

UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA

**FACULTAD DE INGENIERIA ECONOMICA
Y CIENCIAS SOCIALES**



**“MODELOS SCORING PARA LA ADMINISTRACION
DEL RIESGO CREDITICIO EN MICROFINANZAS”**

INFORME DE SUFICIENCIA

PARA OPTAR EL TITULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO ECONOMISTA

**POR LA MODALIDAD DE ACTUALIZACION DE
CONOCIMIENTOS**

ELBORADO POR:

JUAN CARLOS TORRES NAPA

LIMA-PERU

2007

A mi Dios, quien me dio la fe, la fortaleza, la oportunidad de vivir y una familia maravillosa.

A mi esposa, Patricia, quien me brindó su amor, su cariño, su estímulo y su apoyo constante.

A mis padres, Sebastián y María quienes me enseñaron desde pequeño a luchar para alcanzar mis metas.

A mi querido hermano, Luis, por ser mi gran amigo, que siempre estuvo allí apoyándome.

MODELOS SCORING PARA LA ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO EN MICROFINANZAS

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	3
Cap. I. ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO FINANCIERO.....	6
1.1 Definiciones de Riesgo.....	6
1.2 Definiciones de Riesgo Financiero.....	7
Cap. II. NUEVOS ENFOQUES DE RIESGOS: BASILEA II.....	9
2.1 Nuevo Acuerdo de Capital.....	9
2.2 Basilea I y Basilea II.....	10
2.3 Administración de Riesgos según Basilea II.....	13
Cap. III. MODELOS SCORING.....	18
3.1 Definición de Modelos Scoring.....	18
3.2 Ventajas de un Modelo Scoring.....	18
3.3 Principales tipos de Modelos Scoring.....	25
3.4 Adaptación del Scoring Estadístico como herramienta financiera.....	27
Cap. IV. FORMULACIÓN DE UN MODELO SCORING.....	31
4.1 Técnica del Scoring de Aprobación.....	31
4.2 Análisis de Características.....	32
4.3 Racionalización de Características.....	37
4.4 Métodos Estadísticos Multivariados.....	39

Cap. V.	ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO CON MODELOS SCORING.....	47
	5.1 Utilización de Modelos Scoring en entidades microfinancieras.....	47
	5.2 Facilidad de uso del modelo Scoring.....	48
	5.3 Resultados del Modelo Scoring.....	48
Cap. VI.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	51
	6.1 Conclusiones.....	51
	6.2 Recomendaciones.....	52
	BIBLIOGRAFÍA.....	54

INTRODUCCIÓN

Cuando un individuo se dispone a la adquisición de un nuevo automóvil comienza un proceso de recolección de información sobre los distintos modelos del mercado de autos, entre los datos recolectados podemos ubicar al precio, caballos de fuerza, cilindrada, medidas de seguridad, etc. Al final del proceso de recopilación, la persona se encuentra ante la difícil situación de una toma de decisión basada en la poca o mucha información disponible, a lo anterior debemos agregar gustos específicos del futuro comprador.

La toma de esta decisión sería mucho más sencilla y objetiva si al futuro comprador se le proporcionara información sobre el desempeño "real" de las distintas unidades. Con información sobre fallas mecánicas más frecuentes, costo de reparación de las mismas, depreciación, etc. Esta información permitiría dar un "ordenamiento" de buenos a malos a los distintos vehículos.

El negocio de otorgamiento de crédito no es la excepción a la necesidad de ordenamiento de la información y/o población; en este caso, el criterio de ordenamiento es el riesgo de morosidad (incumplimiento). La posibilidad de estimar el grado en que un nuevo solicitante de crédito incumpla en un futuro en alguno de sus pagos proporciona una herramienta poderosa para la toma de decisiones sobre el otorgamiento del crédito.

De igual forma y basados en el comportamiento de los acreditados se pueden definir herramientas para la toma de decisiones sobre la posible renovación de un crédito, la ampliación de una línea, promoción de nuevos productos, etc.

La estadística aplicada permite desarrollar modelos con el fin de proporcionar información adicional en la toma de decisiones.

En el caso del otorgamiento de crédito los modelos de ordenamiento (de riesgo de morosidad) empleados en el proceso de originación de un crédito se conocen como Scorings de Originación, mientras que los modelos que permiten la adecuada administración del riesgo adquirido por una institución se denominan como Scorings de Empresas.

El Modelo Scoring es una herramienta que evalúa automáticamente las solicitudes de un tipo de crédito con el objetivo de definir la probabilidad de que el solicitante pueda incumplir en sus obligaciones en un futuro. Dicha herramienta se construye basada en el análisis estadístico de la información histórica sobre una base de créditos otorgados y considerando el comportamiento de los pagos de los mismos.

Tomando como punto de partida el acuerdo de Basilea en 1988, la gestión del riesgo dentro de las instituciones financieras es un eje clave para la adecuada administración del negocio. Para una empresa dedicada al otorgamiento de crédito resulta de vital importancia realizar un análisis de las solicitudes de forma rápida y eficaz, garantizando en todo momento la consistencia en las decisiones del otorgamiento o no del crédito.

Contar con un modelo de scoring así como un sistema que permita la adecuada administración de uno o varios modelos, provee a la institución de una serie de información adicional orientada a la disminución a la exposición del riesgo crediticio, así como colaborar en la administración del mismo, proporcionando datos sobre Pérdida Esperada, Capital Regulatorio, etc.

La metodología usada por el Credit Scoring es el medio más difundido de evaluar el riesgo de crédito minorista en todo el mundo. Un scorecard es una tarjeta de calificación que contienen usualmente puntuaciones asociadas a cada atributo, es una medida directa del riesgo (probabilidad) de que la cuenta resulte mala (morosa).

Ya que el Scoring se refiere al uso de conocimiento sobre el desempeño y características de préstamos en el pasado para pronosticar el desempeño de préstamos futuros, cuando un analista de crédito valora el riesgo comparando mentalmente una solicitud de crédito en el presente con la experiencia que este mismo analista ha acumulado con otros clientes o solicitudes parecidas, está aplicando también es un scoring, aunque sea un scoring subjetivo. Por lo que, aunque el nombre de Scoring puede llegar a resultar nuevo, en realidad, es una práctica antigua.

Un Modelo Scoring puede en efecto mejorar la valoración del riesgo y, por tanto, disminuir los costos de las microfinanzas. Este es probablemente la próxima innovación tecnológica importante en microfinanzas, pero no sustituirá a los préstamos grupales ni a los analistas de crédito, y nunca será tan efectivo como lo es en países ricos porque gran parte del riesgo de los microcréditos no se relaciona con las características que pueden cuantificarse a bajo costo.

Aún así, los Modelos Scoring pueden ser útiles en microfinanzas porque algo del riesgo sí está relacionado con algunas características que pueden cuantificarse a bajo costo y las tecnologías actuales en las microfinanzas no parecen aprovecharse de este hecho tanto como pudieran.

El presente Informe de suficiencia describe la manera en que funcionan los Modelos Scoring, lo que pueden y no pueden hacer dichos modelos, y la forma en que las entidades de microfinanzas podrían aprovecharlas.

CAPITULO I

ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO FINANCIERO

1.1 DEFINICIÓN DE RIESGO

El riesgo es usualmente vinculado a la probabilidad de que ocurra un evento no deseado¹. Generalmente la probabilidad de que ocurra dicho evento y algún asesoramiento sobre el daño que se espera de él deben ser unidos en un escenario creíble que combine el riesgo y las probabilidades de arrepentimiento y recompensa en un valor esperado. Hay muchos métodos informales que se usan para asesorar sobre el riesgo (o para "medirlo", aunque esto no suele ser posible).

En el análisis de escenarios el "riesgo" es distante de lo que se llama "amenaza". Una amenaza es un evento serio pero de poca probabilidad - pero cuya probabilidad puede no ser determinada por algunos analistas en un asesoramiento de riesgo porque nunca ha ocurrido, y para la cual ninguna medida preventiva está disponible. La diferencia está más claramente ilustrada por el principio de precaución que busca disminuir la amenaza reduciéndola a una serie de riesgos bien definidos antes de que un acción, proyecto, innovación o experimento sea llevado a cabo.

¹ Tomado de Arboleda de Montes, Eulalia, "Desafíos en la administración de Riesgo de Crédito para las Micro Finanzas", pág. 23

Desde un punto de vista amplio definimos riesgo como la contingencia, probabilidad, proximidad de un peligro o daño, calificándolo desde un punto de vista económico como la pérdida financiera que el inversor debe valorar al colocar sus fondos líquidos. Con ello limitamos su definición tan sólo a los eventos negativos, que supongan la presencia de una pérdida patrimonial con sacrificio de activos o asunción de deudas. Desde otro punto de vista el concepto de riesgo, financiero o no, puede ser entendido como la incertidumbre o aleatoriedad en la obtención de un resultado seguro en las diferentes actividades desarrolladas. En esta definición damos cabida no sólo a las pérdidas, sino también a los potenciales beneficios y oportunidades que el entorno y su relación con el entorno nos ofrece.

1.2 DEFINICIÓN DE RIESGO FINANCIERO

Podemos definir el Riesgo Financiero como la probabilidad de que una empresa del sistema financiero enfrente una pérdida como consecuencia de las operaciones de intermediación financiera realizada. Las instituciones financieras asumen riesgos que sus clientes no aceptarían debido a que están mejor preparadas para evaluar y administrar los riesgos de sus clientes y porque tienen mayores recursos.

Una adecuada gestión del riesgo permite que la generación de utilidades no se vea afectada por los riesgos que se enfrentan, garantiza la solidez patrimonial y por ende garantiza la permanencia de la institución en el largo plazo.

Dada la amplitud del concepto de riesgo efectuar una enumeración de los diferentes componentes sobre los que el mismo se fundamenta resulta de cierta complejidad; intentando efectuar un esfuerzo de síntesis podemos distinguir²:

² Tomado de Sánchez de León, Enrique, "Basilea II y herramientas de mitigación de riesgo". páa. 12-15.

- **Riesgo de mercado**, el cual incluye una triple categoría, asumiendo que se hace referencia no sólo a las pérdidas latentes, sino también a las ganancias potenciales. (i) Riesgo de tasa de cambio, consistente en que el valor de un instrumento financiero pueda fluctuar como consecuencia de variaciones en las cotizaciones de las monedas. (ii) Riesgo de valor razonable de tipo de interés, consistente en el hecho de que el valor de un instrumento financiero pueda fluctuar como consecuencia de cambios en las tasas de interés en el mercado (iii) Riesgo de precio, consistente en el hecho de que el valor de un instrumento financiero pueda fluctuar como consecuencia de cambios en los precios de mercado.
- **Riesgo de crédito**, surgido del que hecho de que una de las partes del instrumento financiero deje de cumplir con sus obligaciones y produzca, en la otra parte, una pérdida financiera.
- **Riesgo de liquidez o de financiación**, consistente en el hecho de que la empresa se encuentre ante dificultades al obtener los fondos con los que cumplir los compromisos asociados con los instrumentos financieros. Igualmente puede ser entendido como la incapacidad para vender un activo rápidamente y obtener del mismo un importe próximo a su valor razonable.
- **Riesgo de flujos de efectivo de tipos de interés**, o riesgo derivado del hecho de que los flujos de caja futuros puedan fluctuar como consecuencia de cambios en los tipos de interés de referencia.

CAPITULO II

NUEVOS ENFOQUES DEL RIESGO: BASILEA II

2.1 NUEVO ACUERDO DE CAPITAL

Como en otros países, nuestro sistema financiero ha sido objeto de regulación internacional como puede observarse a partir de los llamados Acuerdos de Capital de Basilea, promulgados por el Comité de Basilea, creado en 1,975 por los países del G-10 con la intención de coordinar la supervisión de los bancos activos internacionalmente y, formado por los representantes de los bancos centrales de países como Estados Unidos, Canadá, Japón, Reino Unido, Alemania, Francia, Italia, Bélgica, Holanda, Luxemburgo, Suecia, Suiza y España (desde enero de 2001). Dicha regulación es aplicable no sólo a países miembros, sino también en otros países industrializados, y organismos multilaterales como el Fondo Monetario Internacional y el Banco Mundial³.

Este Comité, si bien no posee ninguna autoridad de supervisión sobre los países miembros y sus conclusiones no tienen fuerza legal, ha formulado una serie

³ Tomado de: Pancorbo de Rato. Antonio. "Basilea II: Las nuevas normas internacionales de solvencia". Ministerio de Industria, Turismo y Comercio, pág. 27.

principios y estándares de supervisión bancaria que han sido acogidos no solo por los países miembros, sino por la mayoría de países en el mundo.

El Comité formula estándares y pautas generales de supervisión bancaria; emite declaraciones de mejores prácticas a fin que las autoridades individuales tomen las medidas necesarias para aplicarlas de la forma que mejor convenga a sus propios sistemas nacionales. De esta manera, el Comité alienta la convergencia hacia enfoques y estándares comunes sin procurar la armonización detallada de técnicas de supervisión de los países miembros.

2.2 BASILEA I Y BASILEA II

El primer Acuerdo de Capital de Basilea, aprobado en 1988, recomienda estándares mínimos de requerimiento de capital para hacer frente al evidente deterioro de los índices de capitalización de los bancos internacionales en la década de los ochenta; el núcleo de ese acuerdo fue la ponderación de activos de acuerdo con el riesgo de incumplimiento de las obligaciones de una contraparte, es decir, el riesgo de crédito.

Las recomendaciones del Acuerdo de 1988 fueron divulgadas para ser aplicadas esencialmente por los principales bancos internacionalmente activos de los países del G-10, aunque de forma casi inesperada, fueron aplicadas prácticamente por todo el sector bancario, de casi todos los países industrializados y desarrollados y la mayor parte de países emergentes y en vías de desarrollo.

Desde entonces se ha observado una intensa proliferación y un continuo perfeccionamiento de los estudios orientados a la medición, control y litigación de

riesgos, con el reconocimiento y clasificación de los demás riesgos a los que están expuestas las instituciones financieras.

Si bien uno de los principales méritos del Acuerdo de 1988 es su simplicidad, también es una de sus desventajas. Dadas las escasas ponderaciones por riesgo de crédito, entendido como el riesgo de que el deudor impague en tiempo y forma, los bancos pueden entrar en actividades de alto riesgo sin la necesidad de tener que asignar mayor cobertura en capital. Esto no sólo hace que los indicadores de solvencia pierdan algo de su sentido, sino también ha dado lugar en cierto modo a posibilidades de arbitraje regulatorio.

La regulación sobre los requerimientos de capital empezaba a quedarse obsoleta ante los avances en la gestión de riesgos. El uso de modelos internos de crédito y la innovación financiera por parte de la banca empezaban a requerir mayor flexibilidad en los instrumentos de supervisión para mantener el significado de los indicadores de solvencia. Por otra parte, estos mismos avances ofrecían la posibilidad de hacer más expresivos los cálculos de los requerimientos de capital de acuerdo con los diversos enfoques de gestión.

Objetivos que persigue la reforma

Como primer objetivo, la reforma del Acuerdo de 1988 busca establecer unos requerimientos de capital más sensibles al riesgo asumido por los bancos. El capital bancario sirve principalmente para cubrir pérdidas y limitar los riesgos. Por lo tanto, es razonable pensar que los requerimientos de capital deben estar en relación con los niveles de riesgo que trata de limitar y a las posibles pérdidas asociadas a los diferentes niveles de riesgo que trata de cubrir.

El Nuevo Acuerdo ampliará y flexibilizará la gama de posibilidades para la evaluación del capital como modo adicional para aumentar la mayor sensibilidad al riesgo. También ofrece un marco más comprensivo de los riesgos bancarios, incluyendo los riesgos operativos y de interés.

La reforma también trata de compaginar que los requerimientos de capital, además de cubrir los riesgos subyacentes, creando incentivos para que los bancos adopten enfoques más avanzados en su gestión y medición de riesgos.

Finalmente, la reforma recoge las últimas tendencias en materia de supervisión que dan mayor relevancia al papel jugado por la disciplina de mercado y la transparencia de la información financiera.

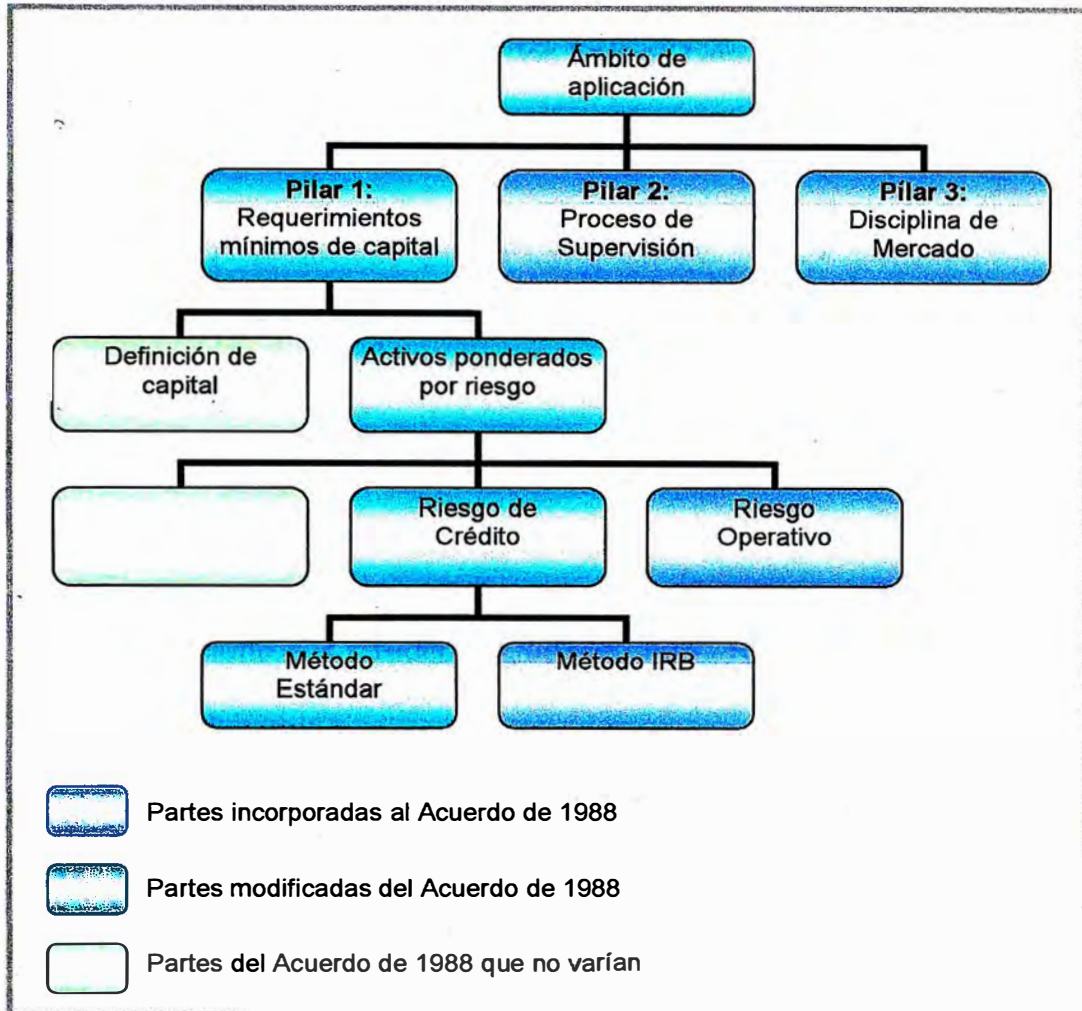
Incidencia de la reforma sobre el Acuerdo de 1988 y el sistema bancario

La amplitud de los elementos del Acuerdo de 1988 que se modifican hace que el Nuevo Acuerdo se pueda considerar un cambio sustantivo con relación a la situación actual. El Cuadro N° 1 muestra la estructura del Nuevo Acuerdo, indicando como quedaría afectado el Acuerdo de 1988.

El Nuevo Acuerdo de Capital (NAC) consta de tres pilares considerados como parte de un todo que se refuerzan mutuamente, trata de proveer un estándar mundial y está dirigido no sólo al riesgo de crédito y de mercado sino también a los riesgos operacionales. Es por lo tanto, un marco más sensible al riesgo y refleja el avance del sector en materia de prácticas comerciales y gestión de riesgos.

FIGURA N° 1

REFORMAS EN EL ACUERDO DE CAPITAL



El primer pilar, requerimientos mínimos de capital, ajusta los requerimientos mínimos: no cambia la definición de capital ni el coeficiente (8%), pero sí la definición de los activos y especialmente las ponderaciones de manera más razonable: en función al riesgo que enfrenta cada entidad.

El segundo pilar, proceso de examen supervisor, tiene como principio la relación entre el capital requerido y la efectividad de los procesos de supervisión.

El tercer pilar, la disciplina de mercado, refuerza los incentivos externos para la gestión prudente. Este pilar, al aumentar la transparencia de la información financiera que presentan los bancos, fortalece la capacidad de los participantes en el mercado de recompensar a los bancos bien manejados y penalizar a los que se manejan mal.

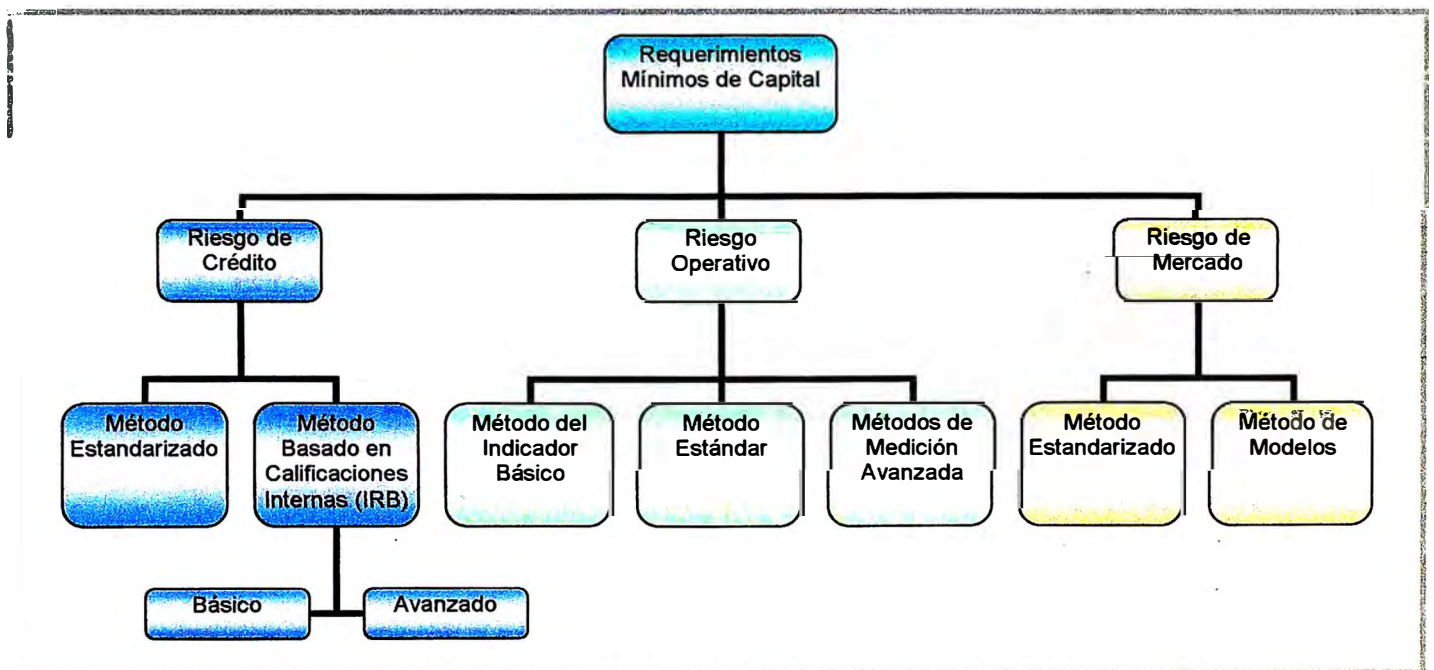
2.3 ADMINISTRACIÓN DE RIESGO SEGÚN BASILEA II

Pilar 1: requerimientos mínimos de capital

Implica el coeficiente de solvencia ó el capital mínimo requerido para riesgos de crédito, mercado y operacional, estos requerimientos se calculan de la siguiente manera:

$$\frac{\text{Capital Regulatorio}}{\text{Requerimientos(R. Crédito + R. de Mercado + R. Operacional)}} \geq 8\%$$

FIGURA N° 2
NUEVO ACUERDO DE CAPITAL: PILAR 1



a. Requerimientos de capital por Riesgo de Crédito (RC)

El NAC ha implantado una novedosa metodología y varias opciones para medir los requerimientos de capital por Riesgo de Crédito, éstos pueden ser encarados bajo dos ópticas: i) medir el riesgo de crédito basado en ratings ó calificaciones internas IRB, por sus siglas en inglés Internal Rating Based Approach (IRB básico/IRB avanzado) ó ii) aplicando el Enfoque Estándar, a partir de calificaciones externas del crédito y utilizando técnicas de mitigación de riesgos.

b. Requerimientos de capital por Riesgo Operacional (RO)

Por primera vez, en el coeficiente de solvencia se introducen requerimientos de capital por Riesgo Operacional⁴, básicamente medidos con los denominados enfoques: i) Estándar; ii) Indicador Básico y iii) Mediciones Internas. Adicionalmente, el NAC incorpora una revisión de las técnicas de mitigación de riesgos aceptables y se establece un sistema de medición y exigencias para riesgo operacional.

Los métodos para la asignación de capital por RO son:

- Enfoque del Indicador Básico, BIA (Basic Indicator Approach).
- Enfoque Estándar, TSA (Standardised Approach).
- Enfoque de Medición Avanzada AMA (Advanced Measurement Approach).

En el método BIA, los requerimientos de capital constituyen un porcentaje (“alfa”) fijo de los ingresos brutos (en base consolidada) del banco.

⁴ Riesgo de incurrir en pérdidas directas o indirectas como consecuencia de procesos internos, personal o sistemas inadecuados o defectuosos, o como resultado de acontecimientos externos. Incluye el riesgo legal pero excluye riesgo reputacional y el riesgo estratégico.

El enfoque Estándar, prevé que el supervisor asigne diferentes indicadores de riesgo operacional (ingresos brutos, activos medios anuales, etc.) según las diferentes unidades y líneas de negocio. En este enfoque, además están incorporados criterios cualitativos como: i) el Control Efectivo del Riesgo, referido al control en forma independiente, existencia de la función de auditoría, uso efectivo de sistemas de información sobre riesgos, responsabilidad por parte del directorio y la alta dirección y; ii) Indicadores de medida y validación, relacionados con sistemas de información apropiados y habilidad para elaborar información basándose en los resultados obtenidos.

FIGURA N° 3
PILAR 1: RIESGO OPERATIVO

EVENTO	EJEMPLO
1. Fraude Interno	Robos por empleados, posiciones voluntariamente no reportadas.
2. Fraude Externo	Asalto bancario, intrusión.
3. Prácticas laborales y seguridad del centro de trabajo	Despido ilegal, acoso de trabajadores, accidentes.
4. Clientes, productos y prácticas de negocios	Venta de productos inadecuados, defectuosos, engaño al cliente, incumplimiento de obligaciones fiduciarias.
5. Daños activos físicos	Desastres Naturales y humanos
6. interrupciones de negocios y fallas de sistemas	Problemas de telecomunicaciones, software, hardware.
7. Errores de procesamiento	Problemas de ejecución en procedimientos de oficina.

En el enfoque de Medición Avanzada, la medición interna del banco debe ser aprobada por el supervisor.

c. Requerimientos de capital por Riesgo de Mercado

Con relación al Riesgo de Mercado, el nuevo Acuerdo no ha cambiado, el cálculo se realiza tomando dos alternativas: el Método Estándar (cuadro de vencimientos ó Modelos Internos: Valor en Riesgo VAR). Se ha modificado la definición de cartera de negociación y de cartera de inversiones.

Pilar 2: Proceso de examen del supervisor

Este Pilar sienta sus bases en el proceso continuo de supervisión “on going supervisión”, respecto al Pilar 1. Las autoridades supervisoras deben aplicar un proceso permanente, no estático (no sólo una vez al año), avanzando en dos aspectos fundamentales cuales son la responsabilidad del supervisor y la transparencia del proceso de supervisión en sí mismo.

El proceso de examen del supervisor tiene dos objetivos: i) que los supervisores tengan la capacidad para asegurarse de que los bancos cuentan con suficiente capital para cubrir los riesgos de su negocio y ii) promover que las entidades financieras desarrollen y hagan uso de sus mejores técnicas de administración de riesgos.

Pilar 3: Transparencia y disciplina de mercado

Este pilar es nuevo en términos de difusión pública y transparencia. Se sustenta en el hecho de que el incremento de la transparencia es beneficioso para inversores, depositantes, financiadores y los sistemas financieros en general.

La disciplina de mercado tiene el potencial de reforzar el Pilar 1 y Pilar 2.

Los términos transparencia y disciplina de mercado son utilizados en el Nuevo Acuerdo en el siguiente sentido (detallado en beneficio de una mejor comprensión):

Transparencia: Publicación, en un periodo razonable, de: i) información financiera cualitativa como objetivos, estrategias, políticas y prácticas de gestión de riesgos y criterios de contabilización; ii) información cuantitativa (balances, estados de ganancias y pérdidas y demás información sobre la exposición de los riesgos asociados a la actividad bancaria) que siendo fiable y relevante permita a sus usuarios hacer una valoración precisa de la situación financiera y de los resultados de una entidad de crédito, así como de sus actividades comerciales, perfil de riesgo y prácticas utilizadas en la gestión de riesgos. Esta información debe estar basada en principios de valoración aceptables⁵.

Disciplina de mercado: Efecto de la transparencia financiera sobre las entidades de crédito y sus gestores. La disciplina de mercado debería incentivar a los administradores de entidades bancarias a que actúen en forma lo más prudente y eficaz, pues se espera que con la información publicada, los actores del mercado deberían premiar o castigar a las entidades según su comportamiento prudente o imprudente, con el consiguiente beneficio para el sistema financiero.

El NAC se inclina porque las entidades crediticias elaboren su contabilidad aplicando las Normas Internacionales de Contabilidad y por las limitaciones legales que tienen algunos supervisores en temas contables, se procurará que los supervisores puedan

⁵ Tomado de: Diaz, Anselmo; "Entidades de Crédito: transparencia y disciplina de mercado", en: Estabilidad Financiera Nº 1; publicación del Banco de España, septiembre 2001, pág. 117.

publicar recomendaciones sobre la información que deberían facilitar al mercado, sus supervisadas.

La publicación de información está también relacionada, con los prerequisites⁶ para que los supervisores aprueben la utilización de modelos internos o determinados instrumentos que se pretende usar para el cálculo del capital mínimo. Al efecto se tiene prevista la publicación de determinada información para las áreas de riesgo crediticio y operacional.

Este tema, conlleva a cuestionamientos respecto a que la profusa o quizá excesiva información que debe publicarse, puede tornarse demasiado costosa, ser muy sensible en unos casos y poco útil o de difícil interpretación en otros. Demasiada difusión podría perjudicar en lugar de ayudar a potenciar la disciplina de mercado.

⁶ La falta de publicación de la información requerida en forma continua, impedirá la utilización de modelos internos o de determinados instrumentos de cálculo del capital mínimo.

CAPITULO III

MODELOS SCORING

3.1 DEFINICIÓN DE MODELOS SCORING

El scoring es una metodología estadística que asigna en rangos la probabilidad de un resultado desconocido al otorgar puntajes a variables conocidas⁷. Ha sido utilizado aproximadamente por 50 años para tomar decisiones crediticias y su utilización es cada vez más común desde que los costos de procesamiento de información han disminuido en los años 80.

Este instrumento no es utilizado solamente para tomar decisiones crediticias también se ha generalizado su uso en actividades de mercadeo así como en cobranzas. Actualmente se espera que el desarrollo del scoring del consumidor conduzca a éstos agentes a obtener condiciones favorables de servicios como resultado de la relación que entablen con la institución.

Muchas instituciones ajenas al sector financiero están utilizando técnicas de scoring por ejemplo, la telefonía celular puede utilizar el scoring para decidir si otorga un teléfono en prepago o post-pago; las compañías de servicios públicos pueden utilizar scoring para decidir si el medidor debe ser instalado e incluso los almacenes de

⁷ Tomado de Simbaqueba, Lilian, "Qué es Scoring?: Una visión práctica de la gestión del riesgo", Instituto de Riesgo Financiero, pág. 3.

cadena pueden utilizar el scoring para decidir si un cliente puede comprar productos con un crédito instantáneo.

3.2 VENTAJAS DE UN MODELO SCORING

El scoring estadístico cuantifica el riesgo y tiene ventajas potenciales importantes cuando se compara con el scoring implícito o subjetivo⁸.

3.2.1 El scoring estadístico cuantifica el riesgo como una probabilidad

Por ejemplo, el riesgo pronosticado con el scoring estadístico podría ser una probabilidad del 4,5 por ciento de que el préstamo se atrase 30 días o más por lo menos una vez en el transcurso de su vigencia; el scoring subjetivo simplemente expresa que un préstamo tiene un riesgo por debajo del promedio, un juicio basado mayormente en un sentimiento cualitativo.

3.2.2 El scoring estadístico es consistente

La ficha de calificación del préstamo trata idénticamente a las solicitudes idénticas. Dos personas con las mismas características tendrán el mismo pronóstico de riesgo; el riesgo pronosticado con scoring subjetivo, sin embargo, podría variar según el analista quien hace la evaluación e, inclusive, según el estado de ánimo en que el analista se encontraba ese día.

3.2.3 El scoring estadístico es explícito

En el scoring estadístico, se conoce y puede comunicarse el proceso exacto usado para pronosticar el riesgo (la ficha de calificación); el scoring subjetivo

⁸ Tomado de Schreiner, Mark, "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas".

depende de un proceso vago que aún sus usuarios tendrían dificultad de explicar. Es evidente que existen dificultades para replicar el método del scoring subjetivo, dados el tiempo y la energía invertidos en el entrenamiento y capacitación de los analistas de crédito.

3.2.4 El scoring estadístico considera una amplia gama de factores

Las normas para la evaluación subjetiva de solicitudes pueden especificar que una solicitud debe cumplir con unas cuantas razones financieras y otras disposiciones de política sencillas, pero, a diferencia del scoring estadístico, el scoring subjetivo no puede considerar 30 ó 50 características simultáneamente. Es más, el scoring subjetivo está limitado a reglas “absolutas”, tales como que el valor de la garantía debe ser por lo menos el 200 por ciento del valor del crédito o, de lo contrario, no se otorga el préstamo.

En contraste, el scoring estadístico puede cuantificar cómo cambiaría el pronóstico de riesgo si un préstamo tuviera una cobertura de garantía de solamente un 180 por ciento, o solamente de un 100 por ciento. El scoring estadístico permite evaluaciones y administración de riesgo mucho más refinadas que lo que permite el scoring subjetivo.

3.2.5 El scoring estadístico puede probarse antes de usarlo

Por ejemplo, una ficha de calificación recién diseñada puede probarse para pronosticar el riesgo de los préstamos vigentes en la actualidad, usando solamente características conocidas al momento del desembolso. Este riesgo estimado puede compararse con el riesgo observado en la práctica hasta la

fecha. Este procedimiento revela cómo habría funcionado scoring si hubiera estado en aplicación al momento de los desembolsos de los préstamos actualmente vigentes. También es posible probar la capacidad de pronóstico del scoring subjetivo, pero es muy costoso, y, más aún, nadie lo ha intentado todavía.

Después de la cuantificación del riesgo, la ventaja más importante que presenta el scoring estadístico es su capacidad de ser probado. El error relevante que cometen las microfinancieras que usan “sistemas expertos” (fichas de calificación con ponderaciones derivadas de la experiencia y de supuestos, en vez de relaciones históricas en la base de datos) no es el uso de supuestos respecto a las ponderaciones sino, más bien, la falta de probar la ficha de calificación del “sistema experto” contra la información histórica.

3.2.6 El scoring estadístico revela concesiones mutuas

Al mostrar lo que el prestamista puede esperar como consecuencia de implementar diferentes opciones de política, el scoring estadístico mejora la administración del riesgo. Por ejemplo, la prueba con información histórica de scoring puede decirle a la gerencia de créditos que, de todos los préstamos históricos que fueron aprobados y que habrían calificado con un pronóstico de riesgo de más de 50 por ciento, alrededor de un 62 por ciento resultaron con atrasos de 30 días o más. También, la prueba histórica de scoring podría decirle a la gerencia de créditos que alrededor de 8,5 por ciento de todos los préstamos actualmente vigente tienen un riesgo estimado de más del 50 por ciento. De esta manera, scoring indica a la administración que si un

prestamista, por ejemplo, adoptara la política de denegar todos los préstamos con más de 50 por ciento de riesgo, entonces evitaría seis créditos “malos” por cada cuatro “buenos” que perdería, y que reduciría el número de créditos desembolsados en alrededor de 8,5 por ciento.

Pese a esto, el scoring no indica a los administradores cuál política escoger, pero sí puede decirles algo sobre las probables consecuencias de las diversas opciones.

En las microfinanzas, el scoring subjetivo funciona, pero nadie sabe qué sucedería si las políticas cambiaran. El scoring estadístico revela escenarios diferentes a la realidad, que es exactamente lo que se requiere para una buena administración.

3.2.7 Scoring revela las relaciones entre el riesgo y las características del prestatario, el préstamo, y el prestamista

Por ejemplo, el conocimiento acumulado en microfinanzas es que las mujeres cumplen mejor sus obligaciones financieras que los hombres. Para un prestamista dado, scoring no solamente confirma o desmiente este conocimiento sino que también revela con precisión cuánto más o menos riesgosas son las mujeres. El Scoring también puede revelar, por ejemplo, cómo se relaciona el riesgo con el comportamiento del cliente en préstamos anteriores, con el tipo de negocio, y con los ajustes en los términos del contrato de préstamo. El Scoring también es capaz de indicarle a la administración cómo se desempeñarían los analistas de crédito si todos manejaran la misma cartera.

En cambio, el scoring subjetivo se basa en creencias derivadas de la experiencia y/o en conocimiento recibido de otras personas sobre las relaciones existentes entre riesgo y características, pero estas creencias y el conocimiento recibido podrían ser incorrectos o, al menos, ser imprecisos. El Scoring usa la estadística para derivar relaciones entre el riesgo y las características de los préstamos, a partir de las relaciones históricas que se han dado entre ambos. En general, el scoring estadístico confirma la orientación general del juicio subjetivo, pero, a diferencia del subjetivo, el scoring estadístico indica precisamente qué tan fuertes son las relaciones.

3.2.8 El scoring estadístico no requiere cambios en el proceso de evaluación actual en las etapas anteriores a la etapa de análisis del comité de crédito

La elaboración de una ficha de calificación se basa en la base de datos actual en su forma actual. Aunque el prestamista puede optar por comenzar a recolectar datos sobre características adicionales que le permitan tener una ficha de calificación más poderosa en un lapso de 1 a 3 años, todo lo que los analistas de crédito necesitan recolectar son las características que ellos ya registran en la actualidad.

Una vez que los datos se han recolectado y digitado, el sistema de información gerencial (SIG) calcula el pronóstico y lo despliega en varios reportes, por ejemplo, en la lista diaria de los casos a revisar en el comité de crédito, en la lista diaria de préstamos atrasados en la cartera de cada analista de crédito, y en la lista semanal de préstamos vigentes en la cartera de cada analista. El SIG también produce automáticamente ciertos reportes

de monitoreo y seguimiento que le permiten a la administración monitorear mensualmente el desempeño continuo de scoring y chequear si las características de las solicitudes de crédito están cambiando (con el consecuente cambio en el riesgo global de la cartera). En resumen, aunque scoring es técnicamente complejo, su uso en la práctica es automatizado; la administración no necesita saber cómo producir un pronóstico, simplemente necesita decidir cómo usarlo.

3.2.9 El scoring estadístico reduce el tiempo gastado en cobranza

El beneficio principal del scoring estadístico es que los analistas de crédito gastarán menos tiempo en gestiones de cobro. Para la primera ficha de calificación utilizado por un prestamista, es aconsejable comenzar con un sistema sencillo que califica el riesgo del comportamiento de pago después del desembolso basado en la información conocida en el momento de evaluar la solicitud. Este sistema sirve a tres propósitos, cada uno de los cuales reduce el tiempo gastado en la gestión de cobranza a los morosos. Primero, la calificación de una solicitud reduce el número, monto, y plazo de los préstamos desembolsados a los solicitantes de alto riesgo. Esto reduce el número de veces que los préstamos sufren atrasos y por eso le economiza a los analistas de crédito tiempo en gestiones de cobranza.

Segundo, una vez que un préstamo ha sido desembolsado, la calificación resalta a aquellos prestatarios quienes, a pesar de no haber tenido problemas de pago hasta el momento, tienen probabilidades de llegar a atrasarse. Los analistas podrían entonces ser más conscientes respecto a estos

prestatarios. Incluso podrían hacerles “visitas de cortesía”, aún antes de que se atrasen en sus préstamos, solo para reforzar la presencia de las microfinancieras en la mente del prestatario. En el mediano plazo, es de esperar que estas visitas de cortesía dirigidas economicen tiempo en gestiones de cobro.

Tercero, una vez que un préstamo se ha atrasado, la calificación de la solicitud puede ayudar a los analistas a priorizar los esfuerzos de cobranza; pueden visitar primero aquellos préstamos con alto riesgo de permanecer atrasados durante largo tiempo.

Por ejemplo, los analistas reciben probablemente cada mañana un reporte de todos sus prestatarios con préstamos atrasados. Si este reporte incluyera el riesgo estimado de alcanzar, digamos, 30 días de atraso, y si el reporte estuviera ordenado de acuerdo a los préstamos con mayor riesgo pronosticado, entonces los analistas podrían decidirse a visitar a los prestatarios de alto riesgo el primer día después de que se atrasan en sus obligaciones, mientras que podrían decidir no visitar prestatarios de bajo riesgo quienes, de todas maneras, podrían solucionar el problema ellos mismos y quienes podrían sentirse ofendidos y avergonzados por una visita de cobranza antes de que estuvieran atrasados varios días.

3.2.10 Se puede estimar el efecto de scoring en la rentabilidad

Suponga que una microfinanciera conociera el costo neto de un préstamo “malo” que está aprobado y que también conociera la utilidad neta de un préstamo “bueno”. Es decir, se sabe los beneficios netos de evitar un

préstamo malo y el costo neto de perder un préstamo bueno. Dado el desempeño de la ficha de calificación en la prueba histórica, el prestamista podría estimar el efecto directo sobre las utilidades de un umbral dado de préstamos súper-malos.

El cambio en la rentabilidad representa el número de préstamos malos que serían denegados multiplicados por el beneficio neto por préstamo malo evitado, neto del número de préstamos buenos perdidos multiplicado por el costo neto por préstamo bueno perdido.

3.2.11 El scoring estadístico supera a la nota “automática”

Muchos prestamistas asignan notas “automáticas” a cada préstamo. Por ejemplo, el SIG usado por las microfinancieras asociados con la firma consultora alemana Interdisziplinäre Projekt Consult (IPC) permite asignar una calificación de 1 a 5 que es función de los atrasos en el préstamo anterior. (Este es, en esencia, un “sistema experto” de scoring muy sencillo basado en una sola característica, los atrasos en el préstamo anterior). Algunos prestamistas también asignan una nota “subjetiva” determinada por el analista de crédito.

Por ejemplo, puede ser que un mal historial de pago se deba a que al prestatario se le incendió la casa (en cuyo caso la nota subjetiva sería mejor que la automática), o tal vez un prestatario siempre paga un día tarde pero protesta y se queja todo el tiempo (en cuyo caso la nota subjetiva sería peor que la automática).

El Scoring es más útil que la nota automática por tres razones. Primero, la nota automática supone que hay una relación entre los atrasos pasados y el riesgo futuro; en cambio, scoring deriva la relación histórica. Segunda, la nota automática no existe para prestatarios nuevos porque no tienen un historial de pago; en cambio, scoring sí pronostica el riesgo para los prestatarios nuevos (aunque no es tan poderoso como lo es para créditos renovados ya han acumulado un historial de pago).

Tercera, la nota automática se basa solamente en el historial de pago; en cambio scoring toma en cuenta el historial de pago, más una serie de otras características relacionadas con riesgo.

Es obvio que la calificación estadística no puede considerar los factores subjetivos que son considerados en la calificación subjetiva, pero, si las microfinancieras encuentran actualmente que la nota automática es útil de alguna forma, encontrará que el pronóstico de riesgo producido por scoring es mucho más útil.

3.3 PRINCIPALES TIPOS DE MODELOS SCORING

Los sistemas de scoring, a través de un algoritmo derivado estadísticamente basado en información histórica, asignan un único número o "score" al posible prestatario⁹. Este proceso genera una escala de solvencia: así a mayor score, mejor crédito. Los sistemas de scoring pueden ser usados para una amplia variedad de propósitos, y no sólo en el momento de la originación del préstamo. Enfocaremos nuestro análisis hacia tres tipos básicos de scoring.

⁹ Tomado de Miró, Andreu, "Scoring Proactivo: el modelo en auge", pág. 52.

3.3.1 Scoring en Originación

Estos modelos son específicos para un tipo de producto o servicio financiero, especificidad relativa al análisis que se realiza a través de la información dispuesta en originación. Tradicionalmente, en el mercado hipotecario los préstamos han sido otorgados por instituciones especializadas o áreas especializadas de la Entidad, todo ello debido al complejo proceso de originación, a la necesidad de entender las leyes relativas a los inmuebles y a la falta de liquidez de estos activos¹⁰.

Fortalezas

Generalmente disponible con un coste asumible y una fácil integración en el proceso de originación de la Entidad. Poder altamente predictivo basado en variables específicamente hipotecarias, con un alto potencial de ajustar precios y segmentar clientes. Puede ser utilizado para todos los solicitantes y ajustado a las diferentes características del mercado.

Puede ser utilizado como único sistema de scoring o junto con scorings de comportamiento. Todo uso complementario de estos modelos ayudará a determinar el poder predictivo de éstos, y en su caso, estandarizar la aplicación de uno de ellos solamente.

Debilidades

Menos predictivo que un modelo de scoring de comportamiento completamente desarrollado y en el entorno de clientes existentes. Para

¹⁰ Véase "Guide to International Mortgage Markets and Mortgage Backed Securities", publicada por Merrill Lynch en Enero de 2003.

conseguir la máxima efectividad de cara a Basilea II, es altamente recomendable contar adicionalmente con un modelo de comportamiento o integrar dicha información en el scoring en originación.

3.3.2 Scoring de comportamiento

Este tipo de modelos recolectan y aplican información sobre clientes existentes. Su aplicación es tan antigua como las relaciones contractuales con clientes habituales, las cuales estaban basadas en un conocimiento mutuo de las partes. La novedad se basa en el análisis estadístico y tecnológicamente implementado de este conocimiento del cliente. En realidad, este sistema funciona como un Scoring Bureau de Crédito Interno que permite mantener y actualizar el perfil de crédito del cliente y maximizar el valor de esta relación.

Fortalezas

Altamente predictivo con clientes existentes, que a su vez permite ofrecer productos y precios a medida.

Permite adaptar el producto a la capacidad financiera históricamente demostrada por el prestatario y satisfacer el énfasis de Basilea II en la actualización de los perfiles de la cartera de crédito.

Debilidades

Está basado mayoritariamente en información interna, lo cual limita su validez a solicitantes con relación existente con la Entidad. Difícilmente entendible

por las Agencias de Rating y los inversores dado que, a priori, es válido únicamente para clientes existentes, es decir, no ha sido desarrollado respecto a un Standard del mercado. Su poder predictivo se basa en la información recolectada.

3.4 ADAPTACIÓN DEL SCORING ESTADÍSTICO COMO HERRAMIENTA FINANCIERA

El scoring estadístico depende de bases de datos. El préstamo de consumo puede automatizarse porque los ingresos y el historial de crédito del prestatario están documentados y pueden predecir, muy acertadamente, su futuro comportamiento de pagos.

Otros indicadores de predicción (propiedad de vivienda y cuenta de teléfono, edad y ocupación) están disponibles, sin costo, en los formularios de solicitud de crédito¹¹.

Por el contrario, el trabajador independiente de bajos recursos económicos no puede documentar sus ingresos ni su historial de crédito.

Para compensar esto, las instituciones microfinancieras envían a los oficiales de crédito a visitar los hogares de los solicitantes y los negocios donde preparan sus estados financieros. Los oficiales de crédito visitan, junto con el solicitante, el negocio, la familia, los vecinos, empleados, proveedores y clientes.

Los índices financieros son evaluados y comparados con los filtros de aprobación/rechazo (por ejemplo, la cuota mensual de un crédito no puede exceder

¹¹ Tomado de Dellien, Hans y Mark Schreiner, "El scoring estadístico. los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de tecnología y la atención personalizada", página 10.

el 30% del movimiento de fondos). Una vez que se cumple con las políticas de crédito vigentes, el oficial de crédito juzga si, en función de sus impresiones cualitativas, el solicitante podrá pagar según lo prometido.

En comparación con los prestamistas de consumo, las instituciones microfinancieras deben trabajar con datos que son a la vez más costosos y tienen una menor capacidad para predecir el riesgo. Los bancos y las instituciones microfinancieras saben cómo los solicitantes les reembolsaron sus pasados préstamos, pero sólo los bancos conocen el historial crediticio que el solicitante puede tener con otros bancos o instituciones (por medio de un buró de crédito).

Ambos utilizan los datos demográficos de la familia (por ejemplo: edad, educación y tamaño de la unidad familiar) y los del negocio (tales como años en el negocio, tipo de actividad y número de empleados), pero sólo las instituciones microfinancieras deben reunir información detallada acerca de las actividades financieras de la familia y del negocio.

Una ficha de calificación de consumo puede llegar a tener entre 10 y 20 indicadores y, en su mayoría, incluir información provista por un buró de crédito (atrasos de pago actuales y pasados con otros bancos o microfinancieras, número de solicitudes y utilización de líneas de crédito). Por el contrario, una ficha de calificación de microfinanzas puede tener de 50 a 80 indicadores. Algunos indicadores de predicción que son comúnmente utilizados son:

- Número de días del periodo más largo de mora en el préstamo anterior
- Periodo de tiempo como cliente

- Tipo de negocio
- Edad del solicitante
- Si el solicitante tiene teléfono
- Estructura de la unidad familiar
- Años en el negocio
- Efectivo disponible
- Número de cuotas programadas
- Años en la actual residencia
- Número de atrasos en las cuotas en el préstamo previo
- Número de cuotas pagadas por anticipado en el préstamo previo
- Experiencia del oficial de crédito
- Número de negocios administrados por la unidad familiar
- Días de demora entre la solicitud y el desembolso
- Total de activos
- Cuentas por cobrar
- Vivienda en propiedad
- Proporción entre deuda y capital

El scoring estadístico tiene mayor efectividad con los prestatarios recurrentes (aquellos que tienen un historial con la institución microfinanciera), que con aquellos que son nuevos.

¿Qué es lo que las instituciones microfinancieras y los prestamistas de consumo pueden aprender los unos de los otros? Para llegar a las microempresas, los prestamistas de consumo deben reunir los datos financieros sobre la unidad familiar

y el negocio. Si bien esto es costoso, los prestamistas de consumo no pueden confiar solamente en los informes de un buró de crédito.

Por su parte, las instituciones microfinancieras deben mantener sus procesos actuales y, además, cuantificar el riesgo con el scoring estadístico. A pesar de que el scoring estadístico para el microcrédito es menos efectivo que para el préstamo de consumo, puede detectar muchos casos de alto riesgo, que pasan inadvertidos para el oficial de crédito.

Por supuesto que el scoring estadístico no va a reemplazar a los oficiales de crédito; sólo ellos pueden reunir la información que alimenta el scoring estadístico, además de detectar a solicitantes deshonestos y otros casos especiales que el scoring estadístico, que utiliza solamente datos cuantitativos, no puede descubrir.

En este sentido, el scoring estadístico es una tercera voz en el comité de crédito, al ayudar al oficial de crédito y al gerente de crédito a tomar decisiones sobre casos que, sin el scoring, serían aprobados.

En microfinanzas, el scoring estadístico no da la aprobación a los solicitantes que, sin él, habrían sido rechazados. Algunos casos de muy alto riesgo son rechazados, mientras que aquellos que tienen un muy bajo riesgo son premiados para mejorar su lealtad (por ejemplo: con una línea de crédito o con tasas de interés reducidas).

El scoring estadístico también puede permitir que los oficiales de crédito de microfinanzas se especialicen, para lo cual algunos reunirían los datos financieros

cuantitativos y otros detectarían señales de peligro cualitativo. En la actualidad, los oficiales de crédito son como sucursales móviles de una sola persona, responsables de las ventas, el análisis, la aprobación de préstamos y las cobranzas.

¿Cómo pueden los bancos ampliar su oferta financiera para llegar a la microempresa a costos razonables y cómo pueden las instituciones microfinancieras adoptar el sistema de scoring? Si el punto fundamental son los datos, el fortalecimiento de los burós de crédito es una prioridad. Si se dispusiese de más y mejores datos sobre un mayor número de personas, esto le permitiría a las instituciones microfinancieras depender más del scoring estadístico.

La existencia de burós de crédito más diversificados le permitiría también a los bancos ofrecer servicios a nuevos nichos de mercado sin tener que cambiar completamente sus procesos¹². El acceso a una mejor información ha permitido resolver una diversidad de problemas y ha democratizado el crédito en países desarrollados.

¹² Véase Mark Schreiner, 2005, "Can Scoring Help Attract Profit-Minded Investors to Microcredit?", http://www.microfinance.com/English/Papers/Scoring_Helps_Attract_Profit_Minded_Investors_to_Microcredit.pdf.

CAPITULO IV

FORMULACIÓN DE UN MODELO SCORING

4.1 TÉCNICA DEL SCORING DE APROBACIÓN

El scoring es una combinación de ciencia y arte. Las técnicas descritas en este proceso ayudarán a construir una scorecard que sea estadísticamente válida pero sin ningún sentido de los negocios. El arte se encuentra en comprender las necesidades del negocio y ajustar la información que se posee para ser considerada en la scorecard o la scorecard definitiva, de manera que todavía sea estadísticamente válida pero tenga la noción del negocio¹³.

Todas las técnicas descritas necesitarán una preparación de la información antes de ser utilizadas. No existe solo una forma correcta de construir una scorecard pues ésta es solo una herramienta que otorga rangos al riesgo. Su desempeño se puede identificar cuando la scorecard se emplea para tomar decisiones de una manera científica y por tal razón de una manera constante.

¹³ Tomado de Simbaqueba, Lilian, "Qué es Scoring?: Una visión práctica de la gestión del riesgo". Instituto de Riesgo Financiero, pág. 5

Esto es especialmente verdadero cuando la scorecard de comportamiento es implementada. La llave es un pequeño número de estrategias y monitoreo estricto de las mismas.

Regresión Lineal Múltiple

Esta es la forma más común y antigua de desarrollar una scorecard. Las scorecards son construidas utilizando múltiples regresiones lineales teniendo en cuenta que el puntaje, las probabilidades relacionadas son lineales.

Una línea recta sigue la ecuación $y = mx + c$ donde m es la curva y c es la constante.

Si tomamos x como la suma de las características individuales del puntaje entonces

podemos separar x de manera que: $y = x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n + c$ ó

$$y = x_1 + c_1 + x_2 + c_2 + x_3 + c_3 + \dots + x_n + c_n$$

La scorecard tendrá pequeños valores, que después pueden ser puestos en escala para que sean fácilmente entendibles.

4.2 ANÁLISIS DE CARACTERÍSTICAS

4.2.1 Integridad de Datos

Todos los datos en la muestra deben ser un reflejo de la información de las solicitudes de crédito en el momento en que fueron recibidas. Si los datos están siendo introducidos directamente por el modulo de captura diseñado para capturar las solicitudes esto no será un problema. Sin embargo, si los datos fueron digitados de los formularios de solicitud entonces la integridad de los datos debe ser revisada.

Es recomendable, involucrar pruebas de frecuencia y estadística básica como la media en todas las características. Hecho que permitirá detectar errores en los datos y asegurar que todas las características caigan en el rango esperado.

4.2.2 Valores en blanco

Inicialmente los valores en blanco deben ser tomados como otro atributo y no asumidos. Por ejemplo, si un SI o NO ha sido dejado en blanco, la respuesta no se asume como NO. Los valores en blanco pueden ser combinados con otros atributos en la etapa de clasificación.

4.2.3 Definición de Buenos y Malos

Depende del conocimiento del sistema de cartera en mora dentro de la compañía y del proceso de cobranzas entre otros.

Efectivamente, una definición de Malos se refiere a aquellas cuentas, que dada su experiencia, la entidad no quiere seleccionar para actividad comercial. En el caso de un modelo de riesgo, usualmente esta definición se refiere a esos casos, que usted desearía no haber aprobado si hubiera conocido qué pasaría.

Algunos casos serán clasificados como indeterminados ya que no han llegado a ser Malos pero no pueden clasificarse como buenos. Estos casos deben dejarse por fuera de la construcción del modelo, pero deben ser utilizados cuando se infiera el desempeño de la scorecard.

En este ejemplo, la tasa de Malos probablemente sería fijada en 90 días, ya que hay una gran diferencia entre el desempeño de 60 y 90 días mientras que la diferencia entre 90 y 120 días es menos marcada.

4.2.4 Periodo de Exposición

Un cuadro de cartera en mora contra el mes mostrará cuándo la cartera en mora se ha estabilizado, punto en donde el periodo de exposición debe ser establecido. Éste es usualmente establecido entre 12 y 18 meses dependiendo del producto y del ambiente económico, por ejemplo, una tarjeta de crédito tenderá a madurar más rápidamente que un crédito hipotecario, pero los dos se van a desempeñar de una manera diferente en tiempos de inestabilidad económica.

Este análisis mostrará si la muestra para el desarrollo del modelo es suficientemente madura para que el análisis sea válido. También determinará el período en el cual la información debe ser recolectada con el fin de proveer los datos más recientes sobre las cuentas.

4.2.5 Ventana de Aplicación

Es importante escoger una ventana donde la tasa de morosidad se haya estabilizado y la población sea comparable con la actual población de clientes. Por tanto, se recomienda escoger una ventana en la cual la población actual sea igual a la población que solicita el crédito.

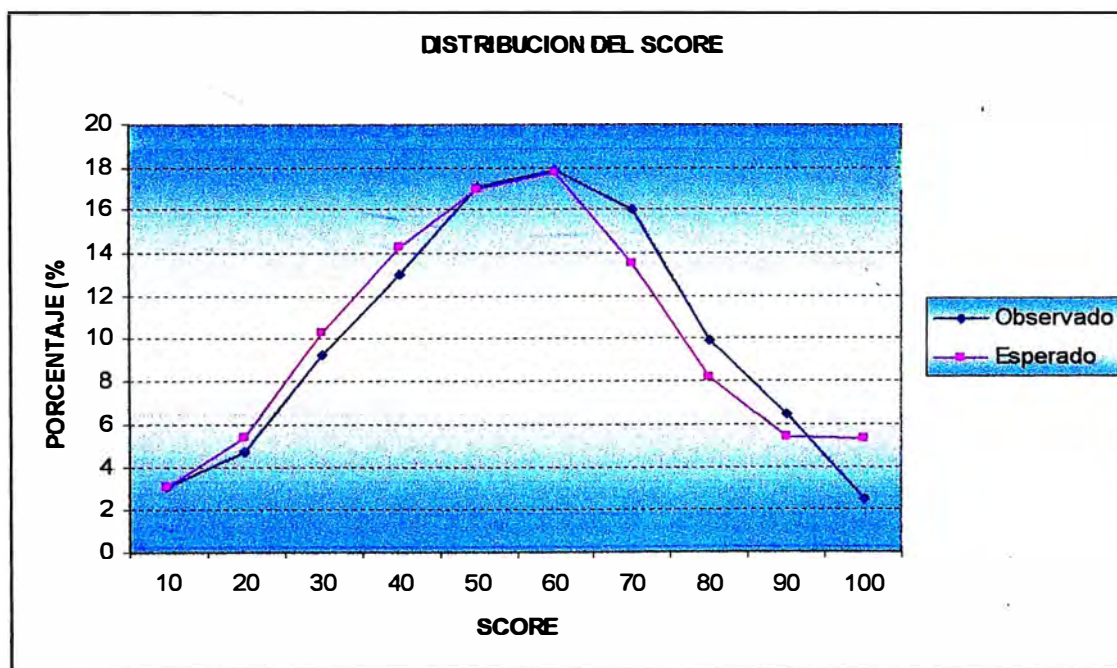
En primer lugar, se debe inquirir sobre las actividades inusuales de la entidad con respecto a mercadeo o cobranzas en un determinado periodo y el ambiente económico actual.

Una vez el modelo ha sido construido la prueba del índice de estabilidad de la población mostrará si el modelo es valido para ambos, la muestra del desarrollo y los nuevos clientes aceptados en el proceso de aprobación.

4.2.6 Índice de Estabilidad de la Población

Este índice es utilizado para asegurar que las poblaciones están similarmente distribuidas. Puede ser utilizado para validar el 20% de la muestra contra la muestra de clientes recientemente aceptados. También puede ser empleado para establecer si modelos genéricos son recomendados para utilizar en una nueva población.

FIGURA N° 4



El cuadro anterior muestra un pequeño cambio positivo (es decir, la población analizada tiene un puntaje más alto del esperado) pero esto no será suficiente para invalidar la scorecard. Movimientos abruptos de la población deben ser analizados cuidadosamente.

El índice de la estabilidad de la población se calcula así:

$$\sum_i \left[(O_i - E_i) \ln \left(\frac{O_i}{E_i} \right) \right] = 100$$

Donde:

O = Valor observado (%de la población)

E = Valor esperado (% de la población)

Una cifra de menos de 0.1 es buena, mientras que entre 0.1-0.25 es preocupante y debe ser monitoreado de cerca. Mientras que un valor superior a 0.25 indica un cambio significativo que puede ser consecuencia de un cambio significativo de la población y requerirá una investigación y el mantenimiento del modelo o su total procesamiento nuevamente.

Al hacer esta prueba, también se recomienda mirar el análisis de características, que mostrará si alguna característica en particular se está comportando inusualmente.

4.2.7 Muestreo

En donde la ventana de muestra provee numerosos casos en exceso de los requerimientos mínimos de la muestra, el método de muestreo debe ser

estratificado para asegurar suficientes Buenos y malos. De otro lado, los rechazados deben ser muestreados desde el mismo periodo cuando sea posible, pero en donde se afecte adversamente el perfil de la población, ellos podrían ser tomados de una muestra más reciente en el tiempo.

4.2.8 Muestra Representativa

Para ambos, los clientes nuevos y la muestra de desarrollo, deben seguir el siguiente análisis para asegurar que la muestra sea representativa. Una vez el diagrama ha sido creado para ambos, la muestra de desarrollo, la población de clientes nuevos y los pesos pueden ser aplicados a la muestra de desarrollo para crear las correctas proporciones de las aplicaciones.

4.2.9 Tamaño

Idealmente, la muestra debe contener 1,500 Buenos, 1,500 Malos y 1,500 rechazados, pero las scorecards pueden ser desarrolladas con muestra inferior.

No es en todo caso recomendable, desarrollar con menos de 500 datos de cada uno (Buenos, Malos, Rechazados), al menos que la tabla de puntaje sea validada profundamente y monitoreada. Esto muchas veces, parece muy pequeño para aquellos no familiarizados con la estadística pero cualquier población que sea menor que un 3% del total de la muestra es poco probable que entre a una scorecard y con la condición que la muestra de 1,500 Buenos y 1,500 Malos se haya tomado de manera aleatoria, entonces un 3% de la población deberá ser evidente en la muestra tomada.

4.2.10 Muestra no utilizada

Aproximadamente el 20% de la muestra de desarrollo no debe entrar en el modelo para poder validar la scorecard una vez esta se haya construido. La muestra debe ser aleatoria y es necesario asegurarse que el 20% de la muestra contenga una proporción similar de Buenos y Malos como la muestra del 80%.

Esencialmente, la muestra del 20% debe obtener puntajes utilizando el modelo creado para la muestra del 80%, y después todas las estadísticas calculadas para el 80% deben ser recalculadas. El coeficiente Gini debe ser similar, y no debe haber cambios en la población, como tampoco el análisis de las características debe mostrar cambios significativos en el otorgamiento de puntajes promedio.

4.3 RACIONALIZACIÓN DE CARACTERÍSTICAS

4.3.1 Características

Inicialmente todas las características que han sido capturadas deben ser introducidas dentro de la selección. Es importante, investigar la posibilidad de crear nuevas características que resulten de cálculos basados en información existente.

4.3.2 Clasificación Fina

Esta es la enumeración inicial de los datos donde todos los atributos para cada característica son analizados. La clasificación dura es desarrollada después de visualizar las tendencias en la clasificación fina. Cuando es

posible poseer grandes grupos es ideal un mínimo de 20 grupos o modelar continuamente si es posible.

Algunas pruebas estadísticas como probabilidades de Buenos/Malos o información de valores son aplicados a grupos de clase fina para establecer qué tanta energía contribuirán. En donde una característica es particularmente débil puede no tomarse en cuenta en esta etapa.

4.3.3 Clasificación Dura

Es la agrupación de atributos en un número más manejable de grupos, los grupos contienen los mismos desempeños de los atributos. La clasificación fina una vez agrupada en una clase más grande se vería así: Padres y arriendos fueron agrupados en el grupo 1 ya que tenían similares pesos de evidencia y probabilidades de Buenos y Malos.

Es usual no tener más de 8 a 10 grupos una vez la etapa de la clasificación dura ha sido alcanzada y es importante mantener los grupos significativos, con al menos 5% de la muestra de desarrollo cayendo dentro de cada clase dura.

Estas agrupaciones no deberían reducir el poder total de ninguna característica en una cantidad significativa pero usualmente debilitan su fuerza. Para establecer esto, es necesario mirar las probabilidades de Buenos/Malos o la información de los valores otra vez en esta etapa.

Es también importante que los grupos tengan sentido de negocios, y esto quiere decir que algunos grupos son producidos, lo que es estadísticamente por debajo del óptimo. Con la condición de que la característica todavía provee algún poder al modelo este sacrificio puede ser beneficioso para facilitar la implementación de la scorecard.

4.3.4 Divisiones en la Población

En donde secciones distintas de la población pueden ser identificadas como significativas desde el punto de vista del perfil de riesgo y existan suficientes datos para desarrollar múltiples scorecards es importante dividir la población del desarrollo en sub poblaciones. Solamente es posible dividir la población donde hay suficientes números de Buenos y Malos disponibles en la etapa de muestreo.

Si los números son insuficientes y la división es significativamente poderosa, la característica debe ser entrada en el modelo al final de la etapa de regresión. Donde un sub grupo no contiene Malos o un mínimo aceptable de malos, puede ser posible aceptar la sub población en su totalidad sin importar el puntaje obtenido.

4.3.5 Pesos de Evidencia

Los pesos de evidencia pueden también ser utilizados para construir una scorecard, esto tenderá a darle una mayor continuidad a la regresión, pero es preferida por algunos desarrolladores porque ahorra tiempo de programación. Una sola variable es requerida por cada característica y una característica por atributo.

4.4 MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIADOS

4.4.1 Regresión

La regresión es utilizada actualmente como la ruta más empleada para construir scorecards. Es posible utilizar la regresión logística o lineal. La última es más fácil para construir e implementar con una pequeña pérdida de poder y es por esto preferida por muchos.

Una ecuación de regresión múltiple esencialmente toma la siguiente forma:

$$\text{Puntaje} = \beta_0 x_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + E$$

En donde los coeficientes $\beta_0, \beta_1, \beta_2 \dots \beta_n$ son los pesos que deben ser adjudicados a las variables $x_0, x_1, x_2 \dots x_n$ que pueden ser variables dummy o simplemente variables que contengan los pesos de evidencia, dependiendo de la técnica que esté siendo utilizada.

El error E es conocido como el residual y se refiere al error estándar esperado de la ecuación. Es usual devolverse contra el indicador de buenos/malos, que tiene un valor de 0 para Malos y 100 (o 1000) para buenos. Esto puede ser ajustado dependiendo del sistema que se esté utilizando y los puntajes podrán ser calibrados para alcanzar una escala diferente si se requiere.

4.4.2 Pesos

Típicamente una muestra de desarrollo consistirá de 1500 buenos, 1500 Malos y 1500 rechazados, donde esto no sea posible ayuda muchas veces pesar la muestra a estos tamaños, de manera que estadística comparativa

pueda ser utilizada. Por ejemplo, el error estándar en la etapa de regresión debería siempre ser menor de 3 con estos pesajes, mientras que sería diferente para otros tamaños de muestras.

4.4.3 Pasos Graduales en la regresión lineal

Esta regresión comienza sin variables luego una a una, las variables son introducidas gradualmente en la regresión para establecer si el múltiplo R ha sido significativamente mejorado por la introducción de la variable. Todas las variables en la regresión son después verificadas para ver si pueden ser gradualmente retiradas de la regresión.

4.4.4 Enter linear regression

Este método efectivamente fuerza todas las variables dentro del modelo. Puede ser utilizado como un atajo para establecer el poder relativo de los atributos.

Deber ser recordado en todo caso, que este método puede acomodar las variables dentro del modelo con el fin de que estas sean digitadas. Esto quiere decir que los pesos de las últimas variables que entraron serán por definición más débiles que si estas hubieran entrado al comienzo.

Por esta razón, muchos expertos utilizarán el método ENTER para sus variables más fuertes después de haber modelado las otras variables utilizando el método de paso gradual de regresión lineal. Esto disminuirá el peso de las variables más fuertes y reducirá el impacto en las más débiles.

4.4.5 Regresión Lineal hacia Adelante y hacia Atrás

Esta regresión es similar al método de paso gradual excepto que solamente revisan las variables en una dirección, eso es, cuando entran en el modelo, o cuando salen del modelo. Todas las variables serán involucradas al método hacia atrás y después removidas una a una basados en criterios de selección, mientras que en la técnica hacia adelante, las variables serán entradas una a una basados en criterios de selección, pero una vez dentro, estas no son removidas.

4.4.6 Escenario múltiple en modelos de regresión

Algunas veces es necesario introducir las características más fuertes después de que las características más débiles han sido tenidas en cuenta.

Es a veces necesario introducir características más fuertes después de que las características más débiles han sido consideradas. Mientras que algunos sistemas permiten un acercamiento de dos fases dentro del software, otros no pueden, donde este sea el caso, las características más fuertes se pueden modelar contra la residual, y los coeficientes beta se pueden agregar a esos establecidos en la regresión de la primera fase. La constante se debe agregar a la constante inicial de la etapa.

4.4.7 Pesos críticos

Una vez que la scorecard se haya desarrollado a veces habrá necesidad de enmendar manualmente algunas de las características. La razón de esto podría ser política o debida a un conocimiento de las circunstancias que afectan adversamente la muestra de desarrollo.

Por ejemplo, los clientes desempleados serán aceptados generalmente solamente si se sabe que ellos representan un riesgo muy bajo (quizás con un depósito grande en una hipoteca) y saldrían así del modelo calificados altamente. No sería sensible permitir que este modelo se generalice ya que muchos otros desempleados serían tomados, y el modelo no funcionaría.

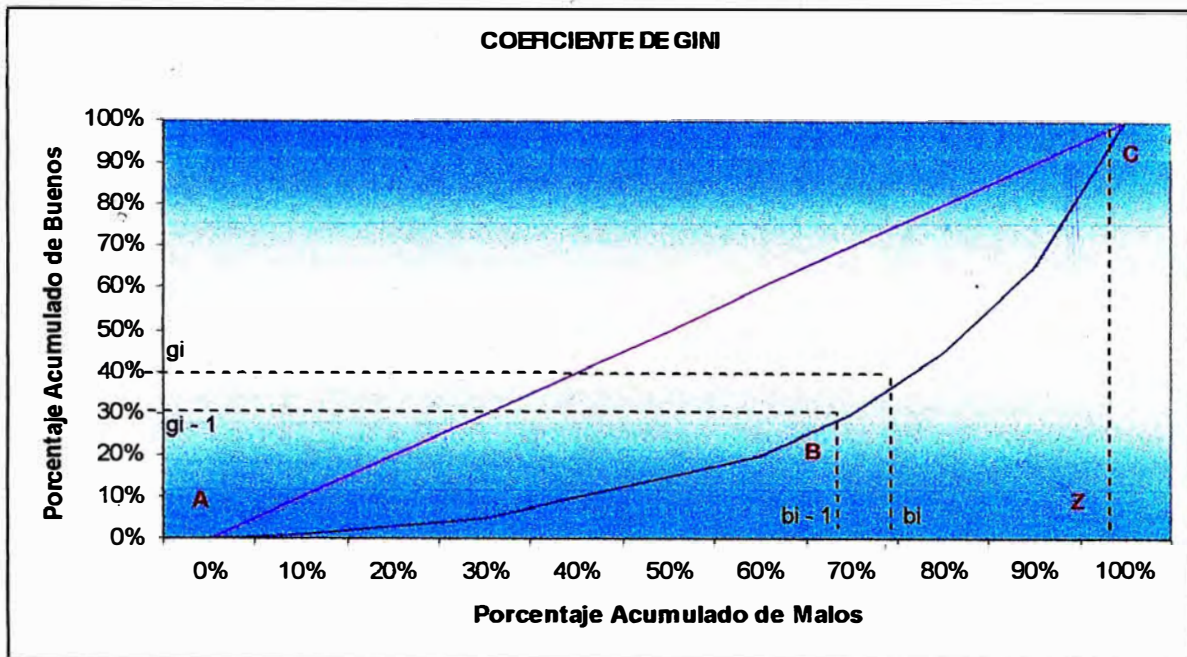
4.4.8 Revisión de desempeño inicial

Después de construir un modelo inicial de buenos/Malos es importante comprobar la fortaleza del modelo. La mayoría del software para modelar dará algunas indicaciones del múltiple R de la regresión lineal y el error estándar. El múltiple R debe estar cerca de 1 como sea posible y el error estándar debe ser menor de 3 si los pesos recomendados de 1,500 buenos, Malos y rechazados se han utilizado. Más allá de estos indicadores iniciales algunas otras estadísticas claves son usualmente utilizadas.

4.4.9 Estadística para medir eficacia

Un coeficiente Gini mide la eficacia de la scorecard, compara el porcentaje de las buenas cuentas contra el porcentaje de las malas cuentas para los mismos puntajes. Si el porcentaje de malas cuentas se traza contra el porcentaje de las buenas cuentas para una serie de bandas de puntajes el resultado es una curva (ABC). El coeficiente Gini es el área entre la curva (ABC) y la línea de la eficiencia nula (AC) establecida como un porcentaje del área del triángulo (ACZ).

FIGURA N° 5



$$\text{Coeficiente de Gini} = \frac{S_{ABC}}{S_{AZC}}$$

El Coeficiente de Gini se calcularía como:

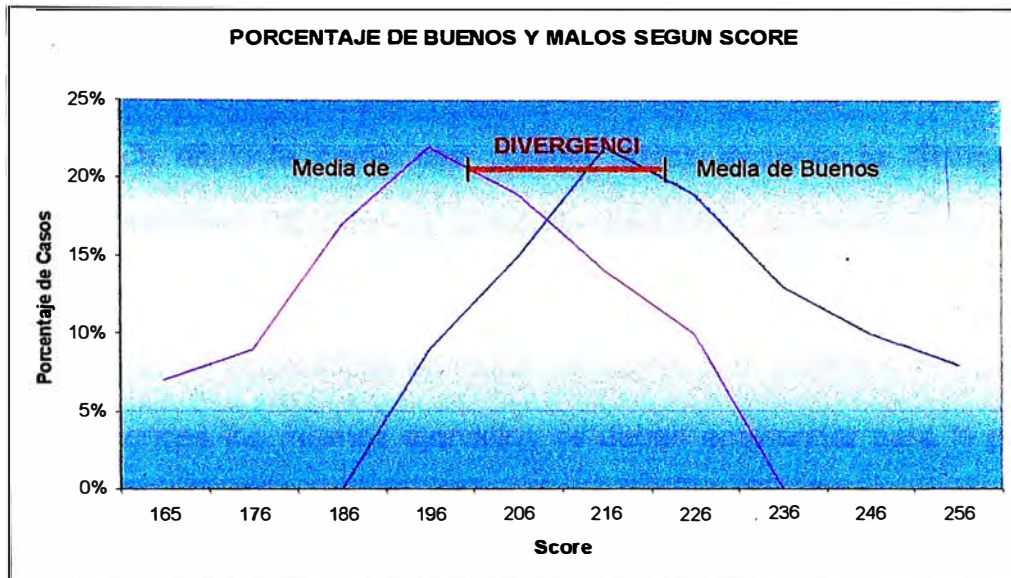
$$\text{Gini} = \frac{(5,000 - S_{ABCZ})}{5,000}$$

Idealmente un coeficiente Gini debe superar el 35% para un scorecard de aprobación y estará generalmente más cercano al 60% para un scorecard de comportamiento dependiendo de las limitaciones sobre los datos y producto.

La divergencia mide con eficacia la diferencia entre la media de las distribuciones de Buenos y Malos y se calcula como sigue.

$$\text{Divergencia} = \frac{2(\text{Media}(\text{buenos}) - \text{Media}(\text{malos}))^2}{\text{Var}(\text{buenos}) + \text{Var}(\text{malos})}$$

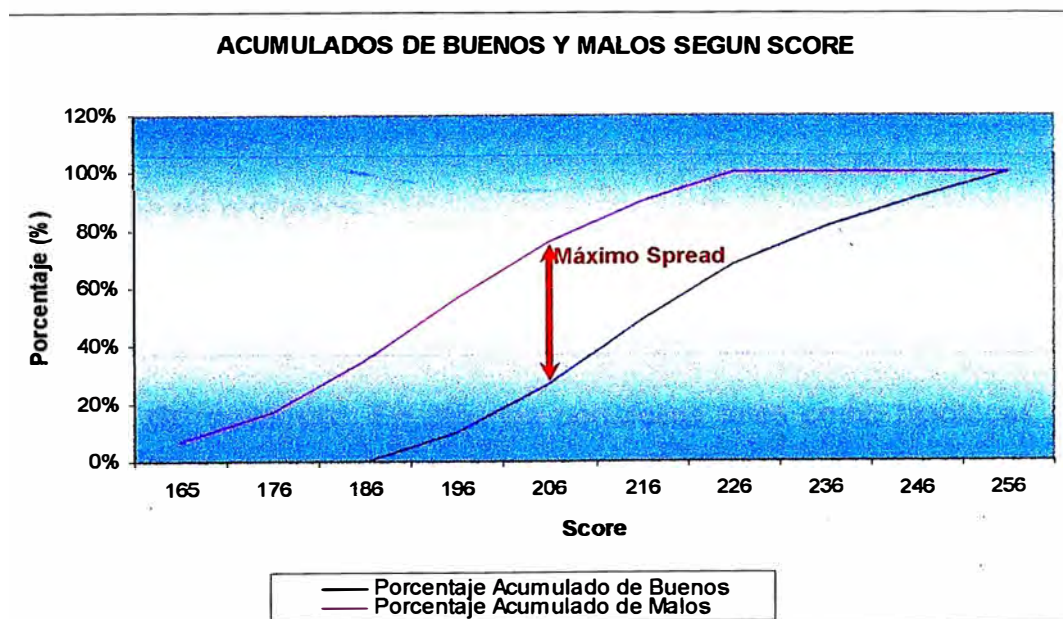
FIGURA N° 6



La medida del máximo de separación entre Buenos y Malos cuando es trazado acumuladamente por puntaje.

La divergencia debe ser mayor de 0,95 y la extensión del máximo debe ser mayor de 28-35%

FIGURA N° 7



4.4.10 Validación Final

Para finalmente validar un scorecard este debe ser confrontado contra el 20% fuera de la muestra y de la población de clientes nuevos usando tanta estadística eficiente como sea posible, éstos incluirán la divergencia, el máximo separador de Gini y el índice de estabilidad de la población.

Si todas estas estadísticas aparecen cercanas para el 80% y la muestra del 20% entonces los mismos ejercicios se deben emprender para la población de clientes nuevos. En tanto que donde aparece que ha habido un cambio en la contribución individual de los puntajes para cada característica se debe investigar para intentar entender por qué.

Donde ha ocurrido un cambio, el desarrollo será desechado generalmente, pero vale intentar pesar la muestra de desarrollo para que se vea más como las aplicaciones actuales y después repetir la etapa de la regresión para evitar el cambio. Esta técnica es particularmente útil, donde los datos están en escalas cortas en cuanto a cantidad y tiempo.

4.4.11 Inferencia de rechazos

La inferencia del rechazo se refiere a una serie de técnicas que se utilizan para intentar deducir el desempeño de clientes que han sido rechazados en la etapa del desarrollo. En algunos portafolios tales como hipotecas no se rechazan muchos clientes y estas técnicas son menos importantes, pero con portafolios de mayor riesgo la tasa de rechazo puede estar en el exceso de 50%.

Si el desempeño de los rechazados se puede predecir exactamente entonces la tasa de aceptación se puede aumentar sin ningún incremento en la tasa de malos. Esto mejorará obviamente la rentabilidad, y la inferencia del rechazo se ha convertido en algo así como arte negro.

El único método robusto para rechazar inferencia es aceptar una muestra de solicitudes rechazadas y observar su comportamiento. El uso de otras técnicas puede agregar valor, si se hacen las asunciones convenientes.

Modelación de Aceptación, Rechazo

- Desarrolle un scorecard que pronostique las probabilidades de Buenos y Malos.
- Desarrolle un scorecard que predice las probabilidades de Aceptación/Rechazo
- Produzca una matriz de puntajes de ambos scorecards y establezca la probabilidad de que un rechazo sea bueno.
- Establezca la regresión utilizando la probabilidad de que los rechazos sean Buenos
- Valide la scorecard resultante.
- Este método tiene la ventaja de tomar las decisiones más en línea con las decisiones actuales de los evaluadores de cartera.
- Otro método es multiplicar las probabilidades de rechazo y Malos continuamente en comparación con tomar el método de la matriz, que hace con eficacia lo mismo, pero para bandas individuales de puntaje.

Cosecha

Este método estima con eficacia la probabilidad de que un rechazo sea bueno o malo basado en el puntaje que recibiría del scorecard de buenos/malos. Cada rechazo se puede repartir en parte bueno y en parte basado en el puntaje. Un cliente que obtiene un puntaje alto puede tener el 90% de probabilidad de ser bueno y el 10% de probabilidad de ser malo.

El procedimiento es:

- Desarrolle una scorecard de buenos/malos.
- Evalúe las probabilidades de buenos/Malos dentro de cada rango de puntaje
- Diagrame el puntaje contra las probabilidades y establezca una línea recta (la línea mejor posible) Extrapole la línea como sea necesario y calcule las probabilidades de buenos/Malos para cada rechazo. Esto permite una estimación inicial de la probabilidad de Buenos o Malos para que cada rechazo sea comprobado.
- Los rechazos se pueden ahora incluir con los Buenos y Malos conocidos, y el procedimiento de la regresión se puede volver a efectuar para deducir una nueva relación de puntaje/probabilidades.
- El último fin es que la relación de las probabilidades de puntaje/logaritmo para clientes rechazados sea igual para los clientes aprobados. Para conseguir esto simplemente repita el proceso hasta que converjan las líneas.

CAPITULO V

ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO CON MODELOS SCORING

5.1 UTILIZACIÓN DE MODELOS SCORING EN ENTIDADES MICROFINANCIERAS

Los retos más difíciles en la implementación de un Modelo Scoring no son de carácter técnico sino organizacional. Dada una base de datos, las organizaciones de microfinanzas pueden fácilmente contratar a un asesor para que derive la fórmula de calificación estadística.

La parte difícil, sin embargo, es la implementación de la fórmula en una organización ya existente que ya cuenta con una tecnología crediticia. Quienes dirigen la entidad deben comprender las fortalezas y debilidades de la calificación estadística para que puedan dedicarse a apoyar su integración en la organización¹⁴. De otra manera, un modelo de calificación estadística podría quedar sin uso; un modelo sin uso no cumple propósito alguno, y un modelo mal usado podría ser peor que no usar modelo alguno.

En principio deben decidir el tipo de riesgo a ser estimado, qué características incluir en la fórmula, y que diseñen el proyecto de implementación. Aún más importante, los analistas de crédito y los gerentes de crédito en las sucursales pueden sentirse

¹⁴ Tomado de Schreiner, Mark, "La Calificación Estadística en Microfinanzas: ¿Podrá funcionar?", pág. 9.

amenazados por la calificación estadística; no se les puede culpar por eso, pues invirtieron mucho tiempo y esfuerzo en aprender a valorar el riesgo por medios cualitativos, y tienen el derecho de sospechar de un programa de computadora que sostiene que va a ayudar sus esfuerzos.

Los empleados que manejan el sistema de información gerencial también deben aceptar el proyecto de calificación estadística para que el proyecto tenga éxito. Inicialmente, puede que vean la calificación como trabajo adicional, pero pronto reconocerán que representa una transferencia fundamental de poder organizacional hacia su departamento.

5.2 FACILIDAD DE USO DEL MODELO SCORING

Una clave para la aceptación de un modelo de calificación o scoring en una organización es su facilidad de uso. Esta requiere que los modelos se integren en el sistema existente de información gerencial y que requieran poca entrada de datos más allá de lo que ya se hace como parte de los procesos estándar. Tal integración también permite que se incluyan las estimaciones de riesgo en los reportes estándar que genera el sistema.

Por ejemplo, si el sistema de información gerencial genera un reporte con el riesgo estimado de tener una cuota atrasada siete días o más junto con otra información clave sobre los préstamos posibles que serán revisados en la reunión diaria del comité de crédito en cada sucursal. Los analistas de crédito también reciben una lista de sus prestatarios vigentes en orden según su estimación de riesgo, que les ayuda a decidir a quién harán visitas preventivas.

5.3 RESULTADOS DEL MODELO SCORING

El scoring estadístico para las microfinanzas reduce la mora y ahorra tiempo a los evaluadores o analistas de crédito, incrementando las ganancias y mejorando la cobertura¹⁵. Esto se consigue acercando el enfoque personalizado (de mano de obra intensiva) típico de las microfinanzas al modelo de uso de tecnología que los bancos utilizan para los préstamos de consumo. Al mismo tiempo, los bancos que utilizan el scoring estadístico para atender al sector microempresarial deben a su vez, como lo hacen instituciones microfinancieras, recopilar datos financieros detallados sobre la unidad familiar y el negocio.

Una prueba histórica realizada en un Banco del Sistema Financiero ilustra los beneficios potenciales del scoring estadístico. Con información de préstamos pagados hasta marzo de 2004 se elaboró una ficha de calificación para luego aplicarse retroactivamente a 7,618 préstamos pagados, desde abril de 2004 a julio de 2005. Alrededor del 22% (1,666 préstamos) eran casos “malos”, definidos por atrasos de 30 días o con un promedio de 7 días de mora por cada cuota.

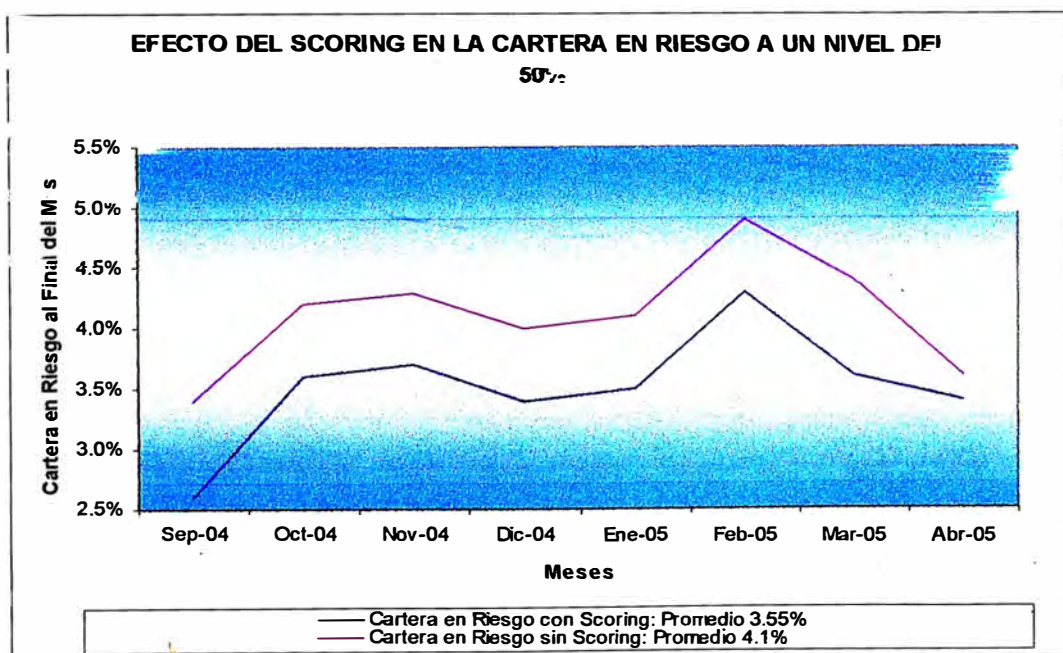
Si la institución microfinanciera hubiera rechazado a todos los solicitantes con un riesgo por encima del 50%, habría rechazado 697 casos que, en realidad, fueron aprobados. De estos casos de alto riesgo, el 48% (338) fueron, sin lugar a duda, préstamos “malos”. Por lo tanto, el scoring estadístico habría reducido el número de desembolsos en un 9% y el número de préstamos “malos” en un 20%. En términos sencillos, el costo de haber evitado un préstamo “malo” fue el de perder uno “bueno”.

¹⁵ Tomado de Mark Schreiner, “Scoring Drop-Out at a Microlender in Bolivia”, Savings and Development, Vol. 27, Nro. 2, pág. 101–118.

¿Cómo afectaría esto a las ganancias? En base a un ejercicio de costos ABC¹⁶, se estimó que al evitar un préstamo “malo”, se ahorraron S/. 1,230 y el costo de perder uno “bueno” fue de S/. 636. Con 338 préstamos “malos” evitados y 359 “buenos” perdidos, el efecto financiero neto fue de alrededor de S/. 188,000.

El mayor de los beneficios es que los evaluadores o analistas de crédito dedican menos tiempo a las cobranzas y más a los nuevos solicitantes. Según estadísticas del sistema, los oficiales de crédito destinan alrededor de dos días a la semana a realizar evaluaciones, un día a trabajar en la oficina y dos días a la cobranza. Si el scoring estadístico reduce los préstamos “malos” en un 20%, se aumenta el tiempo para evaluar a los nuevos solicitantes en alrededor de tres horas semanales. A su vez, esto incrementaría los desembolsos lo suficiente como para más que compensar la pérdida de los “buenos”. De esta manera, el scoring estadístico puede al mismo tiempo incrementar el tamaño de la cartera y reducir la mora.

FIGURA N° 8



¹⁶ Activity Based Costing o Costeo por Actividad

Al evitar muchos de los peores préstamos, la cartera en riesgo (definida como el saldo de cualquier préstamo en mora) también disminuye.

En la prueba histórica (Gráfico N° 5), el scoring estadístico con un 50% de riesgo habría reducido la cartera en riesgo en aproximadamente un 13% (de 4,1 a 3,55%), generando beneficios financieros adicionales provenientes de la reducción de las provisiones para pérdidas de préstamos.

CAPITULO VI

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 CONCLUSIONES

La esencia de las finanzas es la predicción del riesgo de que los prestatarios cumplan con sus promesas. Las estimaciones de riesgo se basan en información, y en las microfinanzas, esta información es usualmente cualitativa e informal y se encuentra acumulada en las mentes de los miembros del grupo o de los analistas de crédito. La aplicación de un Modelo Scoring toma un camino diferente. Predice el riesgo basado en la información cuantitativa que se encuentra en el sistema de información gerencial del prestamista. Hasta ahora, los prestamistas en microfinanzas han dependido casi exclusivamente de información cualitativa informal.

Los Modelos Scoring pueden funcionar eficientemente en las microfinanzas. No es tan poderosa como por ejemplo la calificación de los prestamistas de tarjetas de crédito en países ricos, y no sustituirá el buen juicio de los analistas de crédito o de los grupos solidarios basado en el conocimiento cualitativo informal. Sin embargo, los Modelos Scoring sí tienen algo de poder para predecir el riesgo (y así reducir los costos) aún después de que el grupo solidario o el analista de crédito hacen su mejor valoración. Por tanto, la calificación o score complementa (pero no sustituye) a las

tecnologías crediticias de microfinanzas actuales. Aún más, los Modelos Scoring no solamente ayudan a predecir el riesgo, sino que el proceso de derivar la fórmula revela también cómo afectan al riesgo las características del prestatario, del préstamo y del prestamista. Este conocimiento es útil sea que el prestamista de microfinanzas use o no las predicciones del riesgo a partir de la calificación para respaldar la toma de decisiones diarias.

Por otro lado, un buen modelo scoring permite al prestamista continuar con su negocio como siempre ha sido, pero con la incorporación de estimaciones de riesgo cuantitativas.

En el caso analizado, demuestra que el modelo scoring permite seleccionar de mejor manera a clientes que en el futuro tendrán un buen comportamiento de pago (buenos clientes). De esta forma se forman grupos homogéneos de clientes.

Si se mejora la calidad de la cartera de clientes, se estará más seguro del adecuado comportamiento de pago, por lo que los analistas no tendrán necesidad de hacer visitas rutinarias tan continuas para asegurar el pago. Aún más, se podría conformar una base de datos con buenos clientes.

Finalmente, un Modelo Scoring permitirá el cobro segmentado y preventivo de acuerdo con los Perfiles de clientes.

6.2 RECOMENDACIONES

Entre las principales recomendaciones como resultado de la aplicación de un modelo Scoring tenemos:

- Para el caso de clientes con bajo riesgo (alto score), se puede reducir la exigencia de garantías y agilizar el proceso de aprobación de crédito.
- A partir de los puntajes (score) es posible la agrupación de categorías de Calidad Crediticia o Perfiles de Riesgo, lo cual aporta un nuevo criterio de segmentación a la gestión del negocio.
- El perfilamiento de clientes por categorías de Riesgo, puede ser aprovechado en la gestión de Mercadeo y en la Política de Precios.
- Esta nueva agrupación posibilita la estructuración de una estrategia de precios que busque fidelizar los clientes de perfil alto de calidad crediticia y en los casos pertinentes y posibles compensar por precio (tasa) los perfiles bajos desde el punto de vista de calidad crediticia.
- Se pueden diseñar estrategias de recuperación por perfiles de riesgo adecuando los modelos de recuperación al perfil de cliente y posibilitando el cobro preventivo.
- Un modelo scoring puede ser diseñado a medida para un producto o servicio en particular y puede además ser complemento de otras herramientas de decisión en diversas áreas (inteligencia de negocios, cobranzas, etc.).
- Las entidades microfinancieras, necesitan de la utilización de herramientas más efectivas para continuar en el negocio. Los Modelos Scoring permitirá la captación más rápida y segura (menos riesgosa) de nuevos clientes.
- Con esta herramienta, las entidades microfinancieras podrán optimizar sus recursos humanos y de capital; ya que el perfilamiento de clientes facilitará la

dirección al grupo objetivo, menores gastos de aprobación, estrategias de cobranza más eficientes, estrategias de mercado efectivas a clientes potenciales.

- Las entidades microfinancieras pueden conseguir en el mercado un Modelo Scoring de acuerdo a su presupuesto, no se requiere de un modelo tan complejo, o de la utilización de costosas y potentes sistemas de bases de datos, puede iniciarse con un sistema básico (en Excel por ejemplo) para luego ir mejorándolo.
- La utilización de los Modelos Scoring representarán el primer paso de las entidades microfinancieras a las exigencias dadas en el marco de Basilea II, puesto que representan la primera forma de cuantificación de riesgo crediticio.

BIBLIOGRAFÍA

Arboleda de Montes, Eulalia, "Desafíos en la administración de Riesgo de Crédito para las Micro Finanzas", Banco Interamericano de Desarrollo – Departamento de Desarrollo Sostenible, Washington, EE.UU., noviembre, 2004.

Arzbach, Matthias, "Basilea II y las cooperativas de ahorro y crédito en América Latina", Confederación Alemana de Cooperativas, Proyecto Regional para América latina y el Caribe, Sao Paulo, Brasil, noviembre, 2005.

Basel Committee on Banking Supervisión, "Working Paper on the Internal Ratings-based Approach to Specialised Lending Exposures", Bank for International Settlements, Basilea, Suiza, octubre, 2001.

Dellien, Hans y Mark Schreiner, "El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de tecnología y la atención personalizada", Banco Interamericano de Desarrollo – Departamento de Desarrollo Sostenible, Washington, EE.UU., diciembre, 2005.

González Sánchez, Mariano, "Análisis del Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea II", Primer Simposio de Docente de Finanzas, Bogotá, Colombia, julio, 2004.

Greene, William H., "A Statistical Model for Credit Scoring", New York University - Department of Economics y Stern School of Business, EE.UU., abril, 1992.

Lewis, E. M., "An Introduction to Credit Scoring", San Rafael, California, Athena Press, EE.UU., mayo, 1990.

Mays, E., "Credit Risk Modeling: Design and Application", New York, Glenlake, EE.UU., julio, 1998.

Miró, Andreu, "Scoring Proactivo: el modelo en auge", Grupo AIS-Aplicaciones de Inteligencia Artificial, Barcelona, España, marzo, 2006.