpora aportes importantes como el ser multilinguaje, pudiendo cambiar de idioma en las opciones siempre que queramos. También incluye modificaciones en el editor de sintaxis de forma tal que resalta las palabras claves y comandos, haciendo sugerencias mientras se

escribe, en este sentido se aproxima a los sistemas IDE que se utilizan en programación.

- SPSS for Windows 18 (2009), cambia su denominación de SPSS por **PASW 18**.
- SPSS Statistics 17.0.1 - Diciembre 2008
- PASW Statistics 17.0.3 - Septiembre 2009
- PASW Statistics 18.0 - Agosto 2009
- PASW Statistics 18.0.1 - Diciembre 2009
- PASW Statistics 18.0.2 - Abril 2010
- Finalmente para finales del 2010, se presentan las siguientes versiones al mercado:
 - IBM SPSS Statistics 19
 - IBM SPSS Modeler Professional 19

Módulos del SPSS

El sistema de módulos de SPSS, como los de otros programas (similar al de algunos lenguajes de programación) provee toda una serie de capacidades adicionales a las existentes en el sistema base. Algunos de los módulos disponibles son:

- *Modelos de Regresión*
- *Modelos Avanzados*
 - *Reducción de datos:* Permite crear variables sintéticas a partir de variables colineales por medio del Análisis Factorial.
 - *Clasificación:* Permite realizar agrupaciones de observaciones o de variables (*cluster analysis*) mediante tres algoritmos distintos.
 - *Pruebas no paramétricas:* Permite realizar distintas pruebas estadísticas especializadas en distribuciones no normales.

- *Tablas*: Permite dar un formato especial a las salidas de los datos para su uso posterior. Existe una cierta tendencia dentro de los usuarios y de los desarrolladores del software por dejar de lado el sistema original de TABLES para hacer uso más extensivo de las llamadas CUSTOM TABLES.
- *Tendencias*
- *Categorías*: Permite realizar análisis multivariados de variables normalmente categorías, también se pueden usar variables métricas siempre que se realice el proceso de recodificación adecuado de las mismas.
- *Análisis Conjunto*: Permite realizar el análisis de datos recogidos para este tipo específico de pruebas estadísticas.
- *Mapas*: Permite la representación geográfica de la información contenida en un fichero (descontinuado para SPSS 16).
- *Pruebas Exactas*: permite realizar pruebas estadísticas en muestras pequeñas.
- *Análisis de Valores Perdidos*: Regresión simple basada en imputaciones sobre los valores ausentes.
- *Muestras Complejas*: instaurado en la versión 12, permite trabajar para la creación de muestras estratificadas, por conglomerados u otros tipos de muestras.
- *Sample Power* (cálculo de tamaños muestrales).
- *Árboles de Clasificación*: Permite formular árboles de clasificación y/o decisión con lo cual se puede identificar la conformación de grupos y predecir la conducta de sus miembros.
- *Validación de Datos*: Permite al usuario realizar revisiones lógicas de la información contenida en un fichero ".sav" y obtener reportes de los valores considerados atípicos, posterior a la digitalización de los datos.
- *SPSS Programmability Extension* (SPSS 14 en adelante). Permite utilizar el lenguaje de programación Python para un mejor control de diversos procesos dentro del programa que eran realizados principalmente mediante scripts (con el lenguaje SAX Basic). Existe también la posibilidad de usar las tecnologías .Net de Microsoft para hacer uso de las librerías del SPSS.

- **Redes Neuronales** (A partir de la versión 16).
- Desde el SPSS/PC hay una versión adjunta denominada **SPSS Student** que es un programa completo de la versión correspondiente pero limitada en su capacidad en cuanto al número de registros y variables que puede procesar, esta versión es para fines de enseñanza del manejo del programa.
- **SPSS Server**, es una versión de SPSS con una arquitectura cliente / servidor que no está incluida en la versión de escritorio.
- **Scoring functions**, funciones de puntuación que se incluyen en la versión de escritorio de la versión 19.

Manejo

SPSS tiene un sistema ordenado de ficheros, en el cual el principal es el de archivo o matriz de datos (extensión. SAV). Aparte de este tipo existen otros dos tipos de uso frecuente:

Archivos de salida (output, extensión SPO), en estos se despliega toda la información de manipulación de los datos que realizan los usuarios mediante las ventanas de comandos. Son susceptibles de ser exportados con varios formatos (originalmente HTML, RTF o TXT, actualmente desde la versión 15 incorpora la exportación a PDF junto a los formatos XLS y DOC que ya se encontraban en la versión 12).

Archivos de sintaxis (extensión SPS), casi todas las ventanas de SPSS cuentan con un botón que permite hacer el pegado del proceso que el usuario desea realizar, se genera un archivo de sintaxis donde se van guardando todas las

instrucciones que llevan a cabo los comandos del SPSS. Este archivo es susceptible de ser modificado por el usuario.

Existe un tercer tipo de fichero, el fichero de scripts (extensión SBS); este fichero es utilizado por los usuarios más avanzados del software para generar rutinas que permiten automatizar procesos muy largos y/o complejos. Muchos de estos procesos suelen no ser parte de las salidas estándar de los comandos del SPSS, aunque parten de estas salidas. Buena parte de la funcionalidad de los archivos de scripts ha sido ahora asumida por la inserción del lenguaje de programación **Python** en las rutinas de sintaxis del SPSS. Procedimientos que antes solo se podían realizar mediante scripts ahora se pueden hacer desde la sintaxis misma.

El programa cuando se instala trae un determinado número de ejemplos o utilidades de casi todos los ficheros en cuestión. Estos son usados para ilustrar algunos de los ejemplos de uso del programa.

Fichero de datos de SPSS

Los ficheros de datos en formato SPSS tienen en Windows la extensión. SAV, al abrir un fichero de datos con el SPSS, vemos la vista de datos, una tabla en la que las filas indican los casos y las columnas las variables, cada celda corresponde al valor que una determinada variable adopta en un cierto caso. En las últimas versiones del programa existe una vista de variables en la que se

describen las características de cada una, las filas corresponden a cada variable y las columnas nos permiten acceder a sus características:

- Nombre, limitado a 8 caracteres.
- Tipo de variable (listado de opciones con los tipos de variables estadísticas existentes)
 - Numérico, número en formato estándar)
 - Coma decimal, número con comas cada tres posiciones y con un punto como delimitador de los decimales
 - Punto decimal, número con puntos cada tres posiciones y con una coma como límite delimitador de los decimales.
 - Notación científica, número que se expresa con un formato tal que se sigue de una E y un número que expresa la potencia de 10 a la que se multiplica la parte numérica previa
 - Fecha
 - Moneda dólar, formato numérico con el que se expresan cantidades en dólares
 - Moneda del usuario, formato numérico con el que se expresan cantidades en la moneda definida en la pestaña de monedas del cuadro de diálogo "Opciones"
 - Cadena de caracteres o variable alfanumérica
- Tamaño total
- Tamaño de la parte decimal
- Etiqueta de la variable
- Etiquetas para los valores
- Valores perdidos
- Espacio que ocupa en la vista de datos
- Alineación de la variable en la vista de datos
- Escala de medición.

Algunos usuarios pasan por alto las características de las variables cuando se trabaja en la base de datos. Sin embargo, cuando se utilizan scripts o Python las características de las variables pueden tomar gran relevancia en la construcción de procedimientos ad-hoc.

Fichero de sintaxis de SPSS

Se pueden generar estos archivos de sintaxis con la ayuda del programa mismo, pues en casi todas las ventanas donde se realizan tareas en el SPSS existe un botón "Pegar". Este botón cierra la ventana en cuestión y guarda la sintaxis de las acciones seleccionadas en dicha ventana, una vez salvado este archivo es susceptible de modificación. La sintaxis tal cual se presenta a continuación fue producida directamente con el SPSS, este programa le da un formato legible a la sintaxis, formato que el software en algunos casos no requiere para su correcto uso.

Otra peculiaridad de las sintaxis del SPSS es que no son "case sensitive". Ante lo cual es común ver sintaxis escritas solo en mayúsculas, solo en minúsculas o bien una combinación propia de cada usuario. Esta situación se modifica para aquellas personas que hacen uso de Python dentro de sus sintaxis, pues éste es un lenguaje sensitivo a las variaciones entre mayúsculas y minúsculas, esto obliga a estos usuarios a escribir sintaxis con mayor cuidado.

El siguiente ejemplo ilustra como abrir un fichero de datos mediante sintaxis y como llevar a cabo una frecuencia y una tabla de contingencia con datos de uno de los archivos de ejemplo que instala el programa.

```
*Este es un comentario, debe ir precedido por un asterisco y finalizado por un punto.
```

```
*Abre el archivo Tomato.sav.  
GET  
  FILE='C:\Program Files\SPSS\Tomato.sav'.
```

```
*Genera una tabla con las frecuencias de la variable fertilizante.  
FREQUENCIES  
  VARIABLES=fert  
  /ORDER= ANALYSIS.
```

```
*Genera una tabla de contingencia con las variables altura inicial y fertilizante.  
CROSSTABS  
  /TABLES=initial BY fert  
  /FORMAT= AVALUE TABLES  
  /CELLS= COUNT  
  /COUNT ROUND CELL.
```

ANEXO 3

Análisis bivariante y clasificación de variables

Sobre la muestra final para la contricción del modelo (18 variables independientes y la variable dependiente) se realiza el análisis bivariante de las variables discretas como explicativas con relación a la variable tipo pagador (incumplimiento), y análisis de correlaciones para las variables continuas.

Análisis bivariante.- Se realizan cruces de variables mediante tablas de contingencia entre las variables dependientes y la variable incumplimiento, para medir el nivel de discriminación entre la primera en la clasificación de la segunda, además se contrasta con el estadístico de Prueba Ji-cuadrado de Pearson (χ^2 en ingles Chi-square) la hipótesis de independencia, es decir que la variable considerada explicaría o no el incumplimiento. El estadístico Ji-cuadrado de Pearson para probar H_0 es:

$$\chi^2 = \sum \frac{(n_{ij} - \mu_{ij})^2}{\mu_{ij}}$$

Donde, la hipótesis nula (H_0) es que la probabilidad de que la variable considerada no explique el incumplimiento ($p = 0$), y la hipótesis alternativa (H_1) que si se explique. A continuación se detallan los cálculos:

Sexo & Incumplimiento.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable sexo con la variable independiente no mantienen diferencias significativas, lo cual además se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el nivel de significancia. En tal razón la variable sexo es descarta para el modelo.

Sexo del cliente * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
Sexo del cliente	Femenino	Count	199	356	555
		% within Incumplimiento	46,7%	49,2%	48,3%
	Masculino	Count	227	368	595
		% within Incumplimiento	53,3%	50,8%	51,7%
Total		Count	426	724	1150
		% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	,649 ^b	1	,421		
Continuity Correction ^a	,554	1	,457		
Likelihood Ratio	,649	1	,420		
Fisher's Exact Test				,428	,228
N of Valid Cases	1150				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 205,59.

Estado civil & Incumplimiento.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable estado civil con la variable independiente no mantienen diferencias significativas, lo cual además se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el nivel de significancia. En tal razón la variable estado civil es descarta para el modelo.

Estado Civil del sujeto * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
Estado Civil del sujeto	Soltero	Count	150	229	379
		% within Incumplimiento	35,2%	31,6%	33,0%
	Casado	Count	239	418	657
		% within Incumplimiento	56,1%	57,7%	57,1%
	Unión libre	Count	17	48	65
		% within Incumplimiento	4,0%	6,6%	5,7%
	Divorciado	Count	10	13	23
		% within Incumplimiento	2,3%	1,8%	2,0%
	Viudo	Count	10	16	26
		% within Incumplimiento	2,3%	2,2%	2,3%
Total		Count	426	724	1150
		% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	4,905 ^a	4	,297
Likelihood Ratio	5,063	4	,281
N of Valid Cases	1150		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 8,52.

Nivel de educación & Incumplimiento.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable nivel de educación con la variable independiente no mantienen diferencias significativas, lo cual además se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el nivel de significancia. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Nivel de educación cliente * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
Nivel de educación cliente	Analfabeto	Count	5	3	8
		% within Incumplimiento	1,2%	,4%	,7%
	Primaria	Count	127	246	373
		% within Incumplimiento	29,8%	34,0%	32,4%
	Secundaria	Count	271	429	700
		% within Incumplimiento	63,6%	59,3%	60,9%
	Tecnología	Count	2	1	3
		% within Incumplimiento	,5%	,1%	,3%
	Universidad	Count	20	45	65
		% within Incumplimiento	4,7%	6,2%	5,7%
	Otro	Count	1	0	1
		% within Incumplimiento	,2%	,0%	,1%
	Total	Count	426	724	1150
		% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	8,421 ^a	5	,134
Likelihood Ratio	8,599	5	,126
N of Valid Cases	1150		

a. 5 cells (41,7%) have expected count less than 5. The minimum expected count is ,37.

Cargas familiares.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable cargas familiares con la variable independiente no mantienen diferencias significativas, lo cual además se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el nivel de significancia. En tal razón esta variable es descarta para el modelo.

Cargas familiares * Incumplimiento Crosstabulation

		Incumplimiento		Total	
		mal pagador	buen pagador		
Cargas familiares	0	Count	112	204	316
		% within Incumplimiento	26,3%	28,2%	27,5%
	1	Count	107	165	272
		% within Incumplimiento	25,1%	22,8%	23,7%
	2	Count	89	169	258
		% within Incumplimiento	20,9%	23,3%	22,4%
	3	Count	76	126	202
		% within Incumplimiento	17,8%	17,4%	17,6%
	4	Count	36	50	86
		% within Incumplimiento	8,5%	6,9%	7,5%
	5	Count	6	10	16
		% within Incumplimiento	1,4%	1,4%	1,4%
Total	Count	426	724	1150	
	% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%	

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	2,565 ^a	5	,767
Likelihood Ratio	2,556	5	,768
Linear-by-Linear Association	,389	1	,533
N of Valid Cases	1150		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 5,93.

Calificación de la IFI al momento de la concesión.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable calificación de la IFI al momento de la concesión del microcrédito, con la variable independiente, presentan diferencias representativas, lo cual también se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el

nivel de significancia al rechazar la Hipótesis nula. En tal razón esta variable es considerada para el modelo.

Calificación de la IFI al momento de concesión * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
Calificación de la IFI al momento de concesión	C	Count	3	3	6
		% within Incumplimiento	,7%	,4%	,5%
	B	Count	48	24	72
		% within Incumplimiento	11,3%	3,3%	6,3%
	A	Count	375	697	1072
		% within Incumplimiento	88,0%	96,3%	93,2%
Total	Count	426	724	1150	
	% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%	

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	29,479 ^a	2	,000
Likelihood Ratio	28,276	2	,000
N of Valid Cases	1150		

a. 2 cells (33,3%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 2,22.

Calificación de central de riesgos al momento de la concesión.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable calificación de la central de riesgos al momento de la concesión del microcrédito, con la variable independiente presentan diferencias representativas, lo cual también se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el nivel de significancia al rechazar la Hipótesis nula. En tal razón esta variable es considerada para el modelo.

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	394,500 ^a	2	,000
Likelihood Ratio	425,387	2	,000
N of Valid Cases	1150		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 12,97.

Calificación Central de Riesgos al momento de concesión * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
Calificación Central de Riesgos al momento de concesión	C	Count	35	0	35
		% within Incumplimiento	8,2%	,0%	3,0%
	B	Count	307	155	462
		% within Incumplimiento	72,1%	21,4%	40,2%
	A	Count	84	569	653
		% within Incumplimiento	19,7%	78,6%	56,8%
Total	Count	426	724	1150	
	% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%	

Destino de crédito.- El porcentaje de discriminación de las categorías de la variable destino de crédito con la variable independiente no mantienen diferencias significativas, lo cual además se confirma con el estadístico Ji-cuadrado y el nivel de significancia. En tal razón esta variable es descarta para el modelo.

Destino del crédito * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
Destino del crédito	Capital de trabajo	Count	307	506	813
		% within Incumplimiento	72,1%	69,9%	70,7%
	Compra de insumos	Count	6	9	15
		% within Incumplimiento	1,4%	1,2%	1,3%
	Compra de materia prima	Count	90	156	246
		% within Incumplimiento	21,1%	21,5%	21,4%
	Compra terreno para producción	Count	5	6	11
		% within Incumplimiento	1,2%	,8%	1,0%
	Pago de deudas varias	Count	16	29	45
		% within Incumplimiento	3,8%	4,0%	3,9%
	Otros gastos no especificados	Count	2	18	20
		% within Incumplimiento	,5%	2,5%	1,7%
	Total	Count	426	724	1150
		% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	6,906 ^a	5	,228
Likelihood Ratio	8,252	5	,143
Linear-by-Linear Association	2,696	1	,101
N of Valid Cases	1150		

a. 1 cells (8,3%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 4,07.

Estatus de la operación de crédito.- Esta variable es descartada para el modelo, en razón de que se pretende construir un modelo de aprobación para el otorgamiento del crédito, y la naturaleza de esta variable es posterior a la concesión.

Variables Cuantitativas.- Para reducir la cantidad de variables cuantitativas en el modelo procedemos a realizar un análisis comparativo completo de medias y varianzas de cada variable cuantitativa entre los grupos definidos por la variable dependiente, que se contrasta con un prueba de independencia entre grupos o muestras al 95% de confianza. Las tablas de resultados se muestran a continuación:

Edad.- Al observar tanto los tests de igualdad de varianzas y de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para presumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable edad, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes las medias y desviaciones estándar de los grupos no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Edad cliente al solicitar crédito	Equal variances assumed	1,107	,293	1,357	1148	,175	,419	,309	-,187	1,026
	Equal variances not assumed			1,335	846,3	,182	,419	,314	-,197	1,036

Group Statistics

Incumplimiento		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Edad cliente al mal pagador		426	28,02	5,262	,255
solicitar crédito buen pagador		724	27,60	4,940	,184

Cargas familiares.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable cargas familiares, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Group Statistics

Incumplimiento		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Cargas familiares mal pagador		426	1,61	1,342	,065
buen pagador		724	1,56	1,319	,049

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Cargas familiares	Equal variances assumed	,219	,640	,623	1148	,533	,051	,081	-,109	,210
	Equal variances not assumed			,620	878,841	,535	,051	,081	-,109	,210

Monto.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la

variable monto, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Monto de crédito	Equal variances assumed	,677	,411	,827	1148	,409	60,622	73,328	-83,250	204,494
	Equal variances not assumed			,804	814,295	,422	60,622	75,445	-87,468	208,711

Group Statistics

		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Monto de crédito	mal pagador	426	3900,75	1283,427	62,182
	buen pagador	724	3840,13	1149,571	42,723

Plazo.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable plazo, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Group Statistics

		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Plazo del crédito (días)	mal pagador	426	759,08	264,577	12,819
	buen pagador	724	759,57	248,960	9,253

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Plazo del crédito (días)	Equal variances assumed	,777	,378	-,031	1148	,975	-,487	15,562	-31,020	30,046
	Equal variances not assumed			-,031	847,9	,975	-,487	15,809	-31,517	30,542

Tasa.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable tasa, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Group Statistics

		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Tasa de interes	mal pagador	426	13,08	1,738	,084
	buen pagador	724	13,10	1,750	,065

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Tasa de interes	Equal variances assumed	,000	,985	-,159	1148	,874	-,017	,107	-,226	,192
	Equal variances not assumed			-,159	896,0	,873	-,017	,106	-,226	,192

Valor de cuota.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que existiría evidencia estadística para presumir que habría independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable valor de cuota, es decir que existiría discriminación entre grupos. Además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es considerada para el modelo.

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Valor de cuota de pago	Equal variances assumed	26,0	,026	26,3	1148	,045	5,987	9,534	-12,720	24,693
	Equal variances not assumed			45,6	741,75	,045	5,987	10,101	-13,843	25,816

Group Statistics

Incumplimiento	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Valor de cuota de pago mal pagador	426	211,09	177,821	8,615
buen pagador	724	195,10	121,859	4,272

Saldo.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay evidencia estadística para resumir que existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable saldo en mora en el sistema financiero, es decir que existiría discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es considerada para el modelo.

Group Statistics

Incumplimiento		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Saldo adeudado	mal pagador	426	79,79	160,984	7,800
	buen pagador	724	13,52	49,016	1,822

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Saldo adeudado	Equal variances assumed	424,23	,000	10,30	1148	,000	66,271	6,435	53,644	78,897
	Equal variances not assumed			8,274	471,8	,000	66,271	8,010	50,532	82,009

Patrimonio.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable patrimonio, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Patrimonio sujeto	Equal variances assumed	,254	,614	,879	1148	,379	904,979	1029,053	-1114,1	2924,0
	Equal variances not assumed			,882	898,4	,378	904,979	1026,304	-1109,3	2919,2

Group Statistics

Incumplimiento		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Patrimonio sujeto	mal pagador	426	14651,71	16742,932	811,198
	buen pagador	724	13746,73	16916,477	628,696

Ingresos mensuales promedio.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable ingresos mensuales promedio, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Group Statistics

Incumplimiento		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Ingresos mensuales promedio	mal pagador	426	624,69	423,442	20,516
	buen pagador	724	619,24	414,403	15,401

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Ingresos mensuales promedio	Equal variances assumed	,081	,775	,214	1148	,831	5,447	25,510	-44,61	55,499
	Equal variances not assumed			,212	875,5	,832	5,447	25,653	-44,90	55,796

Gastos mensuales promedio.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que hay suficiente evidencia estadística para resumir que no existe independencia entre los grupos de la variable

incumplimiento a través de la variable gastos mensuales promedio, es decir que no existe discriminación entre grupos. Nótese además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es descartada para el modelo.

Group Statistics

		Incumplimiento	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Gastos mensuales promedio	mal pagador		426	356,3434	257,34464	12,46839
	buen pagador		724	353,7225	267,95987	9,95865

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Gastos mensuales promedio	Equal variances assumed	,571	,450	,163	1148	,871	2,62088	16,12538	-29,018	34,26
	Equal variances not assumed			,164	920,1	,870	2,62088	15,95730	-28,696	33,94

Cobertura.- Al observar tanto el test de igualdad de varianzas como de medias, se corrobora que existiría evidencia estadística para presumir que habría independencia entre los grupos de la variable incumplimiento a través de la variable porcentaje de cobertura, es decir que existiría discriminación entre grupos. Además que en los resúmenes de grupos las medias y desviaciones estándar no mantienen diferencias significativas. En tal razón esta variable es considerada para el modelo.

Group Statistics

		Incumplimiento	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
% de cobertura de pago	mal pagador		426	41,8306	17,01088	,82418
	buen pagador		724	32,6407	10,38625	,40899

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
% de cobertura de pago	Equal variances assumed	31,68	,017	-17,8	1148	,042	-,81001	1,01487	-2,801	1,1812
	Equal variances not assumed			-17,8	864,3	,043	-,81001	1,02476	-2,821	1,2013

ANEXO 4

Corridas de Regresión Logística

Sobre la muestra final para la contrición del modelo y con la clasificación de las variables finalistas se busca el modelo logístico en función de los atributos o variables que mejor discriminan a la población de buenos y malos. Se ajusta el modelo con la incorporación paso a paso de las variables explicativas, con la variable dependiente. Se presentan los resultados de las principales corridas con mayor significación estadística.

- 1.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
/METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central,
Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	418,623	2	,000
	Block	418,623	2	,000
	Model	446,899	4	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1069,231 ^a	,322	,440

a. Estimation terminated at iteration number 50
because maximum iterations has been reached.

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	342	84	80,3
		buen pagador	155	569	78,6
	Overall Percentage				79,2

a. The cut value is ,500

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,031	2	,984

Variables in the Equation

Step	Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
1	calif_IFI			20,729	2	,000			
	calif_IFI(1)	-1,259	,958	1,726	1	,189	,284	,043	1,858
	calif_IFI(2)	-1,396	,318	19,309	1	,000	,248	,133	,462
	calif_central			282,311	2	,000			
	calif_central(1)	-53,084	2E+010	,000	1	1,000	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,619	,156	282,311	1	,000	,073	,054	,099
	Constant	2,023	,123	271,989	1	,000	7,563		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_central.

Correlation Matrix

	Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)
Step 1 Constant	1,000	-,102	-,249	,000	-,766
calif_IFI(1)	-,102	1,000	,028	,000	,063
calif_IFI(2)	-,249	,028	1,000	,000	,117
calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000
calif_central(2)	-,766	,063	,117	,000	1,000

2.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, cuota
 Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step 1 Step	,760	1	,383
Block	,760	1	,383
Model	447,659	5	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1068,470 ^a	,322	,440

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	8,166	8	,417

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Incumplimiento		Percentage Correct
			mal pagador	buen pagador	
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	343	83	80,5
		buen pagador	155	569	78,6
Overall Percentage					79,3

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1	calif_IFI		20,545	2	,000			
	calif_IFI(1)	-1,273	,960	1,758	,185	,280	,043	1,838
	calif_IFI(2)	-1,386	,317	19,086	,000	,250	,134	,466
	calif_central		282,243	2	,000			
	calif_central(1)	-53,099	2E+010	,000	1,000	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,620	,156	282,243	,000	,073	,054	,099
	cuota	,000	,000	,759	,384	1,000	,999	1,000
	Constant	2,106	,156	182,743	,000	8,213		

a. Variable(s) entered on step 1: cuota.

Correlation Matrix

		Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	cuota
Step 1	Constant	1,000	-,091	-,173	,000	-,617	-,616
	calif_IFI(1)	-,091	1,000	,027	,000	,064	,018
	calif_IFI(2)	-,173	,027	1,000	,000	,114	-,036
	calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000	,000
	calif_central(2)	-,617	,064	,114	,000	1,000	,022
	cuota	-,616	,018	-,036	,000	,022	1,000

3.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
/METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, cuota, saldo
Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	59,868	1	,000
	Block	59,868	1	,000
	Model	507,527	6	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1008,603 ^a	,357	,487

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	7,976	8	,436

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	353	73	82,9
		buen pagador	157	567	78,3
Overall Percentage					80,0

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

Step	Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
1	calif_IFI			20,517	2	,000			
	calif_IFI(1)	-,887	1,072	,684	1	,408	,412	,050	3,367
	calif_IFI(2)	-1,487	,333	19,989	1	,000	,226	,118	,434
	calif_central			265,467	2	,000			
	calif_central(1)	-52,311	2E+010	,000	1	1,000	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,689	,165	265,467	1	,000	,068	,049	,094
	cuota	-,001	,000	1,493	1	,222	,999	,999	1,000
	saldo	-,007	,001	45,515	1	,000	,993	,991	,995
	Constant	2,397	,170	199,774	1	,000	10,992		

a. Variable(s) entered on step 1: saldo.

Correlation Matrix

	Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	cuota	saldo
Step 1	Constant	1,000	-,071	-,196	,000	-,643	-,595
	calif_IFI(1)	-,071	1,000	,023	,000	,052	,017
	calif_IFI(2)	-,196	,023	1,000	,000	,141	-,032
	calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000	,000
	calif_central(2)	-,643	,052	,141	,000	1,000	,028
	cuota	-,595	,017	-,032	,000	,028	1,000
	saldo	-,318	-,036	,083	,000	,217	,047

- 4.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, cuota, saldo, cobertura
 /Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
mal pagador	0
buen pagador	1

	Chi-square	df	Sig.
Step 1 Step	508,495	7	,000
Block	508,495	7	,000
Model	508,495	7	,000

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	6,604	8	,580

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1007,634 ^a	,357	,488

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	353	73	82,9
		buen pagador	157	567	78,3
	Overall Percentage				80,0

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

Step	Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
1	calif_IFI			20,356	2	,000			
	calif_IFI(1)	-,964	1,059	,828	1	,363	,382	,048	3,039
	calif_IFI(2)	-1,478	,333	19,689	1	,000	,228	,119	,438
	calif_central			265,510	2	,000			
	calif_central(1)	-22,307	6158,313	,000	1	,997	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,694	,165	265,510	1	,000	,068	,049	,093
	cuota	-,001	,000	1,576	1	,209	,999	,999	1,000
	saldo	-,007	,001	45,726	1	,000	,993	,991	,995
	cobertura	,005	,005	,968	1	,325	1,005	,995	1,014
	Constant	2,206	,256	74,459	1	,000	9,083		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central, cuota, saldo, cobertura.

Correlation Matrix

		Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	cuota	saldo	cobertura
Step 1	Constant	1,000	,007	-,147	,000	-,391	-,366	-,210	-,748
	calif_IFI(1)	,007	1,000	,021	,000	,056	,021	-,035	-,074
	calif_IFI(2)	-,147	,021	1,000	,000	,140	-,035	,083	,024
	calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000	,000	,000	,000
	calif_central(2)	-,391	,056	,140	,000	1,000	,030	,217	-,047
	cuota	-,366	,021	-,035	,000	,030	1,000	,046	-,037
	saldo	-,210	-,035	,083	,000	,217	,046	1,000	-,001
	cobertura	-,748	-,074	,024	,000	-,047	-,037	-,001	1,000

5.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI calif_central saldo
 /Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	506,021	5	,000
	Block	506,021	5	,000
	Model	506,021	5	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1010,109 ^a	,356	,486

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	9,025	3	,029

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	352	74	82,6
		buen pagador	157	567	78,3
	Overall Percentage				79,9

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

Step	Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
1	calif_IFI			20,769	2	,000			
	calif_IFI(1)	-,865	1,071	,653	1	,419	,421	,052	3,433
	calif_IFI(2)	-1,502	,333	20,274	1	,000	,223	,116	,428
	calif_central			265,610	2	,000			
	calif_central(1)	-52,293	2E+010	,000	1	1,000	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,687	,165	265,610	1	,000	,068	,049	,094
	saldo	-,007	,001	45,106	1	,000	,993	,991	,995
	Constant	2,277	,136	279,077	1	,000	9,743		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central, saldo.

Correlation Matrix

		Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	saldo
Step 1	Constant	1,000	-,075	-,269	,000	-,779	-,361
	calif_IFI(1)	-,075	1,000	,023	,000	,051	-,037
	calif_IFI(2)	-,269	,023	1,000	,000	,146	,085
	calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000	,000
	calif_central(2)	-,779	,051	,146	,000	1,000	,217
	saldo	-,361	-,037	,085	,000	,217	1,000

6.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
/METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, cuota, saldo
/Sin Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	29,810	1	,000
	Block	29,810	1	,000
	Model	361,502	6	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1232,736 ^a	,270	,360

a. Estimation terminated at iteration number 60 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	85,902	8	,000

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	331	95	77,7
		buen pagador	141	583	80,5
Overall Percentage					79,5

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1			7,326	2	,026			
calif_IFI								
calif_IFI(1)	-,092	,953	,009	1	,923	,912	,141	5,902
calif_IFI(2)	-,822	,304	7,323	1	,007	,440	,242	,797
calif_central			165,649	2	,000			
calif_central(1)	-61,510	3E+012	,000	1	1,000	,000	,000	.
calif_central(2)	-1,792	,139	165,649	1	,000	,167	,127	,219
cuota	,006	,000	170,126	1	,000	1,006	1,005	1,007
saldo	-,005	,001	24,425	1	,000	,995	,994	,997

a. Variable(s) entered on step 1: saldo.

Correlation Matrix

		calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	cuota	saldo
Step 1	calif_IFI(1)	1,000	,014	,000	,014	-,042	-,062
	calif_IFI(2)	,014	1,000	,000	,001	-,172	,009
	calif_central(1)	,000	,000	1,000	,000	,000	,000
	calif_central(2)	,014	,001	,000	1,000	-,630	,053
	cuota	-,042	-,172	,000	-,630	1,000	-,269
	saldo	-,062	,009	,000	,053	-,269	1,000

7.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
/METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, cuota, saldo, cobertura
/Sin Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	141,619	1	,000
	Block	141,619	1	,000
	Model	503,122	7	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1091,117 ^a	,354	,472

a. Estimation terminated at iteration number 60 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	27,695	8	,001

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	305	121	71,6
		buen pagador	131	593	81,9
Overall Percentage					78,1

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1			13,239	2	,001			
	calif_IFI		1,244	1	,265	,339	,051	2,267
	calif_IFI(1)	-1,080	,969	1	,325	,322	,171	,609
	calif_IFI(2)	-1,133	,325	1	,000			
	calif_central		223,927	2	,000			
	calif_central(1)	-62,014	3E+012	,000	1	1,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,333	,156	223,927	1	,000	,097	,132
	cuota	,001	,001	6,675	1	,010	1,001	1,002
	saldo	-,006	,001	35,472	1	,000	,994	,996
	cobertura	,037	,003	130,111	1	,000	1,038	1,044

a. Variable(s) entered on step 1: cobertura.

Correlation Matrix

		calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	cuota	saldo	cobertura
Step 1	calif_IFI(1)	1,000	,025	,000	,060	,030	-,031	-,105
	calif_IFI(2)	,025	1,000	,000	,061	-,030	,044	-,146
	calif_central(1)	,000	,000	1,000	,000	,000	,000	,000
	calif_central(2)	,060	,061	,000	1,000	-,156	,112	-,489
	cuota	,030	-,030	,000	-,156	1,000	-,046	-,573
	saldo	-,031	,044	,000	,112	-,046	1,000	-,213
	cobertura	-,105	-,146	,000	-,489	-,573	-,213	1,000

- 8.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, edad, monto, plazo, tasa, cuota, saldo, Ingresos, gastos, cobertura,
 /Constante

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1002,348 ^a	,360	,492

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	14,421	8	,071

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	350	76	82,2
		buen pagador	151	573	79,1
	Overall Percentage				80,3

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

Step	Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
1	calif_IFI			19,840	2	,000			
	calif_IFI(1)	-,819	1,121	,534	1	,465	,441	,049	3,970
	calif_IFI(2)	-1,471	,333	19,467	1	,000	,230	,120	,442
	calif_central			261,258	2	,000			
	calif_central(1)	-52,257	2E+010	,000	1	1,000	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,694	,167	261,258	1	,000	,068	,049	,094
	edad	-,009	,015	,373	1	,541	,991	,961	1,021
	monto	,000	,000	,046	1	,830	1,000	1,000	1,000
	plazo	,001	,000	2,062	1	,151	1,001	1,000	1,001
	tasa	,019	,046	,178	1	,673	1,020	,931	1,116
	cuota	,000	,001	,368	1	,544	1,000	,999	1,001
	saldo	-,008	,001	44,826	1	,000	,992	,990	,994
	ingresos	,000	,001	,205	1	,651	1,000	,998	1,001
	gastos	,000	,001	,022	1	,881	1,000	,998	1,002
	cobertura	,006	,009	,471	1	,492	1,006	,989	1,023
	Constant	1,723	,941	3,352	1	,067	5,600		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central, edad, monto, plazo, tasa, cuota, saldo, ingresos, gastos, cobertura.

Correlation Matrix

Step	Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	edad	monto	plazo	tasa	cuota	saldo	ingresos	gastos	cobertura	
1	Constant	1,000	,001	-,018	,000	-,170	-,520	-,010	-,318	-,668	-,155	,187	,330	-,384	-,430
	calif_IFI(1)	,001	1,000	,027	,000	,050	-,027	,029	-,017	-,025	,001	-,035	-,134	,115	,057
	calif_IFI(2)	-,018	,027	1,000	,000	,138	-,040	,047	-,028	-,047	-,050	,079	-,041	,055	,057
	calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	calif_central(2)	-,170	,050	,138	,000	1,000	,052	-,031	,023	,026	,044	,194	-,015	,039	,006
	edad	-,520	-,027	-,040	,000	,052	1,000	-,022	,078	,037	,006	-,131	-,044	,049	,051
	monto	-,010	,029	,047	,000	-,031	-,022	1,000	-,518	-,071	-,493	-,158	,022	-,018	-,041
	plazo	-,318	-,017	-,028	,000	,023	,078	-,518	1,000	,071	,504	-,235	,010	,000	,008
	tasa	-,668	-,025	-,047	,000	,026	,037	-,071	,071	1,000	,016	-,102	-,058	,043	,039
	cuota	-,155	,001	-,050	,000	,044	,006	-,493	,504	,016	1,000	,011	,010	-,001	-,009
	saldo	,187	-,035	,079	,000	,194	-,131	-,158	-,235	-,102	,011	1,000	-,015	,028	,025
	ingresos	,330	-,134	-,041	,000	-,015	-,044	,022	,010	-,058	,010	-,015	1,000	-,950	-,803
	gastos	-,384	,115	,055	,000	,039	,049	-,018	,000	,043	-,001	,028	-,950	1,000	,832
	cobertura	-,430	,057	,057	,000	,006	,051	-,041	,008	,039	-,009	,025	-,803	,832	1,000

9.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, edad, plazo, cuota, saldo,
 Ingresos, cobertura,
 /Constante

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	12,943	8	,114

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	513,525	10	,000
	Block	513,525	10	,000
	Model	513,525	10	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1002,605 ^a	,360	,492

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	351	75	82,4
		buen pagador	151	573	79,1
	Overall Percentage				80,3

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

Step		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
1 ^a	calif_IFI			20,091	2	,000			
	calif_IFI(1)	-,832	1,103	,570	1	,450	,435	,050	3,776
	calif_IFI(2)	-1,471	,332	19,638	1	,000	,230	,120	,440
	calif_central			262,636	2	,000			
	calif_central(1)	-52,265	2E+010	,000	1	1,000	,000	,000	.
	calif_central(2)	-2,696	,166	262,636	1	,000	,067	,049	,093
	edad	-,010	,015	,397	1	,529	,990	,961	1,021
	plazo	,001	,000	3,222	1	,073	1,001	1,000	1,001
	cuota	,000	,000	,320	1	,572	1,000	,999	1,001
	saldo	-,008	,001	45,719	1	,000	,992	,990	,994
	ingresos	,000	,000	,961	1	,327	1,000	,999	1,000
	cobertura	,005	,005	1,047	1	,306	1,005	,996	1,014
	Constant	2,047	,613	11,168	1	,001	7,746		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central, edad, plazo, cuota, saldo, ingresos, cobertura.

Correlation Matrix

	Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central(1)	calif_central(2)	edad	plazo	cuota	saldo	ingresos	cobertura	
Step 1	Constant	1,000	,042	-,041	,000	-,217	-,738	-,547	-,312	,187	-,225	-,305
	calif_IFI(1)	,042	1,000	,018	,000	,047	-,031	,000	,018	-,037	-,083	-,068
	calif_IFI(2)	-,041	,018	1,000	,000	,139	-,040	,000	-,031	,081	,035	,022
	calif_central(1)	,000	,000	,000	1,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	calif_central(2)	-,217	,047	,139	,000	1,000	,050	,008	,034	,194	,076	-,050
	edad	-,738	-,031	-,040	,000	,050	1,000	,077	-,004	-,134	,008	,016
	plazo	-,547	,000	,000	,000	,008	,077	1,000	,337	-,373	,047	-,011
	cuota	-,312	,018	-,031	,000	,034	-,004	,337	1,000	-,081	,039	-,044
	saldo	,187	-,037	,081	,000	,194	-,134	-,373	-,081	1,000	,035	-,004
	ingresos	-,225	-,083	,035	,000	,076	,008	,047	,039	,035	1,000	-,073
	cobertura	-,305	-,068	,022	,000	-,050	,016	-,011	-,044	-,004	-,073	1,000

10.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI, calif_central, edad, plazo, cuota, saldo,
 Ingresos, cobertura,
 /Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step 1 Step	512,807	8	,000
Block	512,807	8	,000
Model	512,807	8	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1003,323 ^a	,360	,491

a. Estimation terminated at iteration number 50 because maximum iterations has been reached.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	15,777	8	,046

Classification Table^a

		Predicted		
		Incumplimiento		Percentage Correct
Observed	mal pagador	buen pagador		
Step 1 Incumplimiento	mal pagador	348	78	81,7
	buen pagador	152	572	79,0
Overall Percentage				80,0

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1			20,497	2	,000			
calif_IFI								
calif_IFI(1)	-,843	1,107	,581	1	,446	,430	,049	3,766
calif_IFI(2)	-1,486	,332	20,031	1	,000	,226	,118	,434
calif_central			262,540	2	,000			
calif_central(1)	-52,238	2E+010	,000	1	1,000	,000	,000	.
calif_central(2)	-2,690	,166	262,540	1	,000	,068	,049	,094
plazo	,001	,000	4,685	1	,030	1,001	1,000	1,001
saldo	-,008	,001	48,290	1	,000	,992	,990	,994
ingresos	,000	,000	,918	1	,338	1,000	,999	1,000
cobertura	,005	,005	1,024	1	,311	1,005	,995	1,014
Constant	1,655	,365	20,513	1	,000	5,232		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central, plazo, saldo, ingresos, cobertura.

11.- LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
/METHOD = ENTER calif_IFI, c_central_new, cuota, saldo, cobertura,
/Constante

Categorical Variables Codings

		Frequency	Parameter coding	
			(1)	(2)
Calificación de la IFI al momento de concesión	C	6	1,000	,000
	B	72	,000	1,000
	A	1072	,000	,000
Calificación Central de Riesgos al momento	B	497	1,000	,000
	A	653	,000	

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	494,863	6	,000
	Block	494,863	6	,000
	Model	494,863	6	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1021,267 ^a	,497	,677

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	18,185	8	,048

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Incumplimiento		Percentage Correct
			mal pagador	buen pagador	
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	355	71	83,3
		buen pagador	141	583	79,6
Overall Percentage					81,6

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
calif_IFI			20,399	2	,000			
calif_IFI(1)	-,939	,507	9,771	1	,038	,391	,048	3,183
calif_IFI(2)	-1,484	,334	19,785	1	,000	,227	,118	,436
calif_central_2(1)	-2,765	,165	282,415	1	,000	,063	,046	,087
cuota	-,001	,000	7,405	1	,024	,999	,999	1,000
saldo	-,008	,001	52,890	1	,000	,992	,990	,994
cobertura	,005	,005	5,068	1	,043	1,005	,996	1,014
Constant	2,209	,255	74,874	1	,000	9,106		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central_2, cuota, saldo, cobertura.

ANEXO 5

Pruebas del Modelo y Backtesting

1.- Pruebas del Modelo Logístico Original.

Correlation Matrix

		Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central_2(1)	cuota	saldo	cobertura
Step 1	Constant	1,000	,006	-,146	-,395	-,368	-,211	-,275
	calif_IFI(1)	,006	1,000	,021	,058	,020	-,033	-,074
	calif_IFI(2)	-,146	,021	1,000	,142	-,037	,079	,023
	calif_central_2(1)	-,395	,058	,142	1,000	,031	,203	-,047
	cuota	-,368	,020	-,037	,031	1,000	,049	-,037
	saldo	-,211	-,033	,079	,203	,049	1,000	,001
	cobertura	-,246	-,074	,023	-,047	-,037	,001	1,000

Area Under the Curve

Test Result Variable(s): PGR_1

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,806	,014	,000	,779	,833

The test result variable(s): PGR_1 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

- a. Under the nonparametric assumption
- b. Null hypothesis: true area = 0.5

Coordinates of the Curve

Test Result Variable(s): PGR_1

Positive if Greater Than or Equal To ^a	Sensitivity	1 - Specificity
-1,00	1,000	1,000
,50	,783	,171
2,00	,000	,000

The test result variable(s): PGR_1 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group.

- a. The smallest cutoff value is the minimum observed test value minus 1, and the largest cutoff value is the maximum observed test value plus 1. All the other cutoff values are the averages of two consecutive ordered observed test values.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	4,992	8	,758

Iteration History^{a,b,c,d}

Iteration	-2 Log likelihood	Coefficients						
		Constant	calif_IFI(1)	calif_IFI(2)	calif_central_2(1)	cuota	saldo	cobertura
Step 1	1062,969	1,556	-,520	-,809	-2,080	,000	-,003	,003
1	1024,048	2,046	-,847	-1,307	-2,588	-,001	-,006	,004
	1021,290	2,194	-,934	-1,470	-2,750	-,001	-,008	,005
	1021,267	2,209	-,939	-1,484	-2,765	-,001	-,008	,005
	1021,267	2,209	-,939	-1,484	-2,765	-,001	-,008	,005

a. Method: Enter

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 1516,129

d. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step 1 Step	494,863	6	,000
Block	494,863	6	,000
Model	494,863	6	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1021,267 ^a	,497	,677

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

2.- Contraste de la Prueba de Bondad de Ajuste de Kolmogorov Smirnov.

Hipótesis a contrastar:

H_0 : Los datos analizados siguen una distribución M.

H_1 : Los datos analizados no siguen una distribución M.

Estadístico de contraste:

$$D = \sup_{1 \leq i \leq n} \left| \hat{F}_n(x_i) - F_0(x_i) \right|$$

Así pues, D es la mayor diferencia absoluta observada entre la frecuencia acumulada observada $\hat{F}_n(x)$ y la frecuencia acumulada teórica $F_0(x)$, obtenida a partir de la distribución de probabilidad que se especifica como hipótesis nula.

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

Si $D \leq D_\alpha \Rightarrow$ Aceptar H_0
Si $D > D_\alpha \Rightarrow$ Rechazar H_0

Donde el valor D_α se elige de tal manera que:

$P(\text{Rechazar } H_0 / H_0 \text{ es cierta}) =$ $= P(D > D_\alpha / \text{Los datos siguen la distribución M}) = \alpha$
--

Siendo α el nivel de significación del contraste. A su vez, el valor de D_α depende del tipo de distribución a probar y se encuentra tabulado. En general es de la forma:

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

donde c_α y $k(n)$ se encuentran en las tablas siguientes:

c_α	α		
	0.1	0.05	0.01
Modelo			
General	1.224	1.358	1.628
Normal	0.819	0.895	1.035
Exponencial	0.990	1.094	1.308
Weibull n=10	0.760	0.819	0.944
Weibull n=20	0.779	0.843	0.973
Weibull n=50	0.790	0.856	0.988
Weibull n= ∞	0.803	0.874	1.007

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

3.- Corridas del Modelo Logístico de Backtesting.

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
/METHOD = ENTER calif_IFI, c_central_new, cuota, saldo, cobertura,
/Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	64,617	5	,000
	Block	64,617	5	,000
	Model	64,617	5	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	87,480 ^a	,596	,701

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	16,821	8	,046

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Incumplimiento = mal pagador		Incumplimiento = buen pagador		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	11	10,705	2	2,295	13
	2	8	8,591	5	4,409	13
	3	7	7,427	6	5,573	13
	4	7	5,855	6	7,145	13
	5	1	1,940	12	11,060	13
	6	0	,572	13	12,428	13
	7	1	,345	12	12,655	13
	8	0	,267	13	12,733	13
	9	1	,194	12	12,806	13
	10	0	,105	11	10,895	11

Variables in the Equation

Step	Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	calif_IFI(1)	-1,047	,955	1,201	1	,027	,351	,054	2,283
	calif_central2(1)	-4,223	,803	27,639	1	,000	,015	,003	,071
	cuota	-,008	,003	6,895	1	,009	,992	,987	,998
	saldo	-,001	,003	4,111	1	,044	,999	,994	1,005
	cobertura	,022	,016	1,906	1	,017	1,022	,991	1,054
	Constant	4,304	1,191	13,062	1	,000	73,993		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central2, cuota, saldo, cobertura.

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Incumplimiento		Percentage Correct
			mal pagador	buen pagador	
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	30	6	83,3
		buen pagador	13	79	85,9
	Overall Percentage				85,2

a. The cut value is ,500

Categorical Variables Codings

		Frequency	Parameter coding
			(1)
Calif Central de Riesgos	B	51	1,000
momento concesión2	A	77	,000
Calificación de la IFI al	B	10	1,000
momento de concesión	A	118	,000

4.- Corridas del Modelo Logístico de Transporting

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Incumplimiento
 /METHOD = ENTER calif_IFI, c_central_new, cuota, saldo, cobertura,
 /Constante

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	49,885	5	,000
	Block	49,885	5	,000
	Model	49,885	5	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	64,188 ^a	,405	,583

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	10,063	8	,056

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Incumplimiento = mal pagador		Incumplimiento = buen pagador		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	10	8,941	0	1,059	10
	2	7	6,940	3	3,060	10
	3	3	5,082	7	4,918	10
	4	4	3,394	6	6,606	10
	5	2	1,235	8	8,765	10
	6	0	,589	10	9,411	10
	7	0	,374	10	9,626	10
	8	0	,249	10	9,751	10
	9	1	,145	9	9,855	10
	10	0	,050	6	5,950	6

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Incumplimiento		Percentage Correct	
		mal pagador	buen pagador		
Step 1	Incumplimiento	mal pagador	19	8	70,4
		buen pagador	7	62	89,9
	Overall Percentage				84,4

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

Step		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	calif_IFI(1)	-3,060	1,008	9,223	1	,002	,047	,007	,338
	calif_central2(1)	-3,675	,839	19,186	1	,000	,025	,005	,131
	cuota	,000	,002	1,020	1	,089	1,000	,997	1,004
	saldo	-,012	,018	1,472	1	,049	,988	,953	1,023
	cobertura	,048	,019	6,768	1	,009	1,050	1,012	1,089
	Constant	1,415	1,103	1,645	1	,200	4,118		

a. Variable(s) entered on step 1: calif_IFI, calif_central2, cuota, saldo, cobertura.

Categorical Variables Codings

		Frequency	Parameter coding
			(1)
Calificación Central	B	37	1,000
Riesgos momento concesión2	A	59	,000
Calificación de la IFI al momento de concesión	B	11	1,000
	A	85	,000

Iteration History^{a,b,c,d}

Iteration	-2 Log likelihood	Coefficients					
		Constant	calif_IFI(1)	calif_central2(1)	cuota	saldo	cobertura
Step 1	72,958	,711	-1,537	-2,011	,000	-,005	,025
1 2	65,398	1,003	-2,389	-2,950	,000	-,008	,040
3	64,249	1,283	-2,895	-3,500	,000	-,011	,047
4	64,189	1,404	-3,048	-3,663	,000	-,012	,048
5	64,188	1,415	-3,060	-3,675	,000	-,012	,048
6	64,188	1,415	-3,060	-3,675	,000	-,012	,048

a. Method: Enter

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 114,073

d. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

5.- Segmentación y Puntos de corte.

Descriptive Statistics

Probabilidad de incumplimienot (modelo)

	Statistic	Std. Error
N	1150	
Range	,92759	
Minimum	,00048	
Maximum	,92807	
Sum	724,00000	
Mean	,6295652	
Std. Deviation	,30121612	
Variance	,091	
Skewness	-,443	,072
Kurtosis	-1,289	,144

Statistics

Probabilidad de incumplimiento (modelo)

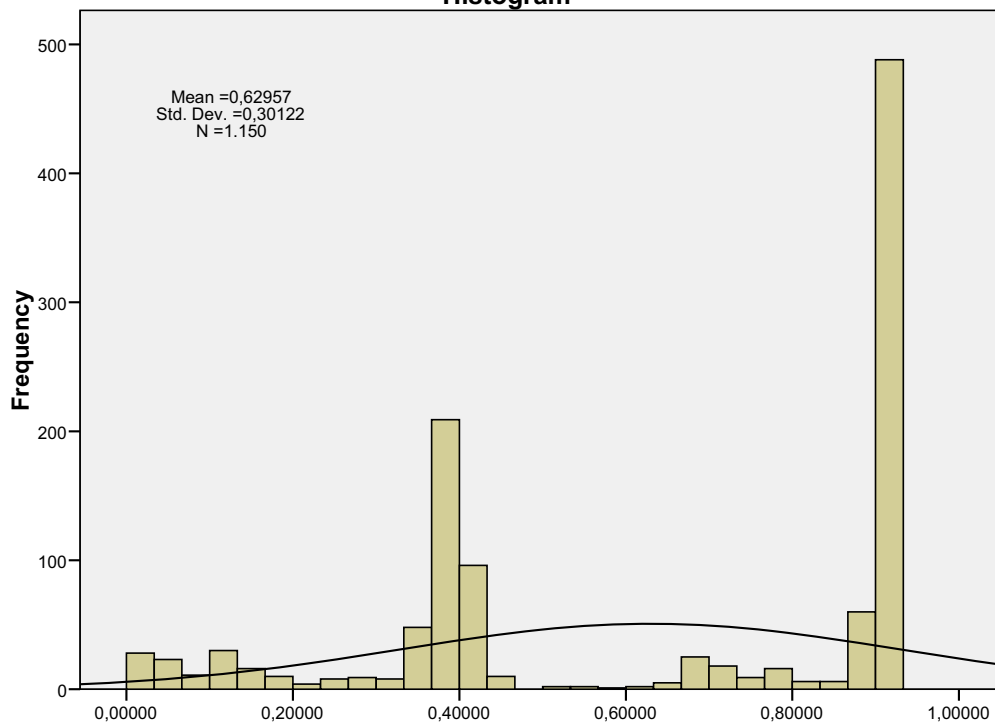
N	Valid	1150
	Missing	0
Mean		,6295652
Median		,7684238 ^a
Mode		,39200 ^b
Std. Deviation		,30121612
Variance		,091
Skewness		-,443
Std. Error of Skewness		,072
Kurtosis		-1,289
Std. Error of Kurtosis		,144
Range		,92759
Minimum		,00048
Maximum		,92807
Sum		724,00000
Percentiles	25	,3810334 ^c
	50	,7684238
	75	,9092639

a. Calculated from grouped data.

b. Multiple modes exist. The smallest value is shown

c. Percentiles are calculated from grouped data.

Histogram



rango4 * Incumplimiento Crosstabulation

			Incumplimiento		Total
			mal pagador	buen pagador	
rango4	1,00	Count	129	15	144
		% within rango4	89,6%	10,4%	100,0%
		% within Incumplimiento	30,3%	2,1%	12,5%
		% of Total	11,2%	1,3%	12,5%
	2,00	Count	242	202	444
		% within rango4	54,5%	45,5%	100,0%
		% within Incumplimiento	56,8%	27,9%	38,6%
		% of Total	21,0%	17,6%	38,6%
	3,00	Count	55	507	562
		% within rango4	9,8%	90,2%	100,0%
		% within Incumplimiento	12,9%	70,0%	48,9%
		% of Total	4,8%	44,1%	48,9%
Total	Count	426	724	1150	
	% within rango4	37,0%	63,0%	100,0%	
	% within Incumplimiento	100,0%	100,0%	100,0%	
	% of Total	37,0%	63,0%	100,0%	