**Universidad Andina Simón Bolívar**

**Sede Ecuador**

Área de Gestión

Programa de Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos

**Metodología para el Cálculo de la Prima Ajustada por Riesgo que debe aportar una Institución del Sistema Cooperativo, por Concepto de Seguro de Depósitos**

Josseth Marcela Rosero Zurita

2011

*Al presentar esta tesis como uno de los requisitos previos para la obtención del grado de magíster 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.*

Josseth Marcela Rosero Zurita

Quito D.M., 16 de mayo de 2011

**Universidad Andina Simón Bolívar**

**Sede Ecuador**

Área de Gestión

Programa de Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos

**Metodología para el Cálculo de la Prima Ajustada por Riesgo que debe aportar una Institución del Sistema Cooperativo, por Concepto de Seguro de Depósitos**

Josseth Marcela Rosero Zurita

2011

Tutor: Ing. Mario Jaramillo

Escrita en el Distrito Metropolitano de Quito

**RESUMEN**

El objetivo de la presente tesis es establecer una metodología apropiada que logre determinar el valor de la prima ajustada por riesgo que debe aportar una IFI, la cual deberá tener la connotación de estar fijada entre 0 y 3,5 por mil anual. Rango definido por la Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera.

Para desarrollar la metodología se ha considerado pertinente dividir el estudio en cuatro capítulos: El primero tiene como propósito revisar los hechos históricos de mayor relevancia acaecidos entre 1995 y 1998, referentes al ámbito económico - político y financiero del país, a fin de entender las razones e identificar las posibles alertas de riesgo por las cuales varias instituciones financieras se liquidaron. Así como también la normativa expedida en este tema.

En el segundo capítulo. Sobre la base de los indicadores financieros desarrollados se procedió a agruparlos conforme el método CAMEL; y, se determinó el impacto de éstos en la salud financiera de la IFI. Posteriormente se estableció una calificación cualitativa definida como vulnerabilidad financiera.

La finalidad del tercer capítulo es el de categorizar a una IFI de acuerdo a su mayor o menor nivel de vulnerabilidad financiera, para lo cual se seleccionaron como variables dependientes la calificación de riesgos entregada por las empresas calificadoras a la Superintendencia de Bancos y Seguros y, la calificación realizada por el autor de la presente tesis; y, como variables independientes los indicadores CAMEL y variables macroeconómicas.

En el cuarto capítulo se definió el valor de la prima ajustada por riesgo. Valor resultante de aplicar la probabilidad obtenida a través del modelo logístico y de la relación número de depositantes para la población total.

**DEDICATORIA**

A Dios por su infinita bondad y misericordia; quien nos provee de sabiduría y de gracia en cada minuto de la vida, dándonos la oportunidad de elegir y tomar decisiones bajo conocimiento.

Al todopoderoso quien me bendijo con los abuelos más maravillosos, una hermana inmejorable y mis amados sobrinos, quienes han sido fruto de mi inspiración. Mis abuelos con sus valores y principios, mi hermana por ser una “mujer” de constante lucha; y, mis sobrinos donde veo la simplicidad con la que hay que llevar la vida. Estas virtudes se conjugan en la siguiente frase:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

*"El éxito de la vida solo tiene sentido cuando hemos logrado ser primeramente hombres de bien, con principios y valores, buscando continuamente ser mejores cada a día, para de esta forma contribuir a la sociedad”.*

**AGRADECIMIENTOS**

Extiendo mi grato reconocimiento; y, a la vez exaltó a todo el personal docente del Programa de Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos de esta prestigiosa Universidad Andina Simón Bolívar, quienes han logrado impartir acertadamente todo los conocimientos de la realidad actual, entregando de esta manera a la sociedad profesionales especializados altamente competitivos en el campo laboral.

Quiero agradecer a mi entrañable amigo, *Jorge Fabara Ayala*, persona digna, de principios y valores, profesional en toda la palabra, quien me ha orientado en el desarrollo de cada uno de los capítulos hasta su culminación…. Usted que ha hecho tan suyo este documento. Gracias por haber estado cerca.

A mi tutor, por su tiempo y valiosos comentarios, que han hecho posible la presentación del presente trabajo investigativo.

**INDICE**

**CAPÍTULO I ASPECTOS NORMATIVOS**

* 1. Hechos históricos ………………………………………………………………… 10
     1. Salvataje Bancario ……………………………………………………….. 10
     2. Creación de la Agencia de Garantía de Depósitos ………………….. 14
  2. Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera ……………………...... 17
     1. Aspectos conceptuales para la implementación de la Red de Seguridad Financiera …………………………………………………………………. 17
     2. Proceso de Resolución Bancaria y Liquidación de Instituciones del Sistema Financiero ……………………………………………………….. 23
     3. Corporación del Seguro de Depósitos …………………………………. 25

**CAPITULO II** **IDENTIFICACIÓN DE VARIABLES DE RIESGOS A**

**CONSIDERAR EN EL MODELO ESTADÍSTICO**

* 1. Resultados de la tabulación sobre la identificación de indicadores a incorporarse en el modelo ………………………………………………………. 28
     1. Análisis de la base de datos …………………………………………….. 28
     2. Criterio de agrupación de indicadores financieros …………………… 30
     3. Selección de indicadores financieros ………………………………….. 32
  2. Análisis financiero de cada una de las cooperativas categorizadas en el peer group de grandes ………………………………………………………………… 40
  3. Categorización de indicadores ……………………………………………… 51

**CAPITULO III** **MODELO ESTADÍSTICO**

* 1. Introducción ……………………………………………………………………… 54
  2. Objetivo …………………………………………………………………………… 55
  3. Metodología ……………………………………………………………………. 55

3.3.1 Definición de la variable objetivo ………………………………………. 55

* + 1. Estimación del modelo logístico ………………………………………. 56
       1. Estimación a partir de la calificación de las IFIs por medio de una

metodología interna ……………………………………………….. 59

* + - 1. Estimación a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros ………………………………………………….. 71
    1. Estimación de un árbol de clasificación ………………………………... 80
       1. Estimación a partir de la calificación de las IFIs asignada por el autor ……………………………………………………………….. 80
       2. Estimación a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros ……………………………………………….. 84
    2. Validación de los modelos discriminantes …………………………….. 87
       1. Validación de los modelos logísticos ………………………….. 87
       2. Validación de los árboles de clasificación ……………………. 91
          1. Validación del árbol de clasificación a partir de la calificación del autor ……………………………………………………….. 92
          2. Validación del árbol de clasificación a partir de la calificación de riesgos de la Superintendencia de Bancos y Seguros.. 93
    3. Análisis de los índices de riesgo ………………………………………... 95

**CAPITULO IV DETERMINACION DE LA PRIMA Y DEL APORTE A REALIZAR POR CONCEPTO DE SEGURO DE DEPÓSITOS**

* 1. Prima por Riesgo ……………………………………………………………100
  2. Fijación del valor del aporte ………………………………………………..107

**CONCLUSIONES** ……………………………………………………………………..110

**RECOMENDACIONES** ……………………………………………………………….117

**BIBLIOGRAFIA** ………………………………………………………………………..118

**ANEXOS** ………………………………………………………………………………..121

**CAPÍTULO I ASPECTOS NORMATIVOS**

**1.1Hechos históricos**

* + 1. **Salvataje Bancario**

Antes de abordar el tema que originó el Salvataje Bancario es necesario señalar dos hechos trascendentales en el ámbito financiero ecuatoriano referentes al cambio del marco normativo que se evidenció entre los años de 1927 y 1994 en el que se rigen las instituciones financieras:

1. En el año de 1927 se creó la Ley Orgánica de Bancos, la cual tenía como misión el regular la organización y funcionamiento de las instituciones financieras.
2. En el año de 1994, se expidió la “Ley General de Instituciones del Sistema Financiero”, la cual reformó en su totalidad a la Ley Orgánica de Bancos.

Derivado de esta modificación se observa que se dio paso a un proceso de liberalización y desregularización del sistema bancario, debido a la disminución de controles y la derogación de regulaciones expedidas con la Ley General de Bancos. Por citar un ejemplo, se legaliza la figura de las agencias “off shore”.

Es así como este hecho, acompañado por la inestabilidad política y económica y los eventos exógenos que se evidenciaron desde el año de 1995 dieron a lugar la creación de la Ley del Salvataje Bancario. Para lo cual se revisarán brevemente los hechos con mayor trascendencia en el ámbito político – económico y financiero del país.

**Aspectos generales económicos y políticos: Período 1995 – 1998**

“A partir del año de 1995 a 1998 el estado ecuatoriano tuvo cuatro períodos presidenciales, el Arquitecto Sixto Durán-Ballén (1992-1996), el Abogado Abdalá Bucaram Ortiz (1996-1997), el Doctor Fabián Alarcón Rivera (1997-1998) y el Doctor Jamil Mahuad Witt” (1998-2000), lo que generó que el gobierno ecuatoriano atraviese por una profunda inestabilidad política y económica, tal como lo evidencian las cifras alcanzadas en las siguientes variables macroeconómicas:

”[[1]](#footnote-2)



Además de los factores antes enunciados contribuyeron otros en su agravamiento como son: el problema limítrofe (Guerra de Tiwinza 1995), la caída del precio del barril de petróleo (US $ 9.20 dólares el barril - 1998), el impacto del Fenómeno Niño, junto con profundos déficit fiscales y el aumento de la deuda externa (1998), los que llevaron al colapso económico en el año de 1999.

Resultado de esta debacle económica, en el período presidencial del Abogado Jamil Mahuad (1998 hasta su derrocamiento en el 2000), se dieron cambios sustanciales “históricos” de orden estructural, siendo los de mayor relevancia la devaluación del sucre, la adopción del dólar como moneda de curso legal, (la paridad cambiara aplicada fue de 25.000 sucres por un dólar), el congelamiento de los depósitos bancarios[[2]](#footnote-3), el incumplimiento del pago de la deuda externa; y, el Salvataje Bancario derivado de la quiebra de varias instituciones del sistema financiero ecuatoriano.

Con respecto con la Ley de Salvataje Bancario, esta tuvo como finalidad destinar ingentes recursos del Estado para atender los problemas de los bancos privados que habían quebrado, que de acuerdo al gobierno fue una manera de proteger a los ahorristas del sistema financiero nacional. Este costo ascendió a US$ 6 mil millones, el cual ha sido financiado vía devaluación (245% entre enero de 1999 y enero de 2000[[3]](#footnote-4)) e inflación (a junio de 2000 la variación anual se ubicó en 103.7 por ciento[[4]](#footnote-5)).

Cabe señalar que en el periodo presidencial del Doctor Jamil Mahuad Witt conjuntamente con la Eco. Ana Lucia Armijos, Ministra de Finanzas y Crédito Público de ese entonces, expidieron el Decreto Ejecutivo No. 685, del 11 de marzo de 1999, publicado el 16 de marzo del mismo año en el Registro Oficial Suplemento No. 149, mediante el cual se inmovilizó los ahorros y depósitos de todos los clientes del sistema financiero nacional.

**Contexto financiero: Período 1996 – 1998**

“En el año de 1996 se intervino a los Bancos Continental y Mercantil Unido, debido a múltiples problemas de liquidez y de concentración de créditos. En el primer trimestre de 1999 se llevó a cabo la liquidación forzosa de los bancos: Solbanco, Préstamos, Filanbanco, Tungurahua, Financorp, del Azuay, del Agro (Finagro), del Occidente, América Sociedad Financiera y Mutualista Previsión y Seguridad derivado por las mismas particularidades que se presentaron en 1996.”[[5]](#footnote-6)

Además de los problemas enunciados en el párrafo anterior por el cual se liquidaron varias entidades financieras se atribuye el exceso de la cartera que se había otorgado a base de préstamos vinculados.

Cuando estos bancos entraron en profunda crisis, el 1 de diciembre de 1998 se creó mediante la Ley de Reordenamiento en Materia Económica, la Agencia de Garantía de Depósitos (AGD). Simultáneamente, se sujetó a Filanbanco al proceso de reestructuración y se constituyó a la AGD como única accionista del mencionado Banco.

Por lo antes expuesto, es evidente que si bien la crisis del sistema bancario se acrecentó aún más por los problemas políticos-económicos, no deja de lado la ineficiencia de la banca en lo concerniente con la adecuada administración de los riesgos asumidos por parte de las entidades financieras. Situación que evidencia claramente que la crisis atravesada por el país en el período de 1995 – 1998, ha contribuido a magnificar sus efectos y comprometer la estabilidad de una nación, además de minar las posibilidades de crecimiento y desarrollo en el mediano y largo plazo. Es así que, de los hechos acaecidos, nace la AGD, la cual se crea con el propósito de garantizar los depósitos que tiene el público invertido en el sistema financiero ecuatoriano; así como también el tener entre sus responsabilidades el devolver los depósitos a los clientes de los bancos liquidados intervenidos.

Sobre la base de lo mencionado a continuación se analiza brevemente la Ley de Creación de la Agencia de Garantía de Depósitos.

* + 1. **Creación de la Agencia de Garantía de Depósitos**

Con la expedición de la Ley de Reordenamiento en Materia Económica, en el Área Tributario – Financiera (Normas Financieras), Ley No. 98-17, se pone en vigencia el Título II Garantía de Depósitos, mediante la cual se crea la AGD derivada de la grave crisis financiera que atravesó el Ecuador en el periodo 1998 y 1999.

Con la creación de la AGD se pretendió en primera instancia custodiar el dinero de los depositantes, evitar pánico generalizado y consecuentemente el retiro de capitales masivos; y en segundo lugar, darle al estado la posibilidad de intervenir en el sector bancario.

“Si un banco pasa a saneamiento, éste debía ser administrado por la AGD, la cual se responsabiliza por el banco y por todos los depósitos de los clientes.”

Una vez creada la AGD al día siguiente debió hacerse cargo del mayor banco del país, Filanbanco, los ex accionistas privados, Roberto y William Isaías, lo entregaron al Estado después de haber solicitado créditos de liquidez al Banco Central por alrededor de US $800 millones.

Cabe resaltar que en el mismo año cuando se creó la AGD se puso en vigencia el 1% del Impuesto a la Circulación de Capitales ICC, el que reemplazó al impuesto a la renta, los cuales causaron desconfianza en vez de estabilizar la confianza, lo que provocó una reducción de transacciones y muchas personas prefirieron tener el dinero en la casa o en un casillero.

De los recursos de la AGD:

Recursos de la Agencia de Garantía de Depósitos (AGD) se conformaban por los siguientes rubros:

*“*a) La aportación del 0.54 por mil mensual, calculada sobre el promedio mensual de los saldos de los depósitos de todas las instituciones financieras privadas, y la prima por riesgo diferenciada que determine el Directorio de la Agencia de Garantía de Depósitos, sobre la base de las calificaciones de riesgo efectuadas por calificadoras de riesgo calificadas o registradas por la Superintendencia de Bancos. Los pagos se efectuarán mensualmente;

b) Los depósitos a la vista y a plazos inmovilizados por más de 10 años en las instituciones financieras;

c) Los créditos que obtenga el Directorio, cualquier otra fuente de financiamiento que determine el Directorio y que se destinen a cubrir el pago de la garantía de depósitos;

d) Las donaciones que se reciban;

e) Los que provengan de la realización de activos que reciba de las instituciones financieras en liquidación;

f) Los saldos que mantenga la Agencia de Garantía de Depósitos;

g) Los valores que reciba de la institución financiera en liquidación en virtud del derecho de subrogación por pago de la garantía;

h) Los recursos en numerario o activos transferidos a favor de la AGD por la subrogación en los derechos de los acreedores garantizados; e,

i) Los rendimientos que genere la inversión de los recursos..”[[6]](#footnote-7)

Del Monto Máximo de Cobertura:

Lo correspondiente con la cobertura del depósito, “la AGD únicamente garantiza el saldo de los depósitos, con los correspondientes intereses calculados hasta el día de pago, hasta un valor equivalente a cuatro veces el PIB per cápita, por persona natural o jurídica.” [[7]](#footnote-8)

De la revisión normativa se observa que por primera vez el sistema financiero nacional ecuatoriano debió aportar un valor por concepto de seguro de depósitos, el cual se activa una vez que una entidad financiera es considerada inviable, esto es, pagar a los depositantes hasta el monto de la cobertura que el Directorio haya determinado para ese periodo.

Sin embargo la labor de la AGD ha sido seriamente cuestionada en varios ámbitos, por lo que bajo esta perspectiva se analiza la vialidad de crear una nueva arquitectura financiera bajo estándares internacionales, la cual promueva la estabilidad financiera y por ende la confianza de los depositantes.

“En este contexto, los avances en el fortalecimiento de los procesos de regulación y supervisión bancaria, y la aplicación de mecanismos de manejo de crisis resultan esenciales para mitigar los efectos de un eventual contagio sistémico, y han demostrado su importancia en la reciente crisis.

El establecimiento de una red de seguridad financiera (RSF) es considerado como un mecanismo integral para promover la estabilidad del sistema y contribuir así a la eficiencia de la intermediación financiera mediante la aplicación de un conjunto de buenas prácticas y reglas específicas.

La RSF es parte importante de la arquitectura del sistema financiero de un país que requiere, además, un ordenamiento jurídico transparente, instituciones de supervisión y control efectivas, un entorno macroeconómico adecuado y seguro y sólidas instituciones financieras.

Para contar con un sistema financiero estable y eficiente que sea un instrumento para el desarrollo económico y social, estas partes deben cumplir altos estándares de calidad e interactuar armoniosamente.

El diseño básico de una RSF se compone habitualmente de los siguientes elementos básicos: regulación y supervisión prudencial, prestamista de última instancia, esquema de resolución bancaria y sistema de seguro de depósitos.”[[8]](#footnote-9)

**1.2 Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera**

* + 1. **Aspectos conceptuales para la implementación de la Red de Seguridad Financiera[[9]](#footnote-10)**

La red de seguridad financiera (RSF) se crea con la finalidad de contribuir a mantener la estabilidad del sistema financiero, estimular la confianza en los depositantes, impulsar un sistema de pagos eficiente y fomentar el desarrollo del país a través del ahorro interno.

La vigencia de esta normativa tiene como finalidad disminuir la probabilidad de quiebras de entidades financieras y por consiguiente de contagios sistémicos. Por lo que para poder viabilizar su aplicación en el mercado financiero ecuatoriano, las leyes internacionales recomiendan fomentar la disciplina de mercado a través “de bases sólidas en materia de regulación, supervisión e identificación temprana de dificultades financieras.”

Pilares Fundamentales:

La Red de Seguridad Financiera se basa en cuatro pilares fundamentales: a) la regulación prudencial y supervisión, b) el prestamista de última instancia, c) el esquema de resolución bancaria y d) el seguro de depósitos.

*Regulación prudencial y supervisión*

La regulación prudencial tiene como objetivos centrales lo siguiente: “Incentivar la seguridad y la salud de los sistemas financieros, definir requisitos de capital en base a criterios relacionados con los riesgos asumidos, mejorar los niveles de eficiencia de las entidades financieras, fortalecer la supervisión bancaria, promover la transparencia de la información de los sistemas financieros.”

A través de una efectiva regulación prudencial y eficaz supervisión se coadyuvará a preservar la confianza en el sistema financiero, y con ello, a mantener la estabilidad de las instituciones financieras.

De esto se denota la labor imperante y la responsabilidad que tiene la Superintendencia de Bancos en el campo normativo y, en lo referente al Manual de Supervisión In-situ y Extra-Situ que aplique, el cual debería sustentarse en un control ex ante de debilidades financieras que podría presentar una entidad, con el propósito de tomar los correctivos necesarios con el menor costo tanto para los accionistas de la entidad como para los depositantes.

Prestamista de última instancia (PUI)

Los estudios realizados por Thorton (1802) y Bagehot (1873) [[10]](#footnote-11) lo definen como los primeros antecedentes teóricos para la constitución de un prestamista de última instancia con el fin de resolver problemas de iliquidez transitoria en el sistema financiero.

La existencia de un PUI reduce la vulnerabilidad ante posibles turbulencias o crisis y ayuda a conocer mejor el carácter cambiante del riesgo sistémico, ya que como se sabe, los sistemas financieros actuales se basan en el mercado y están integrados a escala mundial, por lo cual, los problemas que aquejan a una entidad financiera puede contagiar a otra y por consiguiente generar problemas sistémicos de trascendencia nacional e internacional.

Esquema de resolución bancaria

“Existe un abanico de mecanismos de resolución bancaria que pueden ser aplicados cuando fallan todas las medidas preventivas y correctivas de la supervisión estándar, y se busca resolver la situación puntual de un banco insolvente preservando la totalidad o una parte de la institución para reducir la pérdida de valor social derivada del cierre.”

Al aplicar este mecanismo se intenta minimizar los costos económicos y sociales que conlleva este proceso, no solo para la entidad que atraviesa por una liquidación sino por el problema sistémico que podría conllevar y por el riesgo moral latente de banqueros y depositantes. Para lo cual, como una forma de minimizar estos costos sociales, se ha recomendado que la normativa que regula este proceso establezca el orden de prelación de pagos; esto es, privilegiando a los depositantes de montos menores, de forma que sean los primeros en recibir la devolución de sus recursos.

“Bolzico, Mascaró y Granata (2007) definen algunos requerimientos deseables para que los mecanismos de resolución bancaria elegidos sean eficientes. Entre estos, la minimización de los costos financieros y económicos directos debería surgir de la comparación entre el costo financiero directo de la liquidación y el costo derivado de la aplicación del mecanismo de resolución (Hoggarth, Reidhill y Sinclair, 2004).”

Por otra parte de acuerdo con la clasificación del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, existen seis categorías de mecanismos de resolución bancaria posibles: a) liquidación del banco y pago de los depósitos garantizados, b) reestructuración, c) compra y asunción (exclusión y transferencia de activos y pasivos o -banco bueno -banco malo (BB-BM)), d) fusión y adquisición, e) banco puente, y f) asistencia al banco abierto.

Seguro de Depósitos

“El primer seguro de depósitos data de 1933 en Estados Unidos, la adopción de este mecanismo se ha profundizado en las últimas tres décadas. Actualmente 10.410 países cuentan con este tipo de garantía explícita, 15 de los cuales pertenecen a América Latina.”

El Seguro de Depósitos “SD”, no es más que el conjunto de políticas y regulaciones utilizadas por las autoridades económicas con el fin de precautelar los intereses de los depositantes ante eventuales quiebras o cesación de pagos de las instituciones financieras. Esta solución no busca resolver de por sí crisis sistémicas, sino más bien ayudar a estabilizar el sistema en caso de quiebra puntual y restablecer la confianza.

Cabe anotar que la aplicación de un seguro de depósitos tiene connotaciones en temas relacionados con el riesgo moral, esto es por ejemplo, sí el público y el sistema financiero perciben que en caso de dificultad de una entidad financiera, el seguro de depósitos se implementaría implícitamente de una u otra manera, por lo que se “incentiva” a las entidades financieras a asumir mayores riesgos sin las medidas preventivas que exige una administración de riesgos prudente y, por otra el portafolio de colocación que deberían administrar los depositantes.

Por lo que el éxito de un seguro de depósitos depende, en gran medida, de la confianza que el depositante tenga en el sistema financiero, el cual aumenta en función de la disponibilidad y transparencia de la información existente sobre las virtudes del sistema y del nivel de cultura financiera de un país.

“En general se considera que un SD debería tener las siguientes características: i) ser limitado y oneroso, ii) ajustar las primas al riesgo, iii) poder aportar en procesos de RB bajo la regla del menor costo, iv) contar con recursos suficientes de acuerdo con sus obligaciones, v) ofrecer una cobertura de amplio alcance, y vi) tener acceso a financiamiento extraordinario.”

Es necesario resaltar que “como una forma de fortalecer la operatividad del seguro de depósitos el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS) y la IADI, concomitantemente al proyecto de reforma financiera iniciado por el Grupo de los Treinta (G-30) en julio de 2008, desarrollaron conjuntamente 18 principios básicos, categorizados en 10 grupos distintos”. [[11]](#footnote-12)

Los fondos de capitalización bancaria (FCB)

“Los fondos de capitalización bancaria (FCB) constituye una poderosa herramienta que, adecuadamente diseñada e implementada, permite al Estado contar con un instrumento adicional para promover la estabilidad financiera. Se ha definido al FCB como ―institución cuya función es apoyar financieramente a los bancos para fortalecer su solvencia ‖ (Bolzico, 2005).

Los FCB son instituciones que cuentan con recursos financieros (aportados generalmente por el Estado o financiados por organismos internacionales) para apoyar patrimonialmente a instituciones del sistema financiero. Según su diseño, pueden apoyar a instituciones que tienen insuficiencia de capital o instituciones que, sin tener insuficiencia de capital, absorben a otras que sí la tienen. Los FCB pueden ser una herramienta para enfrentar tanto problemas individuales de instituciones financieras como situaciones de crisis sistémicas (Cavallo, 2009).”

Una vez revisados los aspectos conceptuales de la Red de Seguridad Financiera, a continuación se describe la aplicación de la misma en el Ecuador. Con la expedición de la Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera publicada en el Tercer Suplemento del Registro Oficial No. 498, del 31 de diciembre del 2008, de entre sus considerandos se señala:

“Que, dentro del diseño de la nueva arquitectura financiera ecuatoriana, se ha determinado la necesidad de reformar el marco legal vigente para posibilitar la creación de la Red de Seguridad Financiera, que junto a un oportuno y efectivo control estatal de carácter preventivo, se integra además, por cuatro pilares fundamentales: Supervisión Bancaria preventiva y oportuna, el Fondo de Liquidez, el Fondo de Garantía de Depósitos, y el nuevo Esquema de Resolución Bancaria, definido este como el conjunto de procedimientos y medidas para resolver la situación de una institución financiera inviable, preservando primordialmente el interés de los depositantes;”

Bajo este contexto es necesario señalar que el Fondo de Garantía de Depósitos es administrado por la Corporación del Seguro de Depósitos (COSEDE), seguro que se activa una vez que una entidad financiera es considera inviable, ya sea a través del Proceso de Resolución Bancaria o por Liquidación, para lo cual la COSEDE deberá realizar el aporte correspondiente. Para un mejor entendimiento de lo mencionado se revisará la base legal de cada una.

* + 1. **Proceso de Resolución Bancaria y Liquidación de Instituciones del Sistema Financiero[[12]](#footnote-13)**

Se entiende por proceso de resolución bancaria al conjunto de disposiciones y procedimientos adoptados por la Junta Bancaria y la Superintendencia de Bancos y Seguros, en defensa de los derechos de los depositantes y trabajadores, ante las circunstancias de que una institución financiera se encuentre incursa en las causales de liquidación forzosa previstas en la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero.

El proceso de resolución bancaria se inicia con la suspensión de operaciones y termina con la declaratoria de la liquidación forzosa por parte de la Junta Bancaria.

A través de este proceso se tendrá como objetivo prioritario viabilizar y aplicar la exclusión y transferencia de activos y pasivos prevista en el artículo 170 de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, consistente en:

1.1 Excluir y transferir activos al fideicomiso; y,

1.2 Excluir y transferir depósitos y los pasivos laborales no cancelados previamente a una o más instituciones financieras solventes y adecuadamente administradas.

Una vez implementado lo establecido en los numerales 1.1 y 1.2, la Junta Bancaria dispondrá la liquidación forzosa de la institución financiera suspendida, que comprende la cancelación de la autorización para operar.

Los depósitos excluidos, los pasivos laborales en su caso y el certificado de participación por un monto equivalente al que emita el fideicomiso, constituirán la unidad de negocios, la cual se transferirá a una o varias instituciones financieras que cumplan los requisitos de elegibilidad que determine la Superintendencia de Bancos y Seguros.

Si transcurridos los quince (15) días contados desde la fecha de suspensión de operaciones no es factible que la Junta Bancaria resuelva la exclusión y transferencia de activos y pasivos, ordenará a la Corporación del Seguro de Depósitos el pago de los depósitos asegurados en el término de diez (10) días y declarará la liquidación forzosa de la institución suspendida. En caso que los recursos del fondo de seguro de depósitos fueran insuficientes se actuará de conformidad con lo que establece la Sección IX, Capitulo II, Título XVIII de la Disolución, del Proceso de Resolución Bancaria y Liquidación de Instituciones del Sistema Financiero.

La Corporación del Seguro de Depósitos deberá realizar los aportes a los procesos de exclusión y transferencia de activos y pasivos que determine la Junta Bancaria, sujetos al cumplimiento de la regla de menor costo, que se tendrá por cumplida cuando el aporte que deba efectuar la Corporación del Seguro de Depósitos sea igual o menor al 80% del monto de los depósitos asegurados, lo que deberá ser verificado por la Superintendencia de Bancos y Seguros e informado a la Junta Bancaria.

* + 1. **Corporación del Seguro de Depósitos[[13]](#footnote-14)**

Con la expedición de la Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera publicada en el Tercer Suplemento del Registro Oficial No. 498, del 31 de diciembre del 2008, de entre sus considerandos señala:

“Que, dentro del diseño de la nueva arquitectura financiera ecuatoriana, se ha determinado la necesidad de reformar el marco legal vigente para posibilitar la creación de la Red de Seguridad Financiera, que junto a un oportuno y efectivo control estatal de carácter preventivo, se integra además, por cuatro pilares fundamentales: Supervisión Bancaria preventiva y oportuna, el Fondo de Liquidez, el Fondo de Garantía de Depósitos, y el nuevo Esquema de Resolución Bancaria, definido este como el conjunto de procedimientos y medidas para resolver la situación de una institución financiera inviable, preservando primordialmente el interés de los depositantes;”

“Que, la estabilidad y solidez del sistema financiero constituye un objetivo de interés público que debe ser preservado por el Estado ecuatoriano a través de su participación en las instituciones que integran la Red de Seguridad Financiera;”

Conforme la normativa de Ley expedida se crea la Corporación del Seguro de Depósitos (COSEDE), entidad de derecho público, con autonomía administrativa y operativa, cuyo domicilio principal será la ciudad de Quito.

El objetivo de la COSEDE será el administrar el sistema de seguro de depósitos de las instituciones del sistema financiero privado establecidas en el país, que se rigen por la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero y que se hallan sujetas al control de la Superintendencia de Bancos y Seguros.

De la Cobertura:

Están protegidos por la cobertura del seguro, los depósitos a la vista o a plazo fijo efectuados por personas naturales o jurídicas en las instituciones financieras privadas, bajo la forma de cuentas corrientes, de ahorros, depósitos a plazo fijo u otras modalidades legalmente aceptadas, de acuerdo con esta ley y con las normas de carácter general que serán expedidas por la Junta Bancaria.

No se encuentran protegidos por la cobertura del seguro de depósitos:

a. Los depósitos efectuados por personas vinculadas directa o indirectamente a la institución financiera, según lo establecido en el artículo 74 de esta ley y en las normas de carácter general que establezca la Junta Bancaria;

b. Los depósitos en oficinas off-shore; y,

c. El papel comercial y las obligaciones emitidas por las instituciones financieras.

De los aportes por concepto de seguro de depósitos:

Las instituciones del sistema financiero efectuarán dos tipos de aportes: una prima fija y una prima ajustada por riesgo. El rango del aporte se establecerá entre un mínimo de 3 por mil y un máximo de 6,5 por mil anual para la prima fija, y entre un mínimo de cero y un máximo de 3,5 por mil anual para la prima ajustada por riesgo, del promedio de los saldos diarios de los depósitos registrados en las instituciones financieras. En todo caso, la suma de la prima fija y la prima ajustada por riesgo, no podrá superar el 6,5 por mil de los depósitos de las instituciones financieras.

Las primas serán calculadas en forma mensual, a partir de una base equivalente a la doceava parte de la alícuota anual fijada dentro del rango establecido, y se harán efectivas en pagos mensuales. Para su determinación, se tomará como base el promedio mensual de los saldos diarios de los depósitos de cada institución aportante, correspondiente al mes inmediato anterior.

Sobre la base legal antes enunciada, que posibilitó la creación de la COSEDE, se determinó, entre otros que, el Directorio deberá fijar anualmente el monto de la alícuota de la prima fija, y periódicamente de la prima ajustada por riesgo, dentro de los rangos contemplados en la Ley. En tal sentido, la presente tesis tiene como propósito desarrollar una propuesta metodológica apropiada que logre estimar adecuadamente el valor de la prima ajustada por riesgo, diferenciada por entidad, la cual servirá de insumo para determinar el monto del aporte que debe realizar una cooperativa de ahorro y crédito. Por lo que el propósito de los siguientes capítulos es el identificar en primera instancia las variables de riesgos a considerarse en el modelo estadístico y, la selección del (os) modelo (s) más apropiados para la estimación de la prima ajustada por riesgo.

**CAPITULO II IDENTIFICACIÓN DE VARIABLES DE RIESGOS A CONSIDERAR EN EL MODELO ESTADÍSTICO**

**2.1Resultados de la tabulación sobre la identificación de indicadores a incorporarse en el modelo**

En forma de preámbulo, es necesario resaltar que la identificación de indicadores financieros a incluirse en el modelo han sido conformados con variables ex post, los cuales se derivan de la información de los balances mensuales que las instituciones financieras reportan a la Superintendencia de Bancos y Seguros desde el mes de enero del 2003 a mayo 2010.

Cabe señalar que este estudio se focalizará únicamente en el análisis de las cooperativas de ahorro y crédito que se encontraban clasificadas en el peer group de grandes a enero del 2003, esto es 4 entidades financieras, las cuales se les denominará Cooperativa I, II, III y IV por mantener el principio de reserva de los resultados obtenidos. La selección de las entidades se la ha realizado de forma aleatoria, debido a que la finalidad fundamental es el buscar una metodología apropiada que permita determinar la prima justada por riesgo y, por consiguiente ésta se convierta en el referente para aplicar a otras instituciones financieras aportantes al Fondo del Seguro de Depósitos.

* + 1. **Análisis de la Base de datos**

Una vez que se ha procedido a recopilar la información mensual de cada una de las entidades financieras a estudiarse, se ha considerado pertinente en primera instancia replicar todos los indicadores financieros publicados por el organismo de control con la finalidad de adentrarnos en el estudio y, determinar preliminarmente los ratios a considerarse.

Cabe señalar que en la construcción de varios indicadores financieros se ha tenido que relacionar cuentas de saldos con cuentas de flujo, entendiéndose como saldos las cuentas que integran el balance general y, de flujo aquellos registros que se incluyen en el estado de pérdidas y ganancias.

Para obtener este tipo de relaciones (flujos/saldos) se ha realizado el siguiente procedimiento:

1. Anualizar los valores registrados en las cuentas de flujos. Por ejemplo los ingresos presentados por la Cooperativa I a mayo de 2010 sumaron el valor de 9.354 miles de dólares, para anualizar este valor se procede de la siguiente forma:



1. Promedio de saldos: Para obtener el saldo promedio a mayo de 2010 se ha considerado los datos desde diciembre de 2009 a la fecha de análisis, tal como se observa en el cuadro adjunto:



Si bien la fecha de inicio para este estudio se determinó a partir del mes de enero de 2003, se ha tenido que incluir los balances financieros a diciembre de 2002, debido a que varios de sus ratios consideran saldos promedios para ser construidos.

Cabe señalar que en el mes de junio de 2002 la Superintendencia de Bancos y Seguros modificó el catálogo de cuentas, por lo que los estados financieros presentados en ese periodo tuvieron que ser homologados; así como también existieron ajustes en la composición de varios indicadores financieros, como fueron los casos, por citar la cobertura de provisiones para cartera improductiva y las cuentas que integran los activos improductivos brutos.

Por lo antes expuesto y con la finalidad de que los ratios sean comparables en el tiempo se han recalculado desde enero de 2003, considerando la composición de los indicadores presentados por el organismo de control en los balances financieros mensuales a mayo de 2010.

La serie de indicadores financieros se la ha realizado a través del diseño de una plantilla metodológica[[14]](#footnote-15) la cual tomó como referencia la información de balances mensuales, su propósito fue el agrupar cuentas de acuerdo al concepto del indicador, esto es, activos líquidos, pasivos exigibles, activos inmovilizados netos, pasivos con costo, activos productivos, composición de la cartera bruta, promedio del activo, pasivo, patrimonio y aportes de socios, liquidez de 1 a 90 días y liquidez de más de 91 días, análisis du pont y prueba ácida, por destacar.

* + 1. **Criterio de agrupación de indicadores financieros**

Previa la validación de los indicadores financieros seleccionados por el analista, se ha considerado pertinente mantener un criterio metodológico de agrupación óptima de ratios financieros. Para lo cual se ha tomado como referencia la base del método CAMEL. La definición de cada uno de sus componentes se describen a continuación:

* Capital (C),
* Calidad de activos (A),
* Administración (M),
* Rentabilidad (E), y
* Liquidez (L)

Evaluados en su conjunto se convierte en un indicador integral para medir la vulnerabilidad de una entidad financiera en particular.

Para explicar el porque de la selección de estas variables, a continuación se justifica su importancia individual.

**Capital**: Tiene como finalidad medir la cobertura “Patrimonial” que tiene una entidad financiera en lo concerniente a sus activos inmovilizados netos.

**Activos**: Los activos constituyen los recursos económicos con los cuales cuenta una entidad y que se espera que de su adecuada gestión éstos generen rendimientos financieros. Por consiguiente, la evaluación de su composición y su calidad se convierten en determinantes fundamentales para identificar riesgos.

**Administración**: La permanencia de las instituciones dentro del sector, sin duda alguna depende en gran medida de su capacidad de gestión y del gobierno corporativo en lo referente a la definición e implementación de políticas, normas, manuales y procedimientos implementados a través del tiempo; por lo que éstas se convierte en el eje fundamental para alcanzar mayores niveles de eficiencia, sostenibilidad, competitividad y crecimiento.

**Rentabilidad**: Es el resultado de la gestión realizada por la institución financiera. Las utilidades reflejan la eficiencia de la misma en la generación de recursos, los cuales se derivan en el aumento del capital. Por el contrario, las pérdidas constituyen una amenaza.

**Liquidez**: Es la capacidad de una institución financiera de atender las demandas de efectivo por parte de sus depositantes. El monitoreo constante a los indicadores que lo componen es fundamental, debido a que tan solo una corrida bancaria debilitaría altamente a la entidad lo que podría conllevar incluso su liquidación por temas de iliquidez.

Cabe señalar que los problemas de iliquidez que presentare una entidad se encuentran determinados en el Título X.- De la Gestión y Administración de Riesgos, del Libro 1.- Normas Generales para la Aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero.

Sobre la base de las entrevistas realizadas a funcionarios de la Superintendencia de Bancos y Seguros y, de acuerdo con los criterios de los expertos analistas de la Corporación del Seguro de Depósitos, se ha corroborado que el mejor criterio para evaluar a una institución financiera es el que se derivada del modelo CAMEL, debido a que un solo ratio financiero puede repercutir el comportamiento en otros. Esto se visualiza claramente en una situación donde, por ejemplo, una deficiente administración conlleva a una inadecuada composición de activos (préstamos riesgosos, concentración de préstamos, etc.), lo que a su vez deteriora el capital, perjudica la liquidez y termina traduciéndose en menores ganancias, o pérdidas.

* + 1. **Selección de indicadores financieros**

De la base de datos desarrollada se obtuvieron 51 indicadores financieros, de los cuales 41 tienen como referencia los requeridos y publicados por el organismo de control, los demás han sido desarrollados sobre la base de la investigación y de los resultados obtenidos en las entrevistas realizadas a los expertos financieros.

Cabe señalar que la selección preliminar de indicadores financieros se sustenta sobre la base de los hechos históricos que se indicaron en el primer Capítulo de esta tesis, en el cual se resaltó que los primeros síntomas que se podían identificar como alarmantes sobre la salud de una entidad financiera era a través del monitoreo de la liquidez y de la suficiencia patrimonial, para lo cual a continuación se presentan los indicadores que se han considerado en cada componente del CAMEL:

1. Capital
   1. Cobertura Patrimonial de Activos
   2. Cartera Improductiva - Provisiones / Patrimonio + Resultados
2. Calidad de Activos
   1. Activos improductivos / Total activos
   2. Activos productivos / Pasivos con costo
   3. Morosidad
   4. Cobertura
3. Administración
   1. Grado de absorción (Gastos Operativos / Margen Financiero)
   2. Gastos de operación / Total activo promedio
4. Rentabilidad
   1. ROA (Utilidad del Ejercicio / activo promedio)
   2. ROE (Utilidad del ejercicio / patrimonio promedio)
   3. Análisis Du pont
5. Liquidez
   1. Fondos disponibles / Depósitos a corto plazo
   2. Indicador de liquidez de 1 a 90 días
   3. Indicador de liquidez de más de 91 días
   4. Activo Corriente / Pasivo Corriente
   5. Fondos Disponibles / Depósitos a la vista y a plazo 30 días
   6. Fondos Disponibles / Depósitos a la vista y a plazo 60 días
   7. Prueba ácida

La agrupación antes señalada ha sido corroborada con expertos financieros con el fin de afinar la selección realizada, la cual permita incluir exclusivamente aquellos ratios financieros considerados de mayor relevancia para detectar alertas de riesgo.

* 1. **Análisis**

La finalidad de esta sección es el estudiar la importancia del indicador financiero desde el punto de vista de la composición de su numerador y denominador, con el propósito de conocer con mayor profundidad el impacto del mismo en la salud financiera de una entidad, para lo cual se ha tomado como guía las notas técnicas de boletines financieros publicados por la Superintendencia de Bancos y Seguros.

Cobertura Patrimonial de Activos:



La finalidad de este indicador financiero es el medir el grado de cobertura que tienen los activos inmovilizados netos del patrimonio efectivo. Entendiéndose como activos inmovilizados aquellos recursos ociosos que no generan rendimiento financiero o ingresos a la entidad, por ejemplo la cartera vencida, cartera que no devenga intereses, propiedades y equipo, cuentas por cobrar etc.

Una relación menor al 100% señala una posición alta de riesgo debido a la gran cantidad de activos improductivos netos, los cuales logran absorber gran parte o la totalidad del patrimonio.

Por otra parte se debe resaltar que en algunos casos los activos inmovilizados netos tienden a ser negativos por efecto de las cuentas de valuación de la cartera improductiva y otros activos inmovilizados.

Vulnerabilidad Patrimonial: 

Mide la proporción de afectación de la cartera improductiva descubierta frente al patrimonio efectivo de la entidad financiera.

La cartera improductiva son los rubros que no le generan rendimientos financieros a la entidad, sino más bien costos operativos por administrar el crédito o la cuota por vencerse o vencida. Su conformación está dada por la cartera que no devenga interés y la cartera vencida.

Una mayor relación de este ratio determina una alta exposición de riesgos debido a que el patrimonio efectivo es insuficiente para cubrir la cartera improductiva descubierta.

Calidad de Activos: 

A través de esta relación se logra determinar la porción del total activo que no le genera rendimientos financieros a la entidad, en otras palabras son recursos que se encuentran ociosos.

Cabe señalar que un activo productivo se convierte en improductivo cuando las condiciones precontractuales no son cumplidas en los plazos y en los montos inicialmente pactados, por lo que su nueva categoría de “vencido” le exige a la entidad registrar este valor en las cuentas que no generan rendimientos financieros. Por otra parte, un activo improductivo pasa a ser productivo cuando las condiciones contractuales han sido reestructuradas.

Una mayor proporción de éste indicador señala un nivel alto de ineficiencia de la entidad (mayor riesgo).



La presente relación permite conocer la capacidad de la institución financiera en producir ingresos frente a la generación periódica de costos. Como fuente de financiación ajena, los pasivos sirven para realizar colocaciones de activos, por ello, es necesario que éstos produzcan más de lo que cuestan los pasivos.

Los pasivos con costo son los rubros que le son entregados “confiados” a la entidad por sus clientes, con la finalidad de que los mismos generen un rédito financiero, sean estos por los depósitos u otras obligaciones contraídas, como por ejemplo depósitos a la vista, operaciones de reporto, depósitos a plazo, depósitos en garantía, obligaciones financieras, entre otros.

Una relación menor al 100% se traduce en la poca capacidad de la entidad en producir ingresos financieros y, por consiguiente se categoriza como un nivel de riesgo alto.

Morosidad y Cobertura:



Mide la proporción de los créditos improductivos brutos[[15]](#footnote-16) con respecto a al total de la cartera de créditos bruta. Cabe señalar que la variable “Cartera Improductiva” incluye los rubros de: cartera que no devenga intereses más la cartera vencida.

Un mayor valor de este índice, reflejan una situación de alto riesgo para la entidad.



##### Mide el nivel de provisiones que tiene una entidad financiera para cuentas incobrables o que se encuentran en la categoría de cartera improductiva bruta.

Los ratios de cobertura se calculan para el total de la cartera bruta y por línea de negocio. Mayores valores de este índice, significa mayores provisiones contra pérdidas y, viceversa.

Grado de Absorción: 

Determina el grado de absorción de los gastos operacionales con respecto al margen financiero.

El margen neto financiero es el resultado de la intermediación financiera que efectúa la entidad, por un lado los ingresos ganados producto de los intereses, de las comisiones, de los ingresos por servicios financieros y de las utilidades financieras; y, por otro los egresos derivados de los intereses pagados (causados), comisiones pagadas y pérdidas financieras. Valores que al ser neteados se establece el margen bruto financiero, el cual una vez deducido las provisiones se determina el margen neto financiero.

Mayores valores de este índice, representan un mayor grado de ineficiencia en la generación de ingresos financieros.

Gastos Operativos / Total Activo (promedio):



Mide la proporción de los gastos operativos, con respecto al promedio de activo que maneja la entidad. Esto es, el nivel de costo que conlleva manejarlos.

Mayores niveles en este ratio representan la poca eficiencia operativa en su administración.

Rentabilidad:

(para los meses diferentes a diciembre)

 (para el mes de diciembre)

Mide la rentabilidad de los activos. Menores valores de este ratio, representan una situación crítica para la entidad financiera.

 (para los meses diferentes a diciembre)

 (para el mes de diciembre)

Mide la rentabilidad del patrimonio. Menores valores de este ratio, representan una situación crítica para la entidad financiera.

Sistema Du pont:



Este sistema integra o combina los principales indicadores financieros con el fin de determinar la rentabilidad del capital a través del análisis del margen neto de utilidades, la rotación del activo y el multiplicador de capital (Apalancamiento financiero); por lo que a través de mismos se trata de medir del desempeño económico y operativo  de una entidad financiera.

Utilidad sobre los Ingresos o también denominado Margen Neto de Utilidades, es la proporción que representa la utilidad con respecto a los ingresos una vez deducidos los otros gastos. Una menor relación señala la poca eficiencia en la generación de rendimientos.

Rotación del Activo ó Ingresos / Activo, determina la capacidad de la entidad financiera en generar rendimientos financieros derivados de sus activos. Una menor relación determina la poca rotación generado por el incremento en sus activos improductivos.

Multiplicador del Capital ó Activo / Capital, indica en que porcentaje el activo contribuye para que el capital crezca. Una menor relación en este ratio financiero podría dar indicios del incremento de sus activos improductivos.

Liquidez:







A través de estas relaciones se puede conocer la capacidad de respuesta de las instituciones financieras frente a los requerimientos de efectivo de sus depositantes.

Menores valores de la presente relación, corresponden a una menor posición de liquidez.

Indicadores de Liquidez de 1-90 días y Liquidez de más de 91 días:





Los ratios de liquidez tienen como propósito medir la capacidad de respuesta de la entidad ante los requerimientos de efectivo de sus clientes, en función del calce de plazos.

Razón corriente o circulante:



Significa las veces que el activo corriente cubre el pasivo corriente. Una posición en riesgo es aquel que presenta niveles inferiores a 1.

Prueba ácida:



La presente relación tiene como finalidad determinar la capacidad de la institución financiera en cubrir a todos los depositantes que tienen cuentas de ahorros, sin necesidad de recurrir a los ingresos derivados de la cartera de créditos.

Una mayor relación en este ratio financiero indica una mejor posición.

* 1. **Análisis Financiero de cada una de las cooperativas categorizadas en el peer group de grande**

El análisis financiero que a continuación se desarrolla toma como referencia el periodo diciembre 2003 - diciembre 2009, cuyo propósito fundamental es el analizar el desempeño financiero de una IFI a través de los ratios financieros, los cuales adicionalmente se constituirán en la base para correr un modelo estadístico que permita obtener un indicar único de riesgo, el cual servirá de premisa para la determinación de la prima ajustada por riesgo.

Cada uno de los indicadores que se analizan tienen el propósito antes señalado:

**Cooperativa I:**



**Capital:** Al analizar el comportamiento de los indicadores financieros que se incluyen en el componente “Capital”, se observa que en el caso de la cobertura patrimonial éste ha ido mejorando notablemente en el tiempo el cual se incrementó anualmente en promedio el 18% para el periodo de los 7 años. Cabe señalar que esta posición se tendría por explicada por la menor cantidad de activos inmovilizados netos y por el incremento de su patrimonio, el cual coadyuva además a mejorar la solvencia de la entidad.

Por otra parte el indicador que relaciona la cartera improductiva descubierta con respecto al patrimonio más los resultados, se determina que en los últimos tres años el nivel de provisiones realizado por la entidad fue superior al valor registrado de la cartera improductiva, situación que se traduce en la no afectación patrimonial. Por otro lado se evidencia la adecuada política de provisiones que la entidad realiza ante la probabilidad de default.

**Calidad de Activos:** En lo que respecta con los indicadores financieros que se agrupan en el componente “Calidad de Activos”, se observa que los activos improductivos con respecto al total activo tuvieron un decrecimiento promedio anual del orden del 17%, sin embargo se aprecia que a partir del año 2008 esta relación tiene un incremento anual promedio del 9%.

Cabe señalar que a pesar de que esta entidad presente un incremento del orden del 9% éste se encuentra dentro de los niveles aceptables, debido a que más del 90% del total de los activos se encuentran clasificados dentro del grupo de los productivos, por lo que se observa una adecuada gestión.

Lo referente con la relación activos productivos son respecto a los pasivos con costo se determina un crecimiento anual promedio del 1%, por lo que se observa el adecuado margen de maniobra aplicado por la entidad, en lo referente a la capacidad de generar ingresos netos suficientes que logran cubrir por un lado las obligaciones con terceros o los pasivos con costo; y, por otro la utilidad que se deriva del neteo.

Los niveles de morosidad alcanzados por la entidad denotan un decrecimiento anual promedio de los 7 años del 27% y, las provisiones asignas para créditos improductivos a partir del año 2007 tienden a ubicarse en el 100%, situación que denota una adecuada política de riesgos de crédito.

**Administración:** Lo que respecta con los componentes de “Administración” ó “Gobierno Corporativo”, se observa que los gastos operaciones decrecieron anualmente en promedio en 2% y el grado de absorción de este rubro con respecto al Margen Neto Financiero se ubicó en promedio en el 81%.

A pesar de que en el periodo del análisis se denota una disminución de los gastos operaciones, éste aún no es suficiente por lo que se denota una alta debilidad del Gobierno Corporativo en la administración de estos rubros.

Por otra parte de la relación gastos operacionales con respecto al activo se observa que el mismo experimentó un decrecimiento promedio anual del 11%, lo refleja el esfuerzo de la entidad en mejorar su nivel de eficiencia.

**Rentabilidad:** Al revisar el comportamiento de los indicadores financieros de la “Rentabilidad”, se observa que el ROE y el ROA presentaron incrementos anuales promedios del orden de 44% y 33%, respectivamente. Por otra parte del análisis Du Pont se desprende que la rentabilidad del capital alcanzada por la entidad tuvo como origen mayormente del componente Margen Neto de Utilidades (utilidades / Ingreso) el cual presentó un crecimiento anual promedio del 35%, seguido por el Efecto Multiplicador del Capital (activos / capital) con un incremento anual promedio del 13%. Lo cual denota la adecuada estructura de los activos productivos y los pasivos con costo en la generación de rendimientos financieros.

**Liquidez:** El comportamiento de los indicadores financieros que componen la variable “Liquidez”, en su ratio fondos disponibles / depósitos a corto plazo presentó un crecimiento anual promedio del 13%. Por otra parte lo referente a la liquidez de 1 a 90 días se observa un incremento promedio anual del 12% y, en lo que respecta con la liquidez de más de 91 días esta experimentó un decremento promedio anual del y 20%.

Lo que respecta con la razón circulante (activo corriente / pasivo corriente) se observa que el activo corriente cubre satisfactoriamente al pasivo corriente.

**Cooperativa II:**



**Capital:** El indicador de cobertura patrimonial y el relacionado con la cartera improductiva descubierta con respecto al patrimonio muestra una adecuada política de provisiones, situación que se refleja por el signo negativo que presentan sus indicadores. El perfil de riesgos aplicado por esta entidad a través de la adecuada política de provisiones deviene en la no afectación patrimonial.

**Calidad de Activos:** Los activos improductivos netos con respecto al total activo presentaron a partir del año 2007 un crecimiento promedio anual del 183%, por lo que se observa que esta entidad comienza a tener cierta debilidad en la gestión de sus activos improductivos, como por ejemplo cartera vencida, cuentas por cobrar, otros activos.

Por otra parte lo referente con la relación activos productivos son respecto a los pasivos con costo se determina un crecimiento anual promedio del 0.2%, por lo que se observa el adecuado margen de maniobra aplicado por la entidad en lo referente a la capacidad de generar ingresos netos suficientes que logran cubrir los pasivos con costo.

Los niveles de morosidad alcanzados denotan un decrecimiento anual promedio de los 7 años del 18% y, el porcentaje de cobertura para créditos improductivos tienden a ubicarse más allá del 1000%, situación que denota más que mejor la política de riesgos de crédito.

**Administración:** Se observa que los gastos operaciones se incrementaron anualmente en promedio en 2% y, el grado de absorción de este rubro (gastos de operación con respecto al Margen Financiero) se ubicó en promedio en el 75%.

De lo antes mencionado se desprende el débil gobierno corporativo que tiene la entidad, debido a que tan solo el rubro “gastos operacionales” logra absolver todo el rendimiento generado de la intermediación financiera.

Por otra parte de la relación gastos operacionales con respecto al activo se observa que el mismo experimentó un decrecimiento promedio anual del 0.1%, el cual refleja el esfuerzo de la entidad en ser más rentable.

**Rentabilidad:** Al revisar el comportamiento de los indicadores financieros de la “Rentabilidad”, se observa que el ROE y el ROA presentaron disminuciones anuales promedios del orden del 3% y 2%, respectivamente. Por otra parte del análisis Du Pont se desprende que la disminución de la rentabilidad del capital fue originado principalmente por el Efecto Multiplicador del Capital el cual decreció en promedio anual 7%, seguido por la Rotación del Activo con 3% y por el Margen Neto de Utilidades con el 2%.

**Liquidez:** El comportamiento de los indicadores financieros que componen la variable “Liquidez”, en el caso de fondos disponibles / depósitos a corto plazo se observa un crecimiento anual promedio del 2%. Por otra parte lo referente al indicador de liquidez de 1 a 90 días se muestra un crecimiento anual promedio del 16%.

Lo que respecta con la razón circulante (activo corriente / pasivo corriente) se observa que el activo corriente cubre al pasivo corriente.

**Cooperativa III:**



**Capital:** El indicador de cobertura patrimonial y el relacionado con la cartera improductiva descubierta con respecto al patrimonio muestra una adecuada política de provisiones a partir de diciembre del 2007, situación que se evidencia en el signo negativo que presentan sus indicadores. En cada uno de los dos casos se observa que se logra cubrir más que satisfactoriamente, lo cual deviene en la no afectación patrimonial de la entidad.

**Calidad de Activos:** Los activos improductivos netos con respecto al total activo presentados a partir del diciembre del 2007 se denotan con signo negativo originado por el nivel provisiones realizado por la entidad.

Por otra parte lo referente con la relación activos productivos son respecto a los pasivos con costo se observa un decrecimiento anual promedio del 0.4%. Cabe señalar que a pesar de que se presencie este decrecimiento el spread generado entre los dos componentes aún se encuentra dentro de los límites adecuados, sin perjuicio del seguimiento continuo que debe realizarse por la tendencia del ratio.

Los niveles de morosidad alcanzados denotan un decrecimiento anual promedio de los 7 años del 12% y, el porcentaje de cobertura para créditos improductivos tienden a ubicarse más allá del 200%, situación que denota en una buena la política de riesgos de crédito.

**Administración:** Se observa que los gastos operaciones decrecieron anualmente en promedio en 10% y, el grado de absorción de este rubro (gastos de operación con respecto al Margen Financiero) se ubicó en promedio en el 75%.

De lo antes mencionado se desprende el débil gobierno corporativo que tiene la entidad, debido a que tan solo el rubro “gastos operacionales” logra absolver todo el rendimiento generado de la intermediación financiera.

Por otra parte de la relación gastos operacionales con respecto al activo se observa que el mismo experimentó un decrecimiento promedio anual del 13%, situación que refleja el esfuerzo de la entidad en mejorar sus niveles de eficiencia.

**Rentabilidad:** Al revisar el comportamiento de los indicadores financieros de la “Rentabilidad”, se observa que el ROE y el ROA presentaron incrementos anuales promedios del orden del 46% y 37%, respectivamente. Por otra parte del análisis Du Pont se desprende que el incremento de la rentabilidad del capital fue originado principalmente del Margen Neto de Utilidades el cual presentó un crecimiento anual promedio del 36% y del Efecto Multiplicador del Capital en 6%, por otra parte la Rotación del Activo disminuyó el 3% en promedio anual.

**Liquidez:** La relación fondos disponibles / depósitos a corto plazo presentaron un crecimiento anual promedio del 11%. Por otra parte lo referente a la liquidez de 1 a 90 días y de más de 91 días se denota un crecimiento promedio anual del 8 y 32 por ciento, en su orden.

La razón circulante (activo corriente / pasivo corriente) se observa que el activo corriente cubre al pasivo corriente.

**Cooperativa IV:**



**Capital:** El indicador de cobertura patrimonial registrado mostró un incremento anual promedio de 13% para el periodo de los 7 años. Situación que se explica por la menor cantidad de activos inmovilizados netos y por el suficiente patrimonio que tiene la entidad para cubrirlos.

Por otra parte el indicador que relaciona la cartera improductiva descubierta con respecto al patrimonio se observa que a partir del diciembre del 2005, el nivel de cobertura es superior al valor registrado como cartera improductiva, situación que se traduce en la no afectación patrimonial.

**Calidad de Activos:** Los activos improductivos netos con respecto al total activo y los activos productivos son respecto a los pasivos con costo, presentaron decrementos anuales promedios durante los 7 años del 15% y 1%, en su orden.

Por otra parte los niveles de morosidad alcanzados denotan también una disminución anual promedio del 7% y, el porcentaje de cobertura para créditos improductivos tienden a ubicarse en el 100%.

**Administración:** Se observa que los gastos operaciones crecieron anualmente en promedio en 2% y, el grado de absorción de este rubro (gastos de operación con respecto al Margen Financiero) se ubicó en promedio en el 76%.

De lo antes mencionado se desprende el pésimo gobierno corporativo que tiene la entidad, debido a que tan solo el rubro “gastos operacionales” logra absolver todo el rendimiento generado de la intermediación financiera.

Por otra parte de la relación gastos operacionales con respecto al activo se observa que el mismo experimentó un decrecimiento promedio anual del 6%, lo que refleja el esfuerzo de la entidad en alcanzar un adecuado nivel de eficiencia.

**Rentabilidad:** Al revisar el comportamiento de los indicadores financieros de la “Rentabilidad”, se observa que el ROE y el ROA presentaron decrementos anuales promedios del orden del 6% y 11%, respectivamente. Por otra parte del análisis Du Pont se desprende que el incremento de la rentabilidad del capital fue originado principalmente por el Efecto Multiplicador del Capital el cual presentó un incremento promedio anual del 2%, por otra parte el Margen Neto de Utilidades y la Rotación del Activo presentaron disminuciones promedio anuales en el orden del 12% y del 3%.

**Liquidez:** La relación fondos disponibles / depósitos a corto plazo presento un crecimiento anual promedio del 34%. Por otra parte lo referente a la liquidez de 1 a 90 días denota un crecimiento promedio anual del 14%.

La razón circulante (activo corriente / pasivo corriente) se observa que el activo corriente cubre al pasivo corriente.

* 1. **Categorización de indicadores**

La categorización de los indicadores financieros se lo ha desarrollado con el objetivo de poder establecer una calificación cualitativa (1 o 0) asociada a la vulnerabilidad financiera de la entidad, para lo cual a criterio del autor se han seleccionado los siguientes ratios:

1. Cobertura Patrimonial de Activos
2. Activos Productivos / Pasivos con costo
3. Grado de Absorción
4. Liquidez de 1-90 días

Se han considerado importantes estos indicadores debido por las siguientes consideraciones:

1. En el primer caso, logra medir con precisión el grado de exposición patrimonial con respecto a sus activos improductivos netos, esto es, un índice menor al 100% determinar un nivel de riesgo elevado debido a que su patrimonio efectivo se ve comprometido completamente.
2. El segundo ratio al ser un termómetro sobre la eficiencia de la IFI en la generación de ingresos una vez compensados los costos denotan la adecuada gestión de la entidad, por lo que un índice menor al 100% señala la incapacidad de la entidad en obtener ingresos.
3. El tercer ratio financiero seleccionado denota la adecuada gestión realizada por el gobierno corporativo, los cuales se ven reflejados en la proporción del margen financiero que consumen los gastos operacionales, por lo que porcentajes mayores al 100% denotan la imposibilidad de la IFI en generar ingresos suficientes para cubrir estos gastos.
4. El último ratio financiero analiza la capacidad de la entidad en atender sus obligaciones en el corto plazo, por lo que un mayor nivel de riesgo se observa cuando presenta una relación menor a uno 1, esto debido a que los activos líquidos de 1-90 días y los de alta exigibilidad no son suficientes para cubrir las exigencias de sus depositantes.

Es preciso señalar que los indicadores 1, 2, y 3 se los asocia con problemas estructurales que se deriva de las deficiencias que tiene la IFI de manera integral, esto es, no sólo de la intermediación financiera sino también de su parte administrativa, operativa y tecnológica; por otra parte el indicador de liquidez deviene de un problema coyuntural, por lo que se lo podría categorizar como el de mayor sensibilidad y el más especulativo, ya que su impacto inmediato en la IFI podría conllevarle a problemas de iliquidez.

La selección realizada se ha sustentado en los criterios vertidos por los expertos financieros entrevistados, quienes han manifestado que los indicadores financieros relevantes podrían estar en función de las alertas de riesgos más sensibles, como es la liquidez, calidad de activos y la solvencia.

Como se había mencionado anteriormente, sobre la base de los ratios financieros seleccionados se obtendrá finalmente una calificación para cada cooperativa, para lo cual se han realizado los siguientes pasos:

1. Categorizar los indicadores financieros, esto es, buenos o malos en cada periodo, en función del siguiente criterio:



1. Una vez categorizados los indicadores se ha aplicado la moda[[16]](#footnote-17) con la finalidad de establecer la calificación a una cooperativa, sin embargo se ha observado que existen casos de empate entre (1) y (0), en ese caso se aplicará un indicador dirimente, este es el indicador de liquidez de 1 a 90 días, para lo cual la moda tomará el valor que tenga este indicador, esto es (1) o (0), exclusivamente en esos casos.

La calificación obtenida en este capítulo será considerada en la metodología econométrica a presentarse en el Capítulo III.

**CAPITULO III MODELO ESTADÍSTICO**

**3.1** **Introducción**

Previo al desarrollo metodológico para determinar un índice de riesgo por IFI, el cual se traduzca en identificar entidades con mayor vulnerabilidad financiera que otra, es importante señalar que para alcanzar este objetivo, el presente estudio ha tomado como referencia lo aplicado, por el Banco de la República de Colombia, el cual categoriza a las entidades financieras a través del IFU “Indicador Financiero Único” como mecanismo de alerta temprana.

El documento desarrollado por la mencionada institución, señala la importancia del sistema de monitoreo de alertas tempranas mediante el sistema CAMEL; así como también la inclusión de variables macroeconómicas, las cuales algunas veces son fuentes generadoras de crisis afectando directamente en el desempeño de las IFIS.

“Este enfoque tiene la ventaja de que bajo determinados umbrales (que pueden ser hallados mediante técnicas estadísticas según el comportamiento histórico, o de acuerdo con la experiencia en el tema) es factible buscar la probabilidad de quiebra de la banca ex ante su ocurrencia o el deterioro de sus indicadores financieros”[[17]](#footnote-18).

Para lo cual se señala que mediante la aplicación de los modelos logit o probit[[18]](#footnote-19), se logra determinar apropiadamente la probabilidad de vulnerabilidad financiera de una IFI, debido a que a través de este método se logra conocer con precisión las variables más significativas para la determinación de dicha probabilidad.

Cabe señalar que la metodología logit es utilizada también por el Banco Central de Reserva del Perú, con el propósito de estimar la probabilidad individual de que una entidad presente fragilidad financiera y, por tanto tomar medidas correctivas oportunas.

**3.2 Objetivo**

Desarrollar una metodología econométrica apropiada que logre estimar adecuadamente la vulnerabilidad financiera de una cooperativa de ahorro y crédito; y, por consiguiente se logre determinar la prima ajustada por riesgo, la cual se encuentra definida entre un mínimo de cero y un máximo de 3,5 por mil anual, así como también el contrastar las variables objetivo tanto de la calificación de riesgo entregada por las calificadores a la Superintendencia de Bancos y Seguros; y, la calificación definida de manera subjetiva por el autor de la presente tesis.

**3.3 Metodología**

Para obtener una valor índice de riesgo se va a utilizar modelos que permitan explicar variables cualitativas binarias como es el caso de los modelos logísticos y los modelos de arboles de clasificación, cuyas estimaciones se encuentran acotadas entre 0 y 1, logrando interpretar el dato pronosticado como la probabilidad de que una institución financiera tenga mayor vulnerabilidad financiera (mala) que otra.

**3.3.1 Definición de la variable objetivo**

Para poder construir un índice de riesgo para cada institución financiera es necesario definir de manera adecuada la variable por pronosticar, para lo cual se utilizará dos variables objetivo por separado.

1. La calificación de riesgos asignada a la IFI por las calificadoras de riesgo, las cuales son publicadas por la Superintendencia de Bancos y Seguros, donde se considerará que IFIs con calificaciones de AAA+ hasta BBB- son catalogadas como “Buenas” es decir, son instituciones menos vulnerables a situaciones propias de negocio como a factores externos de la institución; y, las instituciones con calificación entre BB+ hasta C son catalogadas como malas, identificando así las instituciones más vulnerables ante su propia actividad financiera como ante efectos externos; y,
2. La calificación realizada por el autor a partir de los ratios financieros de cobertura patrimonial de activos, activos productivos / pasivos con costo, grado de absorción del margen financiero y liquidez de 1-90 días.

En ambos casos se han asignado valores dicotómicos, esto es entre 1 y 0, para identificar entidades malas (1) y buenas (0)[[19]](#footnote-20).

**3.3.2 Estimación de un modelo logístico****[[20]](#footnote-21)**

Previo a la estimación del modelo logístico, es necesario señalar que las variables explicativas[[21]](#footnote-22) (eje de las abscisas X) consideradas parten por un lado de los indicadores CAMEL, de los cuales dos corresponden a idoneidad de capital (C), cuatro a calidad de activos (A), dos a gobierno corporativo, administración gerencial o de gestión (M), seis a indicadores de rentabilidad (E) y siete a indicadores de liquidez (L), los cuales en su conjunto suman 21 variables, tal como se observa en el siguiente cuadro:

Cuadro No.1



Adicionalmente se han considerado variables macroeconómicas debido a que estas tienen la capacidad de medir el riesgo inherente de la IFI ante efectos externos que no dependen del manejo de la institución, en este sentido se han considerado tres variables que pueden medir el comportamiento de la liquidez en el sistema financiero (RILD, M1, M2), una variable que mide la capacidad adquisitiva de la moneda (Inflación anual), dos variables que resumen la producción del país (Desempleo e IDEAC); y, un indicador que permite monitorear el riesgo del Ecuador a nivel mundial, esto es el EMBI.

Sobre la base de lo señalado en los párrafos precedentes, el número total de variables explicativas (ratios financieros CAMEL -21- y datos macroeconómicos -7-) consideradas son 28; sin embargo, el impacto de las variables explicativas en la calificación de la IFI (buena o mala) no es inmediata, por lo que se tiene que analizar la dinámica de estas en la calificación, para lo cual se ha considerado rezagos de uno, dos y tres meses para cada una de las 28 variables, conformándose de esta manera 112 variables (28\*4) para tratar de explicar la calificación de las IFIs.

Cuadro No.2



Cabe señalar, que bajo la premisa de riesgo de liquidez se han considerado rezagos de hasta tres meses, debido a que es necesario determinar la vulnerabilidad financiera de una entidad en el caso de que presenten problemas de iliquidez, situación que podría conllevar además a posibles contagios sistémicos por este tema. Este riesgo al ser considerado coyuntural debido a su grado de sensibilidad, exige que el modelo aplicado logre adelantarse a esta situación; y, por tanto estime su valor de riesgo.

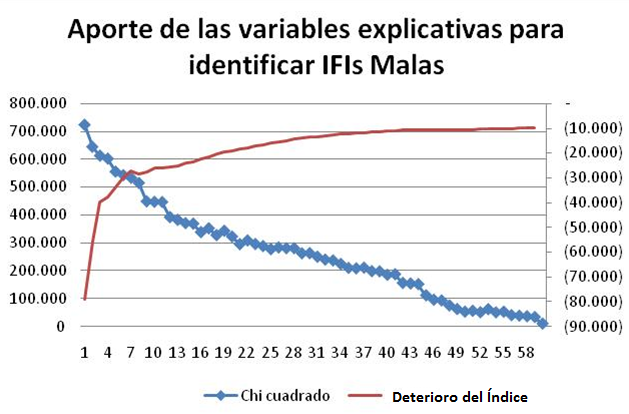
### 3.3.2.1 Estimación a partir de la calificación de las IFIs por medio de una metodología interna

La finalidad de considerar en el modelo Logit indicadores financieros derivados de un modelo CAMEL y algunos indicadores macroeconómicos, es el agrupar los diferentes niveles de riesgos inherentes en una institución financiera, esto es, por un lado medir el riesgo no sistémico (propio de la institución debido a su propia administración); y, por otro el riesgo sistémico (variables macroeconómicas) o de mercado, que en este caso deviene de las medidas y acciones tomadas por parte del Gobierno Nacional.

Sin embargo, dado que se requiere construir un índice de riesgo que permita alerta o medir de manera anticipada el riesgo de la institución en el corto plazo, se considera las variables rezagadas hasta tres periodos de las variables financieras y macroeconómicas. Así se dispone de 112 variables candidatas para ser consideras como independientes de las IFIs consideradas como malas durante enero del 2003 y mayo del 2010. Para realizar la estimación de los parámetros del modelo Logit, se tiene que seguir los siguientes pasos:

1. Seleccionar de las 112 variables, las que mejor expliquen a las IFI’s catalogadas como malas, para lo cual se utiliza la metodología de árboles de clasificación, y por medio de una prueba Chi cuadrado se pueda evaluar la independencia que tiene cada variable independiente con la variable objetivo, en este sentido se puede identificar 82 variables que aportan con información para explicar a las IFIS malas; sin embargo, se dispone de un gran número de variables independientes que utilizarlas en la regresión puede dar un problema de sobre parametrización[[22]](#footnote-23) y generar estimadores inconsistente y sesgados.
2. Para seleccionar las mejores variables se mide el cambio del índice chi cuadrado de cada variable, de tal manera que se puede apreciar en el gráfico siguiente como las primeras 15 variables aportan con gran cantidad de información para explicar las IFIs malas. Finalmente, estas 15 variables se complementan con las variables independientes de un modelo de árboles de clasificación[[23]](#footnote-24) para explicar las IFIS consideras como malas.

Gráfico No. 1 Relación de las variables independientes con las IFIs consideradas como Malas



El propósito del gráfico es el medir la variación que tiene el estadístico chi cuadro en cada una de las variables y, el deterioro del mismo, el cual es determinado a través de una tasa de variación (Yt-Yt-1/Y t-1). Cabe señalar que mientras más grande es el chi cuadrado mayor es su relación lineal con respecto a la variable dependiente.

Así el número de variables independientes a considerar son 15, las que corresponden en su totalidad a indicadores financieros de las IFIs, lo anterior pone en evidencia la heterogeneidad de los nichos de mercado de cada IFI, por lo que es imposible que un indicador macroeconómico logre explicar el deterioro completo de las IFIs.

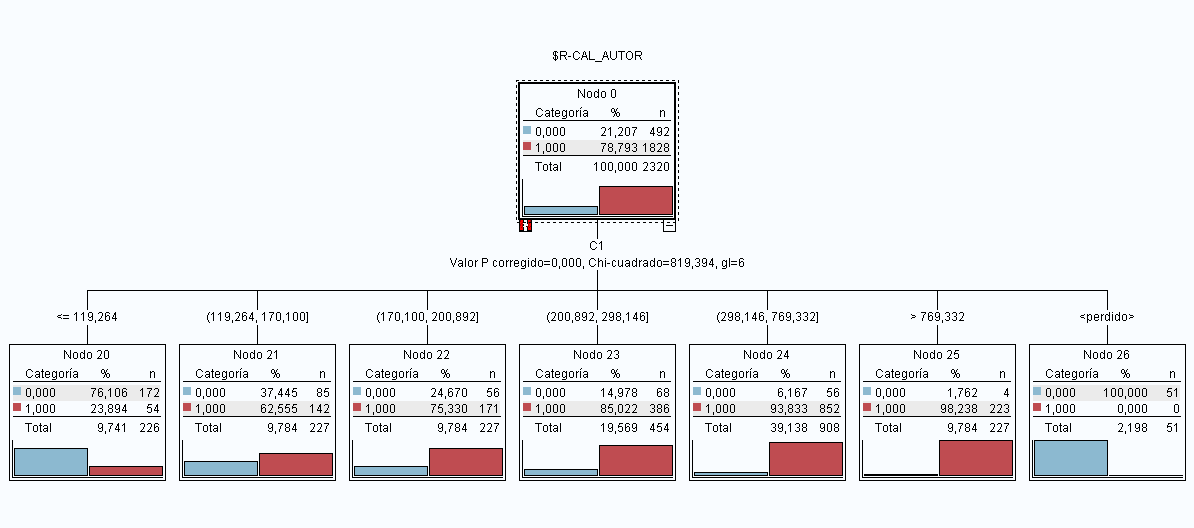
Cabe mencionar que uno de los supuestos para la construcción de los modelos logísticos es que exista una relación lineal entre la variable dependiente binaria y las variables explicativas, en este sentido, es necesario identificar la relación existente entre la variable dependiente y las independientes, para lo cual se utiliza los árboles de clasificación, de tal manera que si existe una relación no lineal entonces se puede incorporar esta información en el modelo como una variable categórica; por otro lado, si existe una relación lineal, entonces se puede incorporar esta información en el modelo como una variable continua.

Para identificar si una variable independiente presenta una relación lineal es necesario que el porcentaje de malos en los nodos terminales[[24]](#footnote-25) aumenten (disminuyan) a medida de la variable independiente aumente (disminuya), por ejemplo, en el siguiente gráfico se aprecia el porcentaje de IFIs malas van aumentando a medida que el índice C1 aumenta, lo anterior pone en evidencia que existe una relación lineal entre el índice C1 y las IFIs malas, indicando de esta manera que se debe incorporar en el modelo como una variable continúan.

Gráfico No. 2 Ejemplo para determinar una variable como cualitativa (Buena o Mala)

Se analiza la cobertura patrimonial de los activos

El nodo inicio se refiere al número de cooperativas

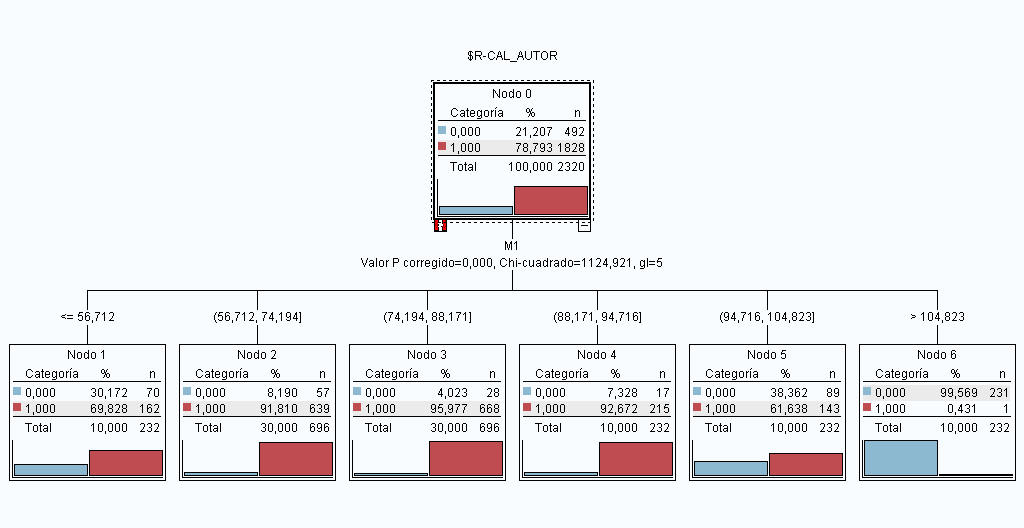


Del gráfico No. 2 se observa que existe 21% de entidades catalogadas como buenas y 78% como malas, que al analizarlas con el indicador de suficiencia patrimonial el algoritmo determina, de acuerdo a la homogeneidad de los datos, que existen 7 nodos terminales.

Por otro lado, cuando el porcentaje de malas se concentran en ciertos valores de la variable independiente y no se tiene una relación clara de la variable dependiente y la independiente, entonces la variable independiente se tiene que considerar de manera discreta, así, por ejemplo en el siguiente gráfico se puede apreciar como el porcentaje de las IFIS malas es parecido cuando el índice M1 es menor que 56,71 y se encuentra entre 94,71 y 104,82 de tal manera que el porcentaje de malos no presenta una relación clara con la índice M1.

En otras palabras si nos fijamos en el gráfico No. 3 el nodo 1 presenta un porcentaje de 69% de IFIS malas cuando el índice es menor a 56,71, el segundo y el tercer nodo muestra un aumento de los porcentajes a medida que se incrementa el valor del índice, pero el porcentaje del cuarto nodo disminuye, por lo que se rompe el supuesto de que a medida que aumenta el índice aumentan los malos, por tanto no existe una relación directa o lineal entre el índice y los malos. Para modelar esta relación no lineal se tiene que transformar la variable a cualitativa.

Gráfico No. 3 Ejemplo para determinar una variable como cuantitativas



De lo anterior, se han clasificado las 17 variables independientes en 10 discretas y 7 continuas tal como se aprecia en la siguiente Tabla.

Tabla No. 1 Variables seleccionadas para explicar a las IFIS malas:

Variables seleccionadas como independientes para explicar las IFIS malas a partir de un criterio interno



Sobre la base del modelo logístico aplicado se ha observado que las variables predictoras más importantes con un rezago son: Gastos Operacionales con respecto al Margen Neto Financiero (M1), seguida por los activos improductivos (A1) y por el indicador de suficiencia patrimonial (C1), estas variables al aplicar rezagos de 2 y tres periodos se repiten continuamente, denotando la importancia de estos ratios financieros con respecto a las demás en la estimación sobre el deterioro de una entidad.

Por otra parte los indicadores de liquidez L4 y L3, a pesar de presentar un Chi cuadrado menor y por tanto un índice de deterioro no muy significativo éstas se las ha considerado dentro del modelo, debido a que el árbol de clasificación ya las seleccionó a priori como variables adecuadas para estimar de manera apropiada la vulnerabilidad financiera.

De lo anterior, ya se tiene las variables independientes del modelo logístico, de tal manera que se puede realizar las estimaciones de este modelo tal como se aprecia en la siguiente tabla. Cabe mencionar que de las variables independientes se excluyó la información de índices a la fecha y solamente se considera variables rezagas, esto se debe fundamentalmente para evitar un problema de endogeneidad[[25]](#footnote-26), ya que se estaría utilizando como variables independientes aquellas que se utilizaron para construir el índice de IFIs Buenas o malas por tratar de explicar y daría como resultado una ecuación redundante, situación que ocasiona que los parámetros sean inconsistentes y sesgados.

Tabla No. 2 Estimación de un modelo logístico con 17 variables independientes

Como se observa el índice Activos Improductivos / Total Activos tiene un nivel de significancia menor al 0.05. Por tanto esta variable debe incluirse en el modelo.



Coef: Parámetro de la variable independiente en la regresión logística

S.E: Suma de errores

Wald Z: Estadístico de Wald indica si los coeficientes de regresión son significativos. Prueba de significancia de los

parámetros

P: P-valor del estadístico de Wald[[26]](#footnote-27)

De la tabla 2, se puede apreciar como existen parámetros que no son significativos, sin embargo, en los modelos logísticos se tiene que analizar el aporte de información que tiene una variable para identificar una IFI como mala, es decir, se tiene que medir la propensión de una IFI a ser considerada mala cuando se incrementa la variable independiente. Este aporte probabilístico es conocido como el índice Odds, y se presenta en la tabla 3.

Tabla No. 3 Estimación de los índices Odds de un modelo logístico con 17 variables independientes



Por ejemplo, se puede apreciar como la variable C1 rezagada un periodo no es significativa (p valor mayor a 0.05) y además su aporte en el deterioro de una IFI es nulo (Odds igual a 1), determinando así que la información que aporta esta variable para identificar una IFI mala es ínfimo, por lo que no se tiene que considerar en el modelo logístico. Bajo el anterior criterio elimina del modelo las variables C1 y A1 rezagada un periodo y C1 rezagada dos periodos. De tal manera que la estimación de los parámetros del modelo y los índices odds se aprecia en las tablas 4 y 5.

Tabla No. 4 Estimación de un modelo logístico con 15 variables independientes



Tabla No. 5 Estimación de los índices Odds de un modelo logístico con 15 variables independientes



De la tabla 5 se puede apreciar que los índices de Calidad de Activos (A1) y Gestión (M1) inciden en el deterioro de la IFI, debido a que el Odds Ratio es significativo. Por ejemplo el factor E1\_1 tiene un Odds Ratio de 5,2, interpretándose como la probabilidad de que sea mala es de 5 veces de que sea buena la variable objeto de estudio (variable dependiente).

### 3.3.2.2 Estimación a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros

Para realizar la estimación de los parámetros del modelo Logit, el primer paso corresponde seleccionar de las 112 variables las que mejor expliquen a las IFI’s catalogadas como malas, para lo cual se utiliza la metodología de árboles de clasificación, y por medio de una prueba Chi cuadrado se pueda evaluar la independencia que tiene cada variable independiente con la variable objetivo, en este sentido se puede identificar 80 variables que aportan con información para explicar a las IFIS malas. Sin embargo, se dispone de un gran número de variables independientes que utilizarlas en la regresión puede dar un problema de sobre parametrización.

Como segundo paso para seleccionar las mejores variables se mide el cambio del índice chi cuadrado de cada variable, de tal manera que se puede apreciar en el Gráfico 4 como las primeras variables 12 variables aportan gran cantidad de información para explicar las IFIs malas. Finalmente, estas 12 variables se complementan con las variables independientes resultantes del árbol de clasificación para explicar las IFIS consideras como malas.

Gráfico No. 4 Relación de las variables independientes con las IFIs consideradas como Malas



El número de variables independientes a considerarse corresponde a 18 (6 obtenidas por el árbol de clasificación y, 12 variables resultantes de la prueba Chi cuadrado) que en su mayoría se refieren a indicadores financieros de las IFIs; y, solamente una corresponde a un indicador macroeconómico; esto es, el índice de actividad económica rezaga un periodo.

Como último paso para especificar las variables independientes es necesario identificar si las variables consideras deben ser continuas o discretas, para lo cual se utiliza los arboles de clasificación, de tal manera si el porcentaje de malos en los nodos terminales de la variable independiente aumentan o disminuyen de manera continua con respecto a las categorías de la variable analizada entonces se debería considerar que la variable independiente debe tratarse como continua, debido a que existen una relación lineal entre el porcentaje de IFIs malas y con la variable independiente.

Por otro lado, cuando las IFIs malas se concentran en ciertos valores de la variable independiente y no se tiene una relación con esta, entonces la variable independiente se tiene que considerar de manera discreta.

De lo anterior, se han clasificado las 18 variables independientes en 10 discretas y 8 continuas tal como se aprecia en la siguiente Tabla.

Tabla No. 6 Variables independientes para explicar las IFIS malas



De lo anterior, ya se tiene las variables independientes del modelo logístico, de tal manera que se puede realizar las estimaciones de este modelo tal como se aprecia en la Tabla 7.

Tabla No. 7 Estimación de un modelo logístico con 18 variables independientes



De la tabla 7, se puede apreciar como existen parámetros que no son significativos, sin embargo, en los modelos logísticos se tiene que analizar el aporte probabilístico que tiene una variable para identificar una IFI como mala, es decir, se tiene que medir la propensión de un IFI a ser considerada mala cuando se incrementa la variable independiente. Este aporte probabilístico es conocido como el índice Odds, y se presenta en la tabla 8.

Tabla No. 8 Estimación de los índices Odds de un modelo logístico con 18 variables independientes



Por ejemplo, se puede apreciar como la variable C1 rezagada un periodo no es significativa (p valor mayor a 0.05) y además su aporte en el deterioro de una IFI es nulo (Odds igual a 1), determinando así que la información que aporta esta variable para identificar una IFI mala es ínfimo, por lo que no se tiene que considerar en el modelo logístico. Bajo el anterior criterio elimina del modelo solamente la variable C1 rezaga un periodo. De tal manera que la estimación de los parámetros y los índices odds del modelo final se aprecia en las tablas 10 y 11 respectivamente.

Tabla No. 9 Estimación de un modelo logístico con 18 variables independientes



Tabla No. 10 Estimación de los índices Odds de un modelo logístico con 18 variables independientes



De la tabla 10 se puede apreciar que los índices de calidad de activos y Gestión inciden en el deterioro de la IFI, dando los mismos resultados del análisis a los parámetros del modelo logístico para las calificaciones propias del autor de la tesis.

### 3.3.3 Estimación de un árbol de clasificación

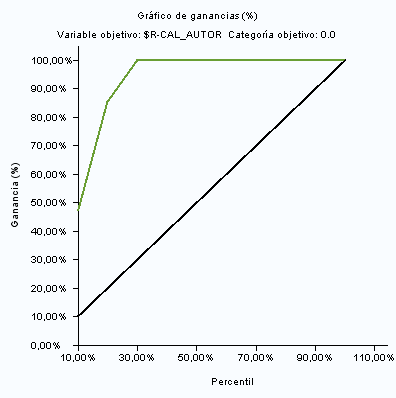
En esta sección se va a realizar la construcción de un modelo de árboles de clasificación, considerando igualmente como variables explicadas o dependientes a la calificación realizada por el autor de la presente tesis a cada una de las cooperativas; y, la calificación de riesgos asignada por la Superintendencia de Bancos y Seguros.

### 3.3.3.1 Estimación a partir de la calificación de las IFI’s asignada por el autor

Los arboles de clasificación corresponden a modelos no paramétricos[[27]](#footnote-28) que tiene por objetivo identificar perfiles de clientes similares, para este caso, lo que busca el modelo es identificar las mejores variables que permitan caracterizar las instituciones financieras consideradas como malas, para lo cual se utiliza algunos indicadores de eficiencia del modelo como son el índice de ganancia, respuesta y mejora.

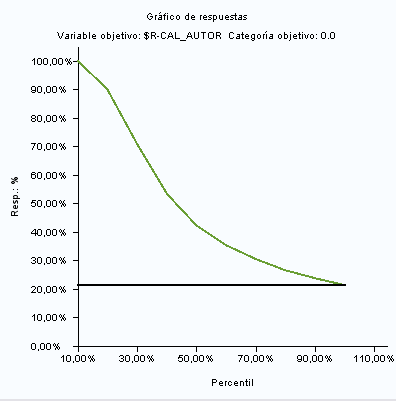
Para el presente modelo se puede apreciar (Gráfico No. 5) como el 30% de los nodos terminales capturan la mayor cantidad de IFIs malas permitiendo identificar los perfiles de riesgo de cada IFI. Así, mientras más alejado se encuentre el índice de Ganancia de la recta de 45 grados mejor es el poder de discriminación del modelo.

Gráfico No. 5 Concentración de las IFIs malas en los nodos terminales del árbol de clasificación



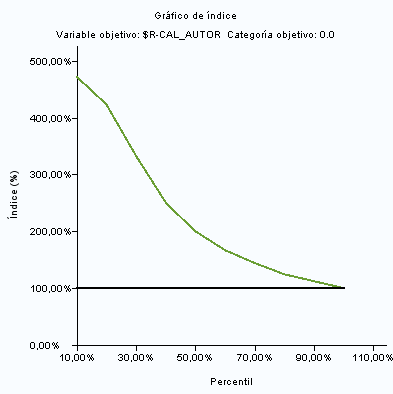
El gráfico de respuesta (Gráfico No. 6) permite analizar la proporción de IFIs malas que tiene cada nodo terminal, así se puede apreciar que las IFIs del 10% de los nodos terminales está formado por el 100% de IFIs malas, de tal manera que se puede apreciar como pocos nodos terminales capturan una mayor proporción de IFIs malas, indicando el poder de discriminación del modelo.

Gráfico No. 6 Participación de las IFIs malas en los nodos terminales del árbol de clasificación



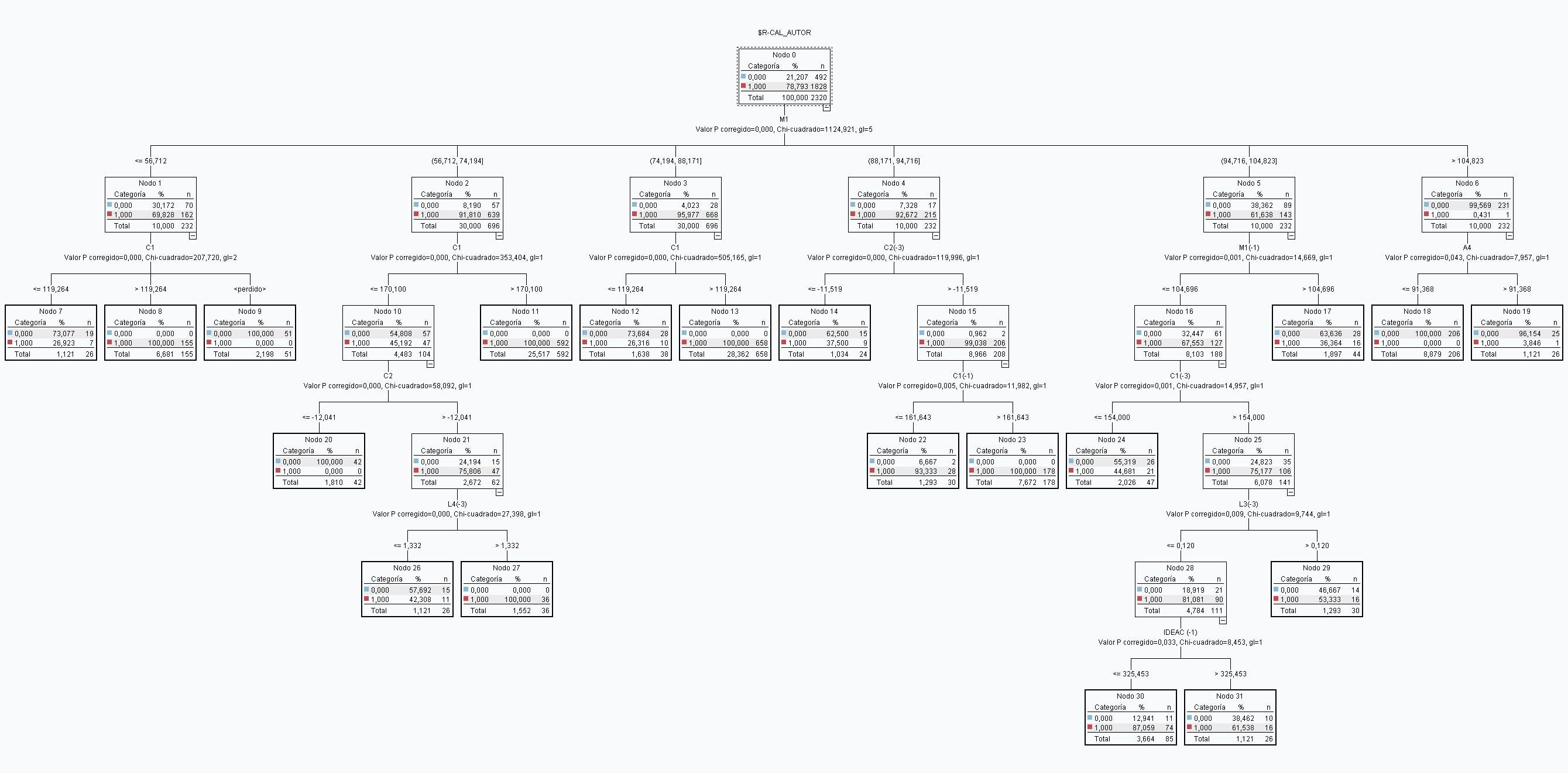
Finalmente, el índice de mejora permite comparar el porcentaje de IFIs malas con las buenas en cada nodo, así se puede apreciar que las IFIs del 10% de los nodos terminales tiene una relación alrededor del 500% lo que indica que por cada IFI buena existen 5 malas en los nodos terminales, esto indica una mejora del poder de discriminación del modelo.

Gráfico No. 7 Índice de mejora de las IFIs malas en los nodos terminales del árbol de clasificación



De los índices anteriores se puede apreciar la capacidad que tiene este árbol para identificar IFIs malas en los nodos terminales y más aún logra identificar las principales variables que explican a las IFIs malas como son los índices M1, C1, C2 y A4 con información contemporánea; los índices M1, C1 e IDEAC rezagado un periodo; C1, C2, L4 y L3 rezagados tres periodos (Gráfico No. 8).

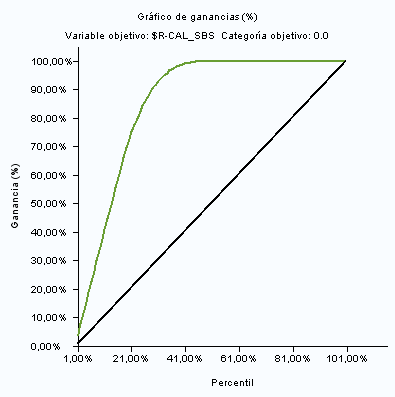
Gráfico No. 8 Árbol de clasificación para identificar perfiles de riesgo para las instituciones del sistema financiero a partir de la calificación de riesgo realizado por el Autor.



### 3.3.3.2 Estimación a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros

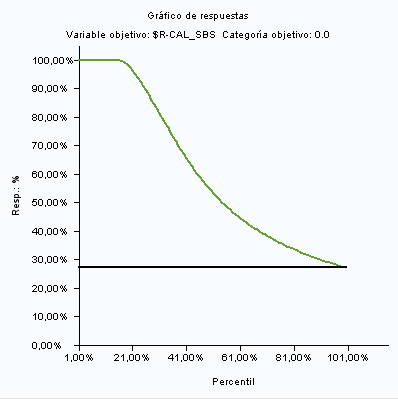
Como se puede apreciar en el Gráfico No. 9 el 35% de los nodos terminales capturan la mayor cantidad de IFIs malas permitiendo de esta manera identificar los perfiles de riesgo de cada IFI. Así, mientras más alejado se encuentre el índice de Ganancia de la recta de 45 grados mejor es el poder de discriminación del modelo.

Gráfico No. 9 Concentración de las IFIs malas en los nodos terminales del árbol de clasificación



El gráfico de respuesta (Gráfico No. 10) permite analizar la proporción de IFIs malas que tiene cada nodo terminal, así se puede apreciar que las IFIs del 20% de los nodos terminales está formado por el 100% de IFIs malas, de tal manera que se puede apreciar como pocos nodos terminales capturan una mayor proporción de IFIs malas, indicando el poder de discriminación del modelo.

Gráfico No. 10 Índice de mejora de las IFIs malas en los nodos terminales del árbol de clasificación



Finalmente, el índice de mejora permite comparar el porcentaje de IFIs malas con las buenas en cada nodo, así se puede apreciar que las IFIs del 20% de los nodos terminales tiene una relación alrededor del 350% lo que indica que por cada IFI buena existen 3.5 malas en los nodos terminales, esto indica una mejora del poder de discriminación del modelo.

Gráfico No. 11 Índice de mejora de las IFIs malas en los nodos terminales del árbol de clasificación

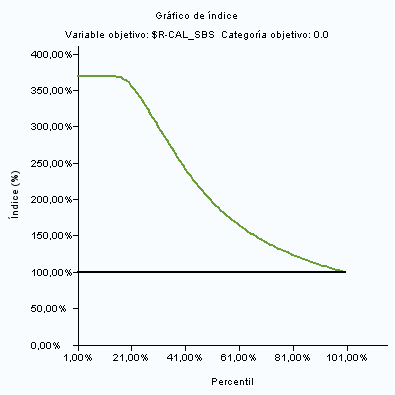
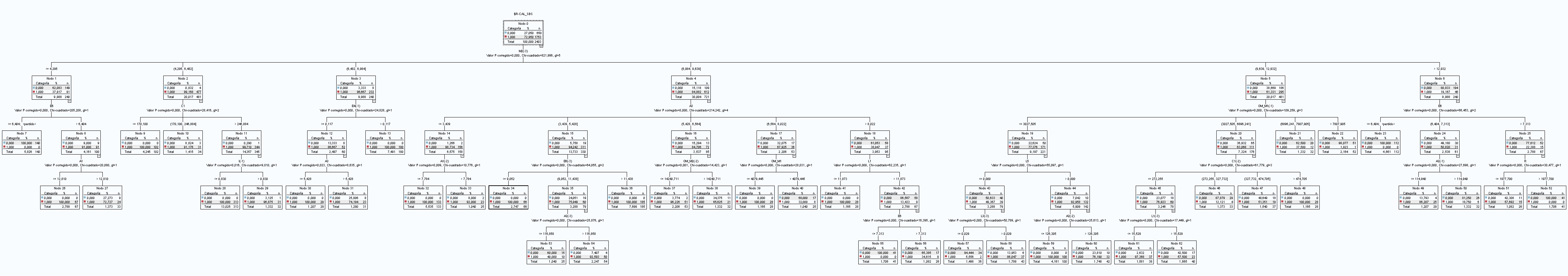


Gráfico No. 12 Árbol de clasificación para identificar perfiles de riesgo para las instituciones del sistema financiero a partir de la calificación de riesgo realizada por las calificadoras de riesgo externas y publicadas por la Superintendencia de Bancos y Seguros.



De los índices anteriores se puede apreciar la capacidad que tiene este árbol para identificar IFIs malas en los nodos terminales (Gráfico No. 8).

## 3.3.4 Validación de los Modelos Discriminantes

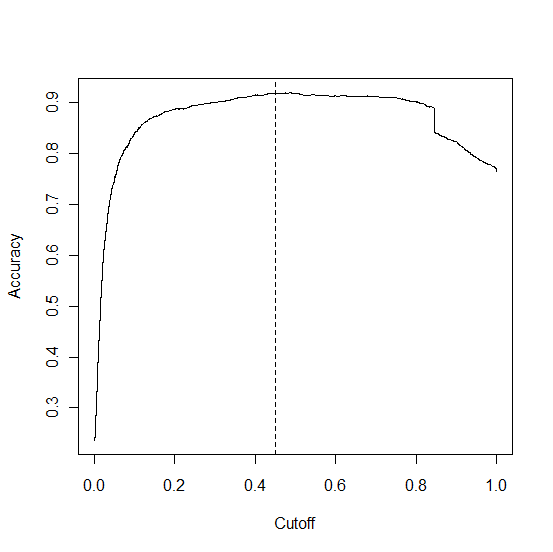
## 3.3.4.1 Validación de los modelos logísticos

Para validar si el modelo es confiable se utiliza los siguientes índices:

* *El seudo R2,* es similar al *R2 [[28]](#footnote-29)* de la regresión lineal donde se compara la mejora de la predicción cuando se introduce las variables independientes contra un modelo que solamente tiene intercepto.
* *La prueba de bondad de ajuste de Hosmer Lemeshow,* se aplica a los datos de manera agrupada, permite comparar el número de IFIs estimadas como malas vs las IFIs malas reales, si estos números son equivalente entonces se puede decir que discrimina adecuadamente el modelo.
* *La curva ROC (Receiver Operating Characteristic Curva),* permite comparar gráficamente el porcentaje de las IFIS malas catalogadas como malas contra el porcentaje de las IFIs Buenas catalogadas como malas.
* *La matriz de confusión,* permite determinar el error tipo I y tipo II[[29]](#footnote-30) del modelo logístico.

Con la finalidad de analizar el poder discriminatorio del modelo de regresión logística en IFIs malas y buenas a partir de las calificaciones definidas por la autor de la tesis, se tiene que definir desde qué valor de probabilidad de vulnerabilidad se puede considerar a una IFI como frágil, por lo que se realiza un análisis sobre la capacidad del modelo para asignar adecuadamente a una IFI como mala o buena a partir de un cierto valor de probabilidad. Como se puede apreciar en la Figura No. 13 el mayor porcentaje de IFIs clasificadas correctamente (eje y) se encuentra ubicada cuando la probabilidad de fragilidad es igual a 0.45 (eje x).

Figura No.13 Curva de buena asignación de las IFIS a partir de la calificación de riesgo y un punto de corte adecuado a partir de la calificación de riesgo definida por el autor.



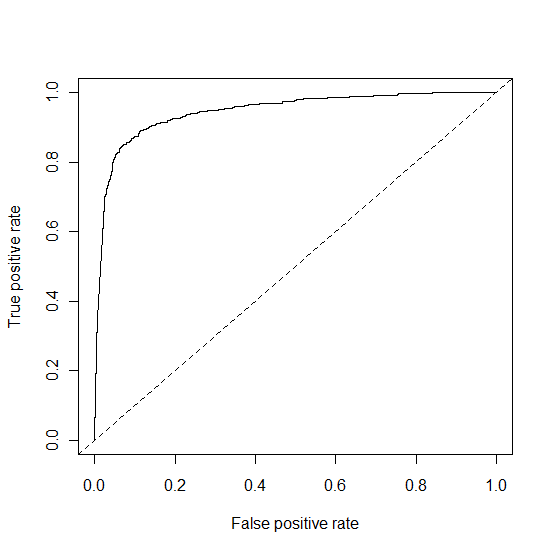
A partir del punto de corte determinado anteriormente es posible construir diferentes indicadores que pueden medir la capacidad discriminatoria del modelo, donde el seudo R2 es del 0.7, lo que indica que el modelo permite clasificar correctamente en un 70%, mientras que la prueba de Hosmer Lemeshow da como resultado un índice de 2.94 y con un nivel de confianza del 98% este valor es significativo, indicando de esta manera que no se puede rechazar la Hipótesis nula de que las IFIS malas (buenas) son catalogadas adecuadamente por el modelo como malas (buenas); lo anterior se corrobora en la siguiente tabla de confusión.

Tabla No.11 Tabla de confusión del modelo logístico a partir de la calificación de Riesgo del Autor



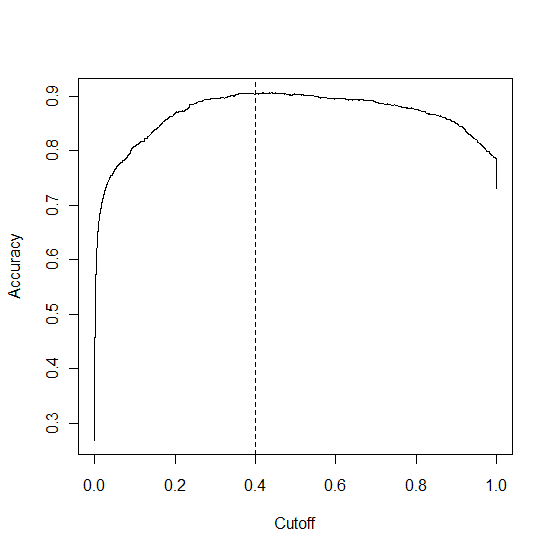
Finalmente, la curva ROC (Gráfico No. 14) es el par ordenado formado por el porcentaje acumulado de IFIs malas catalogadas correctamente (eje Y), con el porcentaje acumulado de IFIs malas catalogadas como incorrectamente (eje X). Esta gráfica se tiene que comparar con un modelo cuyo poder de discriminación es nulo (la gráfica diagonal de la Gráfico No. 14), así mientras más alejado se encuentre la curva ROC con la diagonal significa que el modelo tiene mayor poder de discriminación. Como se aprecia en la Figura No. 14 el 90% de IFIs malas son catalogadas correctamente; y, tan solo un 10% es catalogado incorrectamente, de tal manera que el mayor porcentaje de IFIs malas el modelo lo cataloga correctamente como malas.

Gráfico No.14 Curva ROC para un modelo logístico cuya variable objetivo es la calificación de riesgo obtenida por el autor.



Por otra parte, para el modelo de regresión logística a partir de las calificaciones definidas por las calificadoras de riesgo, igualmente, es necesario medir su capacidad para discriminar a las IFIs en malas y buenas, para lo cual se tiene que definir desde que valor de probabilidad de fragilidad se puede considerar a una IFI como vulnerable, por lo que se realiza un análisis de la capacidad del modelo para asignar adecuadamente a una IFI como buena o mala a partir de un cierto valor de probabilidad. Como se aprecia en el gráfico No. 15 el mayor porcentaje de IFIs clasificadas correctamente (eje y) se encuentra ubicado cuando la probabilidad de fragilidad es igual a 0.4 (eje x).

Gráfico No.15 Curva de buena asignación de las IFIS a partir de la calificación de riesgo y un punto de corte adecuado a partir de la calificación de riesgo definida por el autor.



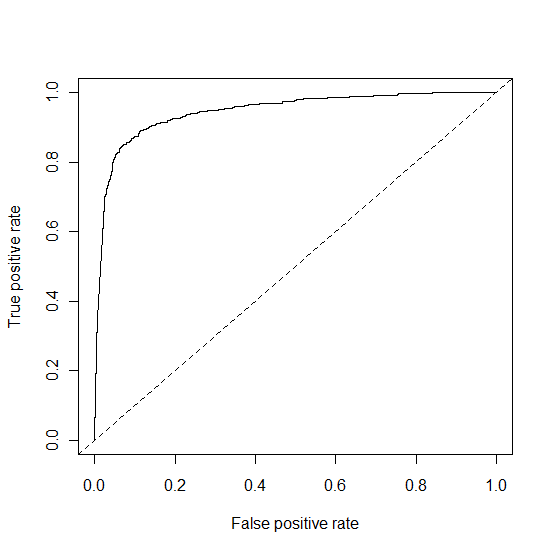
A partir del punto de corte determinado anteriormente es posible construir diferentes indicadores que pueden medir la capacidad discriminatoria del modelo, donde el seudo R2 es del 0.75, indicando de esta manera que el modelo asigna correctamente a las IFIs en un 75%, mientras que la prueba de Hosmer Lemeshow da como resultado de un índice de 4.96, siendo este valor significativo para un nivel de confianza del 90%, de tal manera que no se puede rechazar la hipótesis nula de que las IFIS malas (buenas) son catalogadas adecuadamente por el modelo como malas (Buenas), tal como se puede apreciar en la tabla de confusión, donde señala que el 95% de IFIs catalogadas como malas el modelo asigna la categoría como mala, mientras que las IFIs catalogadas como buenas, el modelo asigna 81% como buenas.

Tabla No.12 Tabla de confusión del modelo logístico a partir de la calificación de Riesgo del Autor



A partir de la ROC (Gráfico No. 16) se puede apreciar cuando el 90% de IFIs malas son catalogadas correctamente y tan solo un 10% es catalogado incorrectamente, tal manera que el mayor porcentaje de IFIs malas el modelo lo cataloga correctamente como malas.

Gráfico No.16 Curva ROC para un modelo logístico cuya variable objetivo es la calificación de riesgo obtenida por el autor.



De lo anterior se puede afirmar que el modelo de regresión logístico obtenido a partir de la calificación de riesgo definido por las calificadoras de riesgo logra discriminar de manera adecuada a las IFIs malas de las buenas.

## 3.3.4.2 Validación de los modelos de árboles de clasificación

En esta sección se va a definir las pruebas tradicionales para verificar el poder de discriminación de los árboles de clasificación para identificar a las IFIs malas, para ello se utiliza el gráfico de discriminación y la matriz de confusión.

## 3.3.4.2.1 Validación del árbol de clasificación a partir de la calificación de riesgo del Autor

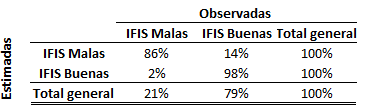
El objetivo del gráfico discriminante es verificar el poder discriminatorio de cada nodo terminal para identificar la proporción de IFIs malas, así en el Gráfico No 17, se puede apreciar como en el nodo 7 presenta el 100% de IFIs Buenas y 0% de IFIs Malas, mientras que las reglas de clasificación asociado al nodo 4 permite identificar a las IFIS malas en un 100%. Finalmente, se puede apreciar como el nodo 31 presenta IFIs buenas y malas en la misma proporción. De lo anterior se puede observar el poder de discriminación que tiene este árbol, permitiendo evaluar el nivel de riesgo de cada IFI a partir del nodo terminal al que pertenece, por ejemplo, si las reglas de asociación asignan a una IFI en el nodo 4, entonces se puede decir que existe un 100% de probabilidad que la IFI es catalogada como mala, indicado este valor como el riesgo de que una IFI sea vulnerable.

Grafico No.17 Análisis de la capacidad discrimínate del modelo de arboles de clasificación



Sin embargo, es necesario cuantificar el nivel de error que puede causar este modelo, para ello se utiliza la matriz de confusión, donde se puede apreciar que las IFI’s catalogadas como malas, tan solo el 14% de estas el modelo lo clasificó incorrectamente, mientras que de todas las IFIs catalogadas como buenas tan solo un 2% de estas el modelo lo clasificó incorrectamente.

Tabla No.13. Tabla de confusión del modelo de arboles de clasificación



### 3.3.4.2.2 Validación del árbol de clasificación a partir de la calificación de riesgo de la Superintendencia de Bancos y Seguros

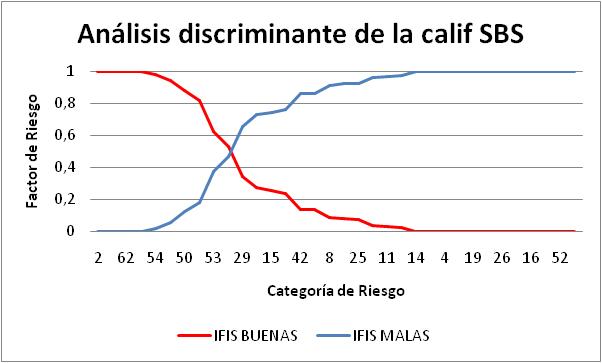
A partir del gráfico discriminante se puede medir el poder discriminatorio de cada nodo terminal para identificar la proporción de IFI’s malas, así en el Gráfico No. 18, se puede apreciar como en el nodo 2 se presenta el 100% de IFI’s malas y 0% de IFI’s Buenas, mientras que las reglas de clasificación asociado al nodo 44 se permite identificar las IFIS buenas en un 100%. Finalmente, se puede apreciar como los nodos 53, 37 y 61 presentan IFI’s buenas y malas en la misma proporción. De lo anterior se puede determinar que los nodos 53, 37 y 61 pueden generalizarse como un solo nodo para que aumente el poder discriminatorio del árbol.

Gráfico No.18 Análisis de la capacidad discrimínate del modelo de arboles de clasificación



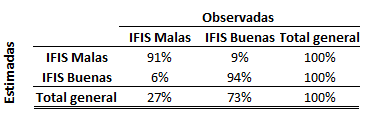
Reestructurando los nodos terminales se obtiene un gráfico discriminatorio más homogéneo lo que permite evaluar el nivel de riesgo de cada IFI a partir del nodo terminal al que pertenece, por ejemplo, si las reglas de asociación asignan a una IFI en el nodo 2, entonces se puede decir que existe un 100% de probabilidad que la IFI sea catalogada como mala, indicado este valor como el riesgo de que una IFI sea vulnerable (Gráfico No. 19).

Gráfico No.19 Análisis de la capacidad discrimínate del modelo de arboles de clasificación



Es necesario cuantificar el nivel de error que puede causar este modelo, para ello se utiliza la matriz de confusión, donde se puede apreciar que de toda la información de las IFI’s Malas, tan solo el 9% fue catalogado como Buenas; y, para las IFI’s Buenas un 6% fue catalogado como Malas.

Tabla No.14. Tabla de confusión del modelo de arboles de clasificación



# 3.3.5 Análisis de los índices de riesgo

En esta sección se va a realizar un análisis del índice de riesgo obtenido para cada una de las cooperativas a partir de los modelos de regresión logística y de los arboles de clasificación.

En el gráfico No. 20 se puede observar que la probabilidad de vulnerabilidad financiera obtenido para cada una de las IFI’s, a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros, es similar ya sea aplicando el modelo logit (ML) ó el árbol de clasificación (AC). Por ejemplo, se puede apreciar que UNIFAM es la que presenta el valor de riesgo más alto (mayor probabilidad de vulnerabilidad), mientras que San Francisco presenta el menor índice de riesgo.

Gráfico No. 20 Probabilidad de vulnerabilidad financiera esperada por IFI a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros



En el gráfico No. 21 se aprecia la probabilidad esperada de vulnerabilidad a partir de la calificación del autor, donde se puede observar que las probabilidad obtenidas por ambos modelos son similares; sin embargo, se denota que el modelo logístico subestima o determina un nivel de riesgo menor que la obtenida a partir por un árbol de clasificación. Este comportamiento puede obedecer a que el modelo de regresión utiliza información rezagada y no cuantifica de manera adecuada el nivel de riesgo de las IFIs. Cabe mencionar que ambos modelos logran ordenar a las IFIs según su nivel de riesgo, así por ejemplo, UNIFAM presenta el valor más alto de riesgo mientras que San Francisco el menor valor de riesgo.

Gráfico No. 21 Probabilidad de vulnerabilidad financiera esperada por IFI a partir de la calificación realizada por el autor.



Lo anterior pone en evidencia que el uso de los modelos de regresión logística como los de árboles de clasificación dan resultados similares, de tal manera que se puede utilizar cualquiera de los modelos para medir a futuro el nivel de riesgo y por ende exigir de manera adecuada el porcentaje por mil anual referente a la prima ajustada por riesgo.

Por otra parte, sobre la base de los Gráficos 20 y 21 es necesario señalar lo siguiente:

1. Al analizar las probabilidades obtenidas entre las dos variables objeto de este estudio, se observa que la vulnerabilidad financiera esperada a partir de la calificación de la Superintendencia de Bancos y Seguros tiene una menor dispersión que la obtenida a través de la calificación realizada por el autor. Este comportamiento se debe principalmente a la forma como se determinaron estas variables.

En el primer caso las calificadoras de riesgos tienen un esquema metodológico más amplio, en lo concerniente a la evaluación previa a su calificación, siendo los siguientes criterios los principales en su análisis: riesgo mercado, de liquidez, de crédito, operativo, especialización y trayectoria en el mercado. Calificación que se la realiza de forma trimestral, por lo que a criterio del autor a priori esta variable no captura la real exposición de la IFI en el sector.

En el segundo caso el autor ha seleccionado 4 indicadores financieros que determinen la salud financiera de una entidad, información que ha sido recopilada de los boletines financieros mensuales que publica el organismo de control. Sobre la base de esta información se tiene como base el hecho de que captura la coyuntura actual de cada IFI, pero tiene la limitación de que no incorpora en su análisis otro tipo de alertas de riesgo, como son riesgo de liquidez, medido éste por su volatilidad, las políticas, procesos y procedimientos, así como también la especialización y trayectoria en el sector.

Sin embargo, a pesar de las particularidades antes enunciadas se ha observado que las mismas logran asignar adecuadamente un porcentaje de riesgo a cada IFI. Por lo que se podría pensar que la calificación publicada por la SBS es la más adecuada para la construcción de modelos de alerta temprana, debido a que estas empresas tienen acceso a la información que no es de dominio público.

Por otra parte es necesario señalar que a partir del año 2009 el organismo de control aprobó el “Manual Único de Supervisión”, el cual tiene como finalidad el “determinar el perfil de riesgo integral de las entidades, a través de un sistema de evaluación y calificación que tendrá en cuenta las siguientes variables: calidad del gobierno corporativo; calidad de la gestión integral de riesgos; situación económico-financiera; y, el grado de cumplimiento de la normativa vigente”. Calificación cuantitativa que se desarrolla sobre la base de la metodología GREC.

Sobre la base de lo expuesto en los dos párrafos anteriores, a criterio de la autora se observa que la calificación a ser asignada a cada IFI por el organismo de control tiene la particularidad de ser estándar; y, por tanto elimina la posible heterogeneidad metodológica existente en la evaluación aplicada por las calificadoras de riesgo externas, abriendo la posibilidad de que al existir nuevas evidencias se dé a lugar a nuevas investigaciones, cuyo propósito sería el contrastar los resultados de la probabilidad de vulnerabilidad financiera alcanzada por estas dos variables (calificaciones de riesgo realizadas por la Superintendencia de Bancos y Seguros; y, por las calificadoras externas), las cuales inciden directamente en la determinación de la Prima Ajustada por Riesgo.

Cabe resaltar que para poder considerar la calificación asignada a las IFI’s a través de la metodología GREC, es indispensable contar con información actualizada; caso contrario se podría correr el riesgo de obtener resultados inapropiados y por consiguiente determinar inadecuadamente la prima ajustada por riesgo.

**CAPITULO IV DETERMINACIÓN DE LA PRIMA AJUSTADA POR RIESGO**

**4.1 Prima por riesgo**

De lo explicado anteriormente, se puede apreciar como los modelos de regresión logística y árboles de clasificación permiten pronosticar la categoría de una IFI (vulnerable y no vulnerable) a partir de ciertas variables independientes, logrando obtener valores cercanos a los reales obtenidos por un método de calificación generado por las calificadoras de riesgo y por parte de la autora de la presente tesis. De tal manera que si una institución es más vulnerable, entonces el modelo le asigna una probabilidad cercana a uno y si no es vulnerable le asigna un valor cercano a cero.

En tal sentido se establece que sí una institución financiera presenta mayor vulnerabilidad entonces la prima ajustada por riesgo será igual al valor obtenido por el modelo multiplicado por la prima ajustada por riesgo máxima determinada por Ley; esto es, 3,5 por mil anual[[30]](#footnote-31). Es así que por ejemplo, sobre la base de los resultados obtenidos del modelo logístico la IFI COOPAD tiene una probabilidad de vulnerabilidad financiera del 90%, por lo que esta institución debe tener una prima por riesgo igual al 90% del 3,5 %0, resultando un valor de 3,15%0 de prima por riesgo; y para el caso de la IFI La Dolorosa se evidencia que su probabilidad de vulnerabilidad es del 72%, por lo que aplicando este porcentaje en el valor máximo de la prima ajustada por riesgo se obtiene un resultado del 2.52%0 tal como se evidencia en la siguiente tabla.

Tabla No.14. Prima por riesgo para cada IFI a partir de un modelo de regresión logística donde la variable dependiente es la calificación de las IFIs otorgada por las calificadoras de riesgo[[31]](#footnote-32).



Si bien, al analizar los resultados obtenidos del modelo logístico, se observa que existen tres entidades que no presentan vulnerabilidad financiera; y, por tanto no deberían aportar valor alguno. Sin embargo bajo la premisa de que el sistema financiero se desenvuelve bajo un cúmulo de riesgos que deben ser administrarlos adecuadamente, para mitigar su exposición, se considera pertinente incluir una variable adicional que permita discriminar realmente la prima ajustada por riesgo de cada una de las IFI’s, considerando que dicha variable tenga la connotación de medir el riesgo de concentración y su impacto social.

Cabe señalar que la variable a seleccionar deberá ser distinta a las ya estudiadas, esto es, financieras y económicas con el fin de no redundar su estimación. Para lo cual, desde la óptica del aporte al desarrollo de la sociedad ecuatoriana de las instituciones financieras, se ha seleccionado de entre los índices de bancarización a la relación que mide el número de depositantes para la población total.

Actualmente, este índice es considerado como una de las variables de mayor trascendencia a nivel internacional, debido a que la misma es catalogada como una herramienta de desarrollo de los países, la cual ataca directamente las aristas del desempleo y la pobreza; por lo que se asume que al existir un mayor acceso de la población a los servicios financieros es una forma de garantizar y estimular el desarrollo económico, financiero y social propiciado por parte del sistema financiero. Sobre la base de lo expuesto a continuación se incluye este criterio en la probabilidad de vulnerabilidad financiera determinado a través del modelo logístico.

Tabla No. 15



Incluida la variable se puede apreciar un valor de la PAR con mayor discriminación a criterio de la autora.

Cabe acotar que a pesar de que el sistema cooperativo es clasificado por la Superintendencia de Bancos y Seguros conforme el tamaño de sus activos, no se deberá relacionar de que este criterio debe reflejarse en el valor de la probabilidad de vulnerabilidad financiera estimada, ya que la finalidad fundamental de este estudio se centró específicamente en recoger la casuística real (riesgo financiero) del negocio financiero a una determinada fecha de corte. Por ejemplo sí se revisan algunos indicadores financieros incluidos como variables independientes en el modelo econométrico, se puede apreciar que el objeto de los mismos es el de simplificar las cifras y sus relaciones con el fin de que, sobre la base de un indicador seleccionado, se pueda evaluar la exposición de riesgo derivada de la eficiencia en la gestión y la intermediación financiera, por lo que para corroborar lo mencionado a continuación se presenta la siguiente tabla de indicadores.

Tabla No. 16



Al analizar por ejemplo el primer ratio financiero se puede observar que todas las cooperativas presentan una relación superior al 100%, lo que refleja que el nivel de exposición de riesgo del patrimonio efectivo no se encuentra comprometido. Cabe acotar que resultado del ranking en esta relación se observó que el punto máximo fue de la Cooperativa Andalucía y el mínimo de la Cooperativa Santa Ana.

De la relación activos improductivos para el total activos se evidencia que existen 12 entidades que presentaron un nivel de riesgo menor al promedio (5.25%); por otra parte 10 instituciones mostraron una posición superior al promedio (1 desviación estándar); y, 3 tuvieron la posición más alta (2 desviaciones estándar).



Gráfico No. 22 Tabla No. 17



Cabe acotar que la analizar la posición del ratio financiero con respecto al índice de vunerabilidad financiera determinado con el modelo logístico, se observa que no existe una relación directa entre estas dos variables. Tal es el ejemplo, si nos ubicamos en los datos de la relación activos improductivos para el total activos de las cooperativas Riobamba (3.23% - entidad clasificada en el peer group de las medianas) y Codesarrollo (2.96% - entidad clasificada en el peer group de las pequeñas), se aprecia que cada una de ellas tiene un índice de riesgo por vulnerabilidad de 0.02 y 2.88, por lo que es tácita la no existencia de una correlación.

Finalmente de la relación Gastos de Operación / Margen Financiero se desprende que existen 14 IFI’s que presentaron una posición de riesgo menor al promedio (79.51%), 6 tuvieron una relación superior al promedio (1 desviación estándar); y, 5 mostraron el mayor indicador (2 desviaciones estándar).



Gráfico No. 23 Tabla No. 18



Igualmente se desprende que al comparar la relación gastos de operación para al margen neto financiero con el índice de vulnerabilidad financiera, se observa por ejemplo que las cooperativas Codesarrollo (clasificada en el peer group de las entidades pequeñas) y La Dolorosa (clasificada en el peer group de las entidades muy pequeñas) presentaron un ratio de 102.73% y 105.69%; mientras que por su parte el índice de vulnerabilidad tuvo un comportamiento inverso; esto es, fue mayor para La Dolorosa (3.48) que para Codesarrollo (2.88).

**4.2 Fijación del valor del aporte**

Del valor de la PAR determinado en la sección anterior a continuación se revisará el pago que le correspondería a cada una de las cooperativas de ahorro y crédito aportar en el mes de mayo de 2010 por concepto de seguro de depósitos.

Cabe señalar que a pesar de que la ley determina que para su cómputo se considerará *“el promedio de los saldos diarios de los depósitos registrados en las instituciones financieras”*, por cuestiones de acceso a la información se ha tomado como referencia el saldo de los depósitos asegurados registrados por las IFI’s, en el boletín financiero publicado en la página web de la Superintendencia de Bancos y Seguros a mayo de 2010, por lo que sobre dicha base se procedió a determinar el valor a pagar tal como se especifica en la siguiente tabla:

Tabla No. 19



En función de los resultados obtenidos se puede apreciar que el aporte a través de la calificación realizada por el autor de la presente tesis es más laxa en algunos casos y en otra más exigente que la realizada por las empresas calificadoras, situación que se origina principalmente por las connotaciones realizadas en el Capítulo III, las cuales me permito citarlas brevemente en forma resumida:

*“En el primer caso las calificadoras de riesgos tienen un esquema metodológico más amplio, en lo concerniente a la evaluación previa a su calificación siendo los siguientes criterios los principales en su análisis: riesgo mercado, de liquidez, de crédito, operativo, especialización y trayectoria en el mercado. […].*

*En el segundo caso el autor ha seleccionado 4 indicadores financieros que determinen la salud financiera de una entidad, […]. Sobre la base de esta información se tiene como base el hecho de que captura la coyuntura actual de cada IFI, pero tiene la limitación de que no incorpora en su análisis otro tipo de alertas de riesgo […].*

*Sin embargo, a pesar de las particularidades antes enunciadas se ha observado que las mismas logran asignar adecuadamente un porcentaje de riesgo a cada IFI. Por lo que se podría pensar que la calificación publicada por la SBS es la más adecuada para la construcción de modelos de alerta temprana, debido a que estas empresas tienen acceso a la información que no es de dominio público.”*

Por otra parte, si bien el autor “*ha seleccionado de entre los índices de bancarización a la relación que mide el número de depositantes para la población total”*, a fin de discriminar de mejor manera la prima ajustada por riesgo, se podría pensar que a futuro otros investigadores sobre el mismo tema podrían contrastar los resultados obtenidos con una variable diferente de discriminación, como es la participación porcentual de los depósitos asegurados con relación al monto del Fondo del Seguro de Depósitos u otras que consideren pertinente.

**CONCLUSIONES**

* Sobre la base de los hechos históricos relatados en el primer capítulo se evidencia que el país atravesó por una profunda crisis en el ámbito político, económico y financiero, lo que conllevó a realizar cambios estructurales fundamentales, como fue por ejemplo la modificación de la política monetaria (adopción del dólar como moneda de curso legal); y, la creación de la Ley de Salvataje Bancario derivada de la caída de varias instituciones financieras.

Cabe resaltar que la crisis financiera atravesada en el periodo de 1996 a 1998, además de los factores exógenos, se atribuyó a la concentración de créditos y a la asignación de créditos vinculados, los cuales fueron los principales detonantes de la crisis, situación que generó no solo un costo para el estado sino además el trauma social generalizado de los clientes de las instituciones financieras cerradas.

Sin embargo, el gobierno de turno en su esfuerzo por generar confianza hacia el sistema financiero creó la Agencia de Garantía de Depósitos (AGD) en diciembre de 1998, “*entidad encargada de pagar la garantía de los depósitos que registran las instituciones del sistema financiero sujetas al control de la Superintendencia de Bancos y Seguros; garantía que en un principio se estableció de manera ilimitada en lo que se refiere a la cuantía, que abarcó, además, a las entidades off-shore de las instituciones financieras nacionales; y, que el mencionado cuerpo legal ha sido objeto de varias reformas posteriores, referidas principalmente a la limitación del monto de la garantía, y a la exclusión de la cobertura a las entidades off-shore*”[[32]](#footnote-33).Bajo esta perspectiva se viabilizó crear una nueva arquitectura financiera, la cual se encuentra alineada bajo estándares internacionales de transparencia y buenas prácticas.

En función de lo indicado nace la Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera, la cual está conformada por cuatro pilares fundamentes: supervisión bancaria preventiva y oportuna, el fondo de liquidez, el fondo de garantía de depósitos y el nuevo esquema de resolución bancaria.

Bajo este ámbito legal se observa que la labor principal de la Corporación del Seguro de Depósitos (COSEDE) es el de administrar el sistema de seguro de depósitos. Seguro que está conformado entre otros rubros, por los aportes que deben realizar las instituciones financieras mensualmente, sobre la base de la prima fija y ajustada por riesgo, las cuales son determinadas por el Directorio de la COSEDE.

En tal sentido, se ha desarrollado una propuesta metodológica, fundamentada en un modelo estadístico, que logre estimar adecuadamente el valor de la prima ajustada por riesgo, diferenciada por IFI, la cual servirá de insumo para determinar el monto del aporte.

* Para desarrollar el modelo estadístico se elaboró previamente una base de datos metodológica de indicadores financieros, con la finalidad de identificar y categorizar los ratios con mayor representatividad e incidencia en la salud financiera de una entidad, para lo cual se recopiló información mensual de los balances financieros publicados por la Superintendencia de Bancos y Seguros, desde diciembre 2002 a mayo del 2010, de las todas las cooperativas de ahorro y crédito que consolidaron a enero del 2003, con la finalidad de recalcularlos conforme la metodológica aplicada a mayo del 2010. Este proceso se desarrolló con la finalidad de que los ratios calculados sean comparables en el tiempo, además de servir de insumo para la creación de nuevos ratios.

La agrupación de los indicadores financieros se la realizó bajo la perspectiva del método CAMEL, el cual al ser evaluado en su conjunto logra medir la vulnerabilidad de una entidad financiera. Adicionalmente, para un mejor entendimiento de los ratios se conceptualizó y se estableció un nivel de riesgo para cada uno de ellos, así como también se incluyó un breve análisis financiero con el propósito de entender el significado y relevancia de cada indicador en la salud financiera de la IFI. En tal sentido, sobre este abanico de ratios se identificó que los más importantes son Cobertura Patrimonial de Activos, Activos productivos / Pasivos con Costo, Grado de Absorción y Liquidez de 1-90 días, a criterio del autor.

Cabe señalar que la selección realizada tuvo como premisa fundamental el poder evaluar con facilidad la calidad del indicador financiero bajo un determinado umbral de tolerancia, esto es, para unos casos valores superiores al 100% reflejan un nivel óptimo y por tanto un perfil de riesgo bajo; por el contrario sí presentan posiciones inferiores se cataloga con riesgo alto.

Como se evidencia, el propósito de este proceso no se centra solamente en identificar los indicadores más representativos, sino también el entregar una guía didáctica conceptual que sirvan de soporte para el análisis.

De la categorización realizada a cada uno de los indicadores financieros (bueno o malo) se procedió a asignar una calificación a cada cooperativa, con el objeto de que la misma se constituya en la variable objeto por pronosticar a través del modelo estadístico seleccionado para el efecto.

* El desarrollo metodológico seguido tomó como referencia dos criterios: la metodología aplicada por el Banco de la República de Colombia, institución que señala que mediante la aplicación de los modelos logit o probit se logra determinar apropiadamente la probabilidad de vulnerabilidad financiera de una IFI; y, el modelo denominado árboles de clasificación. En ambos casos, sus estimaciones se encuentran acotadas entre 0 y 1, logrando interpretar el dato pronosticado como la probabilidad de que una IFI tenga mayor vulnerabilidad que otra.

Cabe señalar que los métodos logit y árboles de clasificación son modelos probabilísticos de respuesta dicotómica; los cuales tienen como finalidad modelizar una variable índice, inobservable o latente.

Es así como a través de estos modelos se logra obtener estimaciones de probabilidad de que una IFI pueda ser considerada mala (mayor vulnerabilidad financiera); así como también el identificar factores de riesgo que determinan dicho comportamiento. Cabe señalar que un *“árbol de clasificación no es más que un conjunto de nodos y arcos donde distinguimos: Nodo raíz que representa a toda la población y no tiene arcos entrantes. Nodos terminales que representa la partición final. Nodos intermedios cuyos arcos salientes apuntan a los nodos hijos. La presentación de la información se hace en un diagrama en forma de árbol invertido donde el proceso recursivo, muy esquemáticamente, se traduce en los siguientes pasos: en nodo raíz, nodos hijos y nodos terminales. Es preciso señalar que de acuerdo a lo que establece su metodología un árbol cumple la propiedad de tener un camino único entre el nodo raíz y cada uno de los demás nodos del árbol”[[33]](#footnote-34).*

Para la construcción de un índice de riesgo para cada IFI fue necesario identificar la variable por pronosticar, para lo cual se utilizó dos variables objeto con el propósito de contrastar los resultados obtenidos; esto es, la calificación de riesgo entregada por las calificadoras a la Superintendencia de Bancos y Seguros; y, la calificación definida de manera subjetiva por el autor de la presente investigación. En ambos casos se han asignado valores categóricos entre 0 y 1 para identificar IFI’s buenas (0) e IFI’s malas (1).

Las variables seleccionadas como explicativas parten de los indicadores CAMEL; y, de algunas variables macroeconómicas; las cual tienen como finalidad medir el riesgo total que tiene una IFI, esto es, por un lado el riesgo sistémico (variables macroeconómicas); y, por el otro el riesgo no sistémico (propio de la entidad).

Para identificar las mejores variables explicativas se seleccionó primeramente aquellas que mejor explican a las IFI’s catalogadas como malas, para lo cual se utilizó la metodología de los árboles de clasificación, y por medio de una prueba chi cuadrado se pueda evaluar la independencia que tiene cada variable independiente con la variable objeto. De las variables que mejor explican se analizó el cambio del índice chi cuadrado de cada variable para seleccionar las mejores.

Uno de los supuestos para la construcción de los modelos logísticos es que exista una relación lineal entre la variable dependiente binaria (0-1) y las variables explicativas, en tal sentido para identificar la relación existente se utiliza los árboles de clasificación, de tal manera que si existe una relación no lineal entonces se puede incorporar esta información en el modelo como una variable categórica; por otro lado, si existe una relación lineal se incorpora esta información en el modelo como una variable continua.

En los modelos logísticos se analiza el aporte de información que tiene una variable para identificar a una IFI como mala, para lo cual se analizó el Índice Odds (() conocido como la razón de probabilidades; esto es, si este índice toma el valor de 1 hay la misma probabilidad de que la IFI sea catalogada como buena (0) y mala (1), sí es menor que 1 indica que existe menor probabilidad de que ocurra la alternativa 0, caso contrario si es mayor que 1.



Con el propósito de analizar la robustez del modelo se aplicó la siguiente validación: Análisis el seudo R2, interpretación que es similar al R2 de la regresión lineal, el cual tiene como finalidad comparar la mejora de la predicción cuando se incluye las variables independientes. La prueba de bondad de ajuste de Hosmer Lemeshow, se aplica a todos los datos de manera agrupada, y permite comparar el número de IFI’s estimadas como malas vs las IFI’s malas reales, si estos números son equivalentes se puede decir que discrimina adecuadamente el modelo. La curva ROC, permite comparar gráficamente el porcentaje de IFI’s malas catalogadas como malas contra el porcentaje de IFI’s buenas catalogadas como malas. La matriz de confusión permite estimar el error tipo I y tipo II del modelo logístico.

Se seleccionó como modelo alternativo de predicción a los árboles de clasificación, los cuales tienen como objeto identificar perfiles de clientes similares, para este caso, lo que se busca es identificar las mejores variables que permitan caracterizar las instituciones financieras consideradas como malas, para lo cual se utilizan algunos indicadores de eficiencia del modelo como son el índice de ganancia, respuesta y mejora, como se señaló antes.

El índice de ganancia tiene como objetivo medir el poder discriminatorio del modelo; esto es cuantificar que porcentaje de nodos terminales capturan la mayor cantidad de IFI’s malas; el segundo indicador de respuesta analiza el porcentaje de IFI’s malas que tiene cada nodo terminal; y, el tercer indicador compara el porcentaje de IFI’s malas con las buenas en cada nodo.

Por su parte la validación del árbol de clasificación tiene como finalidad verificar el poder discriminatorio de cada nodo terminal para identificar la proporción de IFI’s malas. Sin embargo es necesario cuantificar el nivel de error que puede causar este modelo, para lo cual se utiliza la matriz de confusión, que no es más que una tabla sencilla de 2x2, en la cual se muestra la distribución de las IFI’s buenas y malas observadas y estimadas.

De los resultados obtenidos del modelo logístico como de árboles de clasificación se observa que la probabilidad de vulnerabilidad financiera obtenida para cada una de las IFI’s, es similar. Sin embargo, cuando se analizan las probabilidades obtenidas a través de la calificación de riesgos publicada por la Superintendencia de Bancos y Seguros vs. la calificación realizada por el autor, se observa que la primera tiene una menor dispersión. Por lo que la autora de la presente tesis considera más adecuado utilizar la calificación de riesgos de las calificadoras para determinar el valor de la prima ajustada por riesgo, debido a que estas empresas incluyen información adicional que no es de dominio público.

Adicionalmente, de los modelos analizados en la presente tesis se determinó que el modelo logístico es el más apropiado debido que existen indicios sobre su aplicabilidad en otros países; tal es el caso del Banco de la República de Colombia para determinar el IFU “Indicador Financiero Único”; y, del Banco Central de Reservas de Perú para estimar la probabilidad individual de que una entidad presente fragilidad financiera.

Una vez que se seleccionó como mejor modelo al logístico se incluyó una variable adicional para mejorar el poder discriminatorio, para lo cual se incluyó una variable adicional, la cual es distinta a las ya estudiadas, pero tiene la connotación de medir el riesgo de concentración y su impacto social, por lo que se seleccionó de entre los índices de bancarización a la relación que mide el número de depositantes para la población total, para de esta forma llegar a establecer la Prima Ajustada por Riesgos diferenciada por entidad.

Es así como a través de este procedimiento los resultados obtenidos lograron alcanzar el objetivo de ésta tesis; esto es, determinar el valor de la Prima Ajustada por Riesgo diferenciada por entidad.

**RECOMENDACIONES**

Del estudio realizado se observó que existen nuevos hallazgos, como la calificación realizada a través de la Metodología GREC, por parte de la Superintendencia de Bancos y Seguros, en tal sentido y en la medida que se tenga acceso a dicha calificación, considero importante que nuevas investigaciones sobre este tema contrasten los resultados obtenidos incorporando esta nueva variable frente a las variables objeto estudiadas en esta tesis.

Finalmente se pone a consideración de la COSEDE, la contribución teórica plasmada en este trabajo como un elemento que coadyuve a determinación de la Prima Ajustada por Riesgo, que de acuerdo al marco legal tiene la responsabilidad de determinarla.

**5. BIBLIOGRAFIA**

**Normas y leyes:**

1. Congreso Nacional del Ecuador, *Ley Reformatoria a la Ley No. 98-17 de Reordenamiento en Materia Económica en el Área Tributario-Financiera, de la Ley de Régimen Monetario y Banco del Estado y de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero*, Artículo 29.
2. Asamblea Nacional, *Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera-Título XV De la Corporación del Seguro de Depósitos,* Quito, Tercer Suplemento Registro Oficial No. 498, 2008.
3. Superintendencia de Bancos y Seguros, *Codificación de Resoluciones de la SBS y Junta Bancaria- Título XXVI De la Corporación del Seguro de Depósitos*, Quito, 2009, p. 594-602

**Libros:**

1. Stephen A. Ross, Randolph W. Westerfield y Jeffrey F. Jaffe, *Tercera Edición Finanzas Corporativas*, Colombia, Irwin, 1995, p. 253-371
2. Edwin Galindo, *Estadística para la Administración y la Ingeniería,* Quito, Gráficas Mediavilla Hnos., 1999, p. 217-273
3. Raymond Anderson, *The Credit Scoring Toolkit - Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*, United States, 2007, p. 204-206

**Páginas web:**

1. Fondo de Garantía de Depósitos de Argentina, “Los Sistemas de Seguros del Mundo”, extraído el 04 de febrero del 2010 desde <http://www.sedesa.com.ar/Section.aspx?Id=151&Seccion=151>
2. Fondo de Seguro de Depósitos del Perú, “Informe de Gestión”, 2008, extraído 04 de febrero de 2010 desde <http://www.fsd.org.pe/esp/memoria/memoria2008/InformedeGestion-2008.pdf>
3. Fondo de Garantías de Instituciones Financieras de Colombia, “Circular Externa 007”, 2002, extraído el 04 de febrero de 2010 desde <https://www.fogafin.gov.co/Principales/circulares.html>
4. Kerly Conforme Castro, Verónica Morocho Toro, Leevan Cleef Ojeda Domínguez y María Elena Romero Montoya, “Determinación de los Riesgos Financieros β para las Empresas Ecuatorianas: Caso Banco del Pichincha”, extraído el 04 de febrero del 2010 desde <http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/1326/1/2569.pdf>
5. Rosa Matilde Guerrero, Kurt Focke, Florencia Rossini, “Redes de seguridad financiera aspectos conceptuales y experiencias recientes en América Latina y el Caribe”, extraído el 05 de julio del 2010 desde http://www.uamericas.edu.ec/downloads/investigaciones/Redes%20de%20Seguridad%20Financiera%20-%20R%20Guerrero%20K%20Focke%20y%20F%20Rossini.pdf
6. Milton Maya Días, “Las pequeñas cooperativas rurales: surge un nuevo actor económico”, extraído el 30 de junio del 2010 desde <http://www.grupochorlavi.org/php/doc/documentos/mmaya.pdf>
7. Comisión Anticorrupción, “Recuperar la memoria es la única forma de recuperar el presente”, extraído el 30 de junio del 2010 desde <http://www.comisionanticorrupcion.gov.ec/documentos/informe_10_anios/C1_Quiebra_Sistema_Financiero.pdf>
8. Fernando Pineda G., José Hernán Piñeros G., “Reporte de Estabilidad Financiera”, extraído el 25 de diciembre del 2010, desde http://www.banrep.gov.co/documentos/publicaciones/report\_estab\_finan/2009/marzo\_indicador.pdf
9. Denisse S. Hidalgo Loffredo, Omar R. Yturralde Farah, “El Sistema de Seguros de Depósitos en el Ecuador y sus Efectos en la Economía Nacional”, extraído el 05 de enero del 2011, desde <http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/328/1/575.pdf>

Milton Maya Días, “Las pequeñas cooperativas rurales: Surge un nuevo actor económico”, extraído el 19 de febrero del 2011, desde http://www.grupochorlavi.org/php/doc/documentos/mmaya.pdf

**ANEXO II.I**

**BASE METODOLÓGICA DE LOS MODELOS DISCRIMINANTES APLICADOS**

**Construcción de los Modelos discriminantes**

**Introducción[[34]](#footnote-35)**

“Existen dos enfoques para la estimación estructural de los modelos de elección discreta. El primero hace referencia a la modelación de una variable latente (variable dependiente Y) a través de una función índice que trata de modelizar la variable inobservable o latente. El segundo de los enfoques permite interpretar los modelos de elección discreta bajo la teoría de la utilidad aleatoria, de tal manera que la alternativa seleccionada en cada caso será aquella que maximice la utilidad esperada.

Bajo el primer enfoque lo que se trata es de modelizar una variable índice, inobservable o latente no limitada en su rango de variación *It .* La variable latente está relacionada con sus características a través de un modelo de regresión:



Donde

Corresponde a la variable latente en el tiempo t



Corresponde a las variables independientes en el tiempo t



Corresponde al parámetro de la variable independiente



: Corresponde al error aleatorio para el tiempo t



Cuando la variable latente supera un determinado nivel, la variable discreta toma el valor de 1, y si no supera toma el valor de 0. La variable latente depende de un conjunto de variables independientes (ratios financieros y variables macroeconómicas) que generan las alternativas que se dan en la realidad y que permite expresar el modelo dicotómico[[35]](#footnote-36) de la siguiente manera:



Donde el supuesto sobre la distribución åi determina el modelo por estimar de la siguiente manera:

* Si se supone una función con distribución uniforme, se utiliza el modelo lineal de probabilidad truncado[[36]](#footnote-37)
* Si se distribuye como una normal con media cero y varianza uno, el modelo generado será un Probit.
* Si se supone como una curva logística, se trataría de un modelo Logit.

De lo anterior, se puede decir que un modelo probabilístico queda completamente definido de la siguiente manera:



Con el modelo así definido, la variable dependiente del modelo dicotómico representa la probabilidad de ocurrencia del fenómeno analizado.

El segundo de los enfoques para la interpretación de los modelos de respuesta dicotómica[[37]](#footnote-38) es el que hace referencia a la modelización a través de la formulación de una utilidad aleatoria. Bajo este enfoque, un individuo debe adoptar una decisión que le permita elegir entre dos alternativas excluyentes (1 o 0) maximizando la utilidad esperada que le proporciona cada una de las alternativas posibles sobre las que se tiene que decidir, es decir, el individuo i-ésimo elegirá una de las dos alternativas dependiendo de que la utilidad que le proporciona dicha decisión sea superior a la que el proporciona su complementaria.

La formulación del modelo bajo esta teoría parte del supuesto de que la utilidad derivada de una elección Uio (Ui=0) es función de las variables independientes de dicha decisión, que son las características propias de cada una de las alternativas de elección y las características personales propias del individuo. Así, suponiendo linealidad en las funciones se tiene:



Donde los recogen las desviaciones que tienen los agentes respecto del comportamiento del agente medio y que se debe a factores aleatorios. El agente i elegirá la opción j=1 si la utilidad de esa decisión supera la de la opción j=0 y viceversa, de tal manera que se tiene lo siguiente:



Donde el modelo dicotómico queda completamente definido por:



Nótese que para ambos enfoques antes mencionados, justifican en términos estructurales la existencia de los modelos probabilísticos bajo dos teorías económicas alternativas, dando como resultado la misma expresión final del modelo probabilístico.”

Aspectos teóricos de los modelos logísticos

“La estimación e interpretación de los modelos probabilísticos lineales plantea una series de problemas que han llevado a la búsqueda de otros modelos alternativos que permitan estimaciones más confiables de las variables dicotómicas. Para evitar que la variable dependiente estimada pueda encontrarse fuera del rango (0,1) las alternativas disponibles son utilizar modelos de probabilidad no lineal, donde la función de especificación utilizada garantice un resultado en la estimación comprendido entre 0 y 1. Las funciones de distribución cumplen este requisito, ya que son funciones continuas que toman valores entre 0 y 1.

Dado que el uso de una función de distribución garantiza que el resultado de las estimaciones esté acotado entre 0 y 1, en principio las posibles alternativas son varias, siendo las más habituales la función logística, que ha dado lugar al modelo Logit y Probit.”[[38]](#footnote-39)

Actualmente los modelos Logit son utilizados en muchas áreas de las ciencias como la Economía, Medicina, Biología, Psicología, entre otros. La ecuación o función del modelo Logit se define como:



**Donde:**

: Corresponde a una variable cualitativa binaria, donde 1 corresponde a una institución frágil y 0 otro caso.



Corresponde a los parámetros del modelo logístico de la variable independiente i.



X: Corresponde a la variable independiente del modelo logístico.

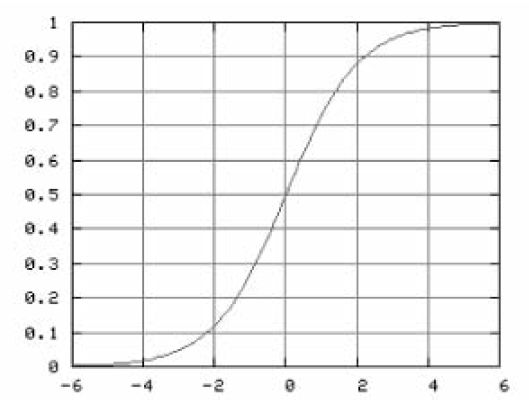
: Corresponde al error del modelo logístico que sigue una distribución logística.



Esta expresión habitualmente denota a P como una función de probabilidad, e Z indica una combinación lineal. Así la función logística presenta una forma sinusoide en la que observamos que para valores pequeños de la variable Y la función experimente un crecimiento lento, que aumentara rápidamente a medida que aumenta la variable (en este tramo se asemeja a un crecimiento exponencial) y, finalmente se ralentiza para valores altos de Y, alcanzando su cuota máxima situada en el valor 1.

Gráfico No. 1 Representación Grafica del Modelo Logit

FORMA SINUSOIDE



El significado de la ecuación depende de la definición de las variables. Por ejemplo en Biología es frecuente que P sea la función de probabilidad del suceso dicotómico[[39]](#footnote-40) supervivencia o muerte del organismo observado cuando es sometido a un estimulo continuo, expresado este en un modelo lineal.

Dentro de los modelos Logit se distingue modelos de respuesta dicotómica y de respuesta múltiple[[40]](#footnote-41), según la variable dependiente a modelizar; en el presente estudio lo que se requiere es analizar el comportamiento de las instituciones financieras que pueden ser catalogadas como buenas o malas, dando a lugar que el modelo por construir tiene como variable dependiente a una con respuesta dicotómica.

Cabe mencionar que el modelo Logit, además de obtener estimaciones de probabilidad de que una institución pueda ser considerada como mala, permite identificar los factores de riesgo que determinan dicho comportamiento. El modelo Logit Dicotómico presenta las siguientes características:

* **Variable dependiente binaria**: La cual identifica al individuo a una de las dos posibles categorías.
* **Variables independientes o exógenas**: son las variables que permiten discriminarse entre grupos y que permiten la pertenencia de un elemento a un grupo u otro.
* **Resultados de análisis**: es un vector de parámetros con valores numéricos, que son los coeficientes para cada uno de las variables independientes que hacen parte definitiva del modelo.

Para este estudio en donde la variable dependiente suele codificar con 0 para presentar la no ocurrencia del evento estudiado por la cooperativa i; y, toma el valor de 1 para presentar la ocurrencia del evento, donde i = 1,2,3,…,N es un indicador para las entidades (las cooperativas) y t = 1,2,3…,t corresponde a un indicador para los periodos de tiempo.

Para facilitar la exposición se puede expresar la ecuación anterior como:



Donde:



La ecuación anterior representa lo que se conoce como una función de distribución logística (acumulativa). Es fácil verificar que a medida que Zi se encuentre dentro de un rango de -∞ a + ∞, , se encuentra dentro de un rango de 0 a 1 y que , no se encuentra linealmente relacionado con Zi (es decir con Xi).



Si , es la probabilidad de que la cooperativa i sea considerada en crisis entonces (1 – Pi), la probabilidad de que una entidad no se encuentre en crisis.



Por consiguiente se puede expresar la ecuación de la siguiente forma:



Ahora , es sencillamente la razón de probabilidades (“Odds Ratios”) este es el cociente entre las probabilidad de que ocurra un hecho, o de que se elija la opción 1, frente a la probabilidad de que no suceda el suceso, o de que se elija la opción 0. Su interpretación es la ventaja o preferencia de la opción 1 frente a la 0, es decir, el número de veces que es más probable que ocurra que una cooperativa i se encuentre en crisis frente a que no se encuentre en crisis.



Los Odds Ratios, siempre serán mayor o igual que 0. El campo de variación va desde 0 hasta + ∞ y, su interpretación se realiza en función de que su valor sea igual, menor o mayor que la unidad:

* Si toma el valor de 1, significa que hay la misma probabilidad de que ocurra la alternativa 1 como de que ocurra la alternativa 0.
* Si toma el valor menor que 1 indica que la alternativa 1 tiene menos probabilidad que la ocurrencia de la alternativa 0. Se considera menor que 1 cuando el valor de los Odds ratios es menor que 0.5.
* Si el valor es mayor que 1, significa que existe una mayor probabilidad de que ocurra la alternativa 1 que la alternativa 0.

Finalmente, si se toma el logaritmo de la ecuación anterior se obtiene el siguiente resultado:



Donde:

: representa el logaritmo del ratio de la probabilidad de éxito sobre la probabilidad de fracaso.



corresponde al parámetro de la variable independiente X en la regresión lineal.



X: corresponde a la variable independiente de la regresión lineal.

Es decir, Li, el logaritmo de la razón de las probabilidades no es solamente lineal en Xi, sino también (desde el punto de vista de estimación) lineal en los parámetros, L es llamado Logit y, de aquí el nombre Modelo Logit.

Si el Logit, es positivo, significa que cuando el valor de las independientes se incrementa, aumenta las posibilidades de que la regresadas sean igual a 1 (lo que indica que sucederá algo de interés). Caso contrario si el Logit es negativo, las posibilidades de que la regresada iguale a 1 disminuya conforme la X se incrementa. A continuación se describen los contrastes más utilizados en la literatura econométrica para medir la bondad del ajuste en el Modelo Logit:

* **Prueba Omnibus**

Esta prueba es útil para analizar la significancia conjunta de las componentes del modelo, donde:



Donde se trata de probar conjuntamente que los parámetros de regresión son diferentes de cero de manera conjunta.

* **Tabla de clasificación**

También llamada matriz de confusión, es una forma sencilla de evaluar el ajuste del modelo de regresión logística, no es tan objetiva pero se usa como indicador de bondad de ajuste. Es una tabla sencilla de 2x2, en la cual se muestra la distribución de los clientes buenos y malos, es decir cuando y=0 e y=1 respectivamente, conjuntamente con la clasificación a cualquiera de las dos categorías según la probabilidad estimada. La interpretación se hace mediante los porcentajes de objetos bien clasificados, esto es, aquellos que mediante la probabilidad estimada permanece en su respectiva categoría. También se interpreta el porcentaje de objetos mal clasificados, esto es, aquellos que mediante la probabilidad estimada se asignan a categorías diferentes en la cual fueron observados, tal como se aprecia en la siguiente figura.

Tabla No. 1 Representación de la tabla de confusión[[41]](#footnote-42)

”



**Nota:** P12 y P21 denota a los erros y P11 y P22 a los aciertos.

Por ejemplo: Si nos ubicamos en P12 indica cuántas veces el modelo señala que es bueno cuando realmente es malo.

Donde Yi representa a la variable dependiente la cual puede tomar valores de cero o de uno. Para una mejor ilustración de la tabla No. 1 a continuación se explica más detalladamente la misma: P11 y P22 corresponden a las predicciones con baja probabilidad de ocurrencia del objeto de estudio (valores 0 bien predichos en el primer caso y valores 1 bien predichos en el segundo caso), los valores P12 y P21 representan la probabilidad de ocurrencia del objeto en estudio con valores 0 y 1 mal predichos en ambos casos. “A partir de estos valores se pueden definir los valores que aparecen en el siguiente cuadro:”[[42]](#footnote-43)



**Nota:** Solamente se han presentado los índices analizados en la presente tesis.

* **Prueba de Hosmer – Lemeshow**

“Esta es una medida global de exactitud predictiva, y fue diseñado por David W. Jr Hosmer y Stanley Lemeshow en 1989. Dicho contraste consiste en realizar comparaciones entre el valor estimado y el observado por grupos. Para ello las observaciones se dividen en j grupos (generalmente 10) aproximadamente iguales, dividiendo el recorrido de la probabilidad en deciles de riesgo (esto es probabilidad de ocurrencia del fenómeno < 0.1, < 0.2, así hasta llegar a 1).

Cada uno de los grupos contiene nj observaciones, y en cada uno de los J grupos se define:

- como la suma de los valores 1 en cada uno de los grupos



- como la media de los valores predichos en cada grupo

A partir de esta información se puede construir una tabla de contingencia a través de la que se compara tanto la distribución de ocurrencia, como la de no ocurrencia prevista por la ecuación y los valores realmente observados. El contraste se realiza comparando las frecuencias observadas y esperadas a través del cálculo del estadístico.

Hosmer Lemeshow demuestra que cuando el modelo es correcto este estadístico sigue una distribución chi-cuadrado con J-2 grados de libertad, por lo que los valores menores al estadístico calculado respecto al teórico indicaran un buen ajuste del modelo.” [[43]](#footnote-44)

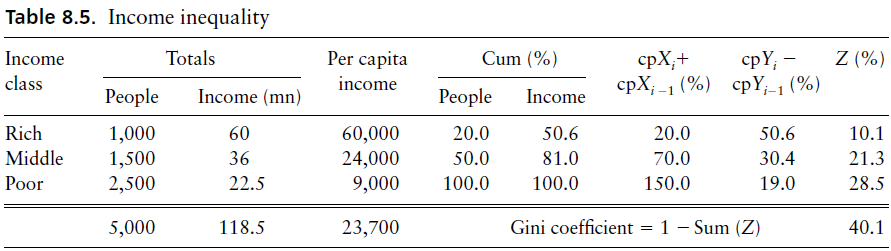
* **Coeficiente de Gini**

“El ideólogo y estadístico italiano Corrado Gini (1884-1965), autor de Las bases científicas del fascismo (1927), desarrolló en 1912 un método para medir la desigualdad de una distribución en su obra Variabilità e mutabilità. En ella introdujo el valor de 0 para expresar la igualdad total y el valor de 1 para la máxima desigualdad. Este método se aplica en el estudio de la distribución de desigualdad en ciencias de la salud, ingeniería, ecología, química, transporte, etc. Pero quizá donde tiene su uso más característico es en el estudio de la desigualdad de los ingresos que se realiza en Economía. Sobre el Coeficiente de Gini y sus ventajas como medida de desigualdad frente a otros indicadores.

El Coeficiente de Gini se basa en la Curva de Lorenz, que es una representación gráfica de una función de distribución acumulada, y se define matemáticamente como la proporción acumulada de los ingresos totales (eje y), que obtienen las proporciones acumuladas de la población (eje x). La línea diagonal representa la igualdad perfecta de los ingresos: todos reciben la misma renta (el 20% de la población recibe el 20% de los ingresos; el 40% de la población el 40% de los ingresos, etc.). En la situación de máxima igualdad o equidad distributiva, el Coeficiente de Gini es igual a cero (el área A desaparece): a medida que aumenta la desigualdad, el Coeficiente de Gini se acerca al valor de 1. Este coeficiente puede ser considerado como la proporción entre la zona que se encuentra entre la línea de la igualdad y la curva de Lorenz (marcada con “A” en el diagrama) sobre el área total bajo la línea de igualdad. Es decir, G = A / ( A + B) . También es igual a A\*2, dado que A + B = 0,5.

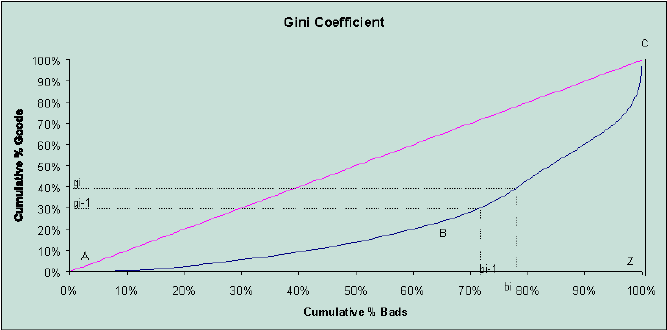


[[44]](#footnote-45)



El Coeficiente de Gini se calcula como el cociente entre el área comprendida entre la diagonal de perfecta igualdad y la Curva de Lorenz (área A en el gráfico, sobre el área A+B). A medida que mejora la equidad el área A disminuye y la Curva de Lorenz (línea roja) se acerca a la diagonal de 45% (línea verde). Si la Curva de Lorenz se aleja de la diagonal, aumenta la desigualdad a la misma velocidad que aumenta el área “A”. Si la desigualdad es total, el área B desaparece y queda sólo el área A, lo que indica que una sola familia se queda con el total de los ingresos (línea azul). En el ejemplo de la gráfica el primer quintil (20% de la población) se queda con el 4% del ingreso; el 40% de la población, con el 12% (aumenta un 8% en relación al primero), el 60% con el 22% del ingreso y el 80% de la población con el 42% del ingreso acumulado. En este caso el Coeficiente de Gini es 0,48.”[[45]](#footnote-46)

En modelos logísticos, este índice mide la eficiencia del modelo. Esto se hace comparando el porcentaje de los buenos contra el porcentaje de los malos clientes para los mismos puntajes. Si el porcentaje de malos se traza contra el porcentaje de buenos para una serie de bandas de puntajes, el resultado es una curva (ABC). El coeficiente de Gini es el área entre la curva (ABC) y la línea de eficiencia nula (AC) establecida como un porcentaje del área del triangulo (ACZ), tal como se aprecia en la siguiente figura.



**Aspectos teóricos de los árboles de clasificación**

El análisis financiero utiliza con frecuencia el análisis logístico para tratar con los problemas de clasificación, aunque raramente discute sus limitaciones, que están bien documentadas en cualquier texto básico de estadística multivariante. En la mayoría de las investigaciones se supone tácita o explícitamente que las variables utilizadas como independientes se distribuyen adecuadamente y que la muestra se ha elegido según las especificaciones del muestreo aleatorio simple. En la práctica, y aunque la no verificación de la hipótesis sobre la distribución de las variables sólo afecta marginalmente, la existencia de valores atípicos, pequeños tamaños muestrales o grupos desproporcionados, afectan a los resultados de la clasificación, haciendo que el modelo se vuelva inestable y ofrezca pobres resultados en las muestras de validación.

Cuando el objetivo es, precisamente, una buena clasificación, deben utilizarse técnicas alternativas, como los no paramétricos que se conoce como “partición recursiva binaria” o, más comúnmente, “árboles de clasificación”.

Aunque los fundamentos teóricos de los árboles de clasificación se desarrollan en 1960, los requerimientos computacionales limitan sus aplicaciones hasta fechas muy recientes. Breiman et al (1984) fueron los responsables de introducirlos dentro de las técnicas estadísticas. Hoy en día existen varios Algoritmos que formulan árboles, SPSS, CART, C4.5, DTREG, entre otros. De entre todos hemos elegido el método denominado CART (Classification and Regression Trees). Como principales ventajas destacamos, entre otras, que:

1. No necesita hipótesis acerca de la distribución de las variables,
2. Puede trabajar con datos de distintos tipos: categóricos y continuos,
3. Sus resultados son robustos a los valores atípicos,
4. Son invariantes a transformaciones monótonas de los datos, tales como el logaritmo neperiano,
5. Permite combinaciones lineales entre las variables; y,
6. Selecciona automáticamente las variables que más reducen los errores de clasificación.

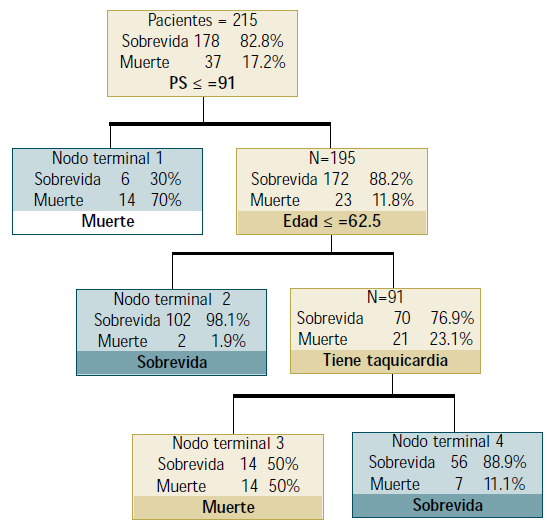
### Estructura de los arboles de clasificación

“Un árbol es un conjunto de nodos y arcos. Cada nodo representa un subconjunto de la población. Distinguimos: Nodo raíz que representa a toda la población y no tiene arcos entrantes. Nodos terminales que representa la partición final. Nodos intermedios cuyos arcos salientes apuntan a los nodos hijos. La presentación de la información se hace en un diagrama en forma de árbol invertido donde el proceso recursivo, muy esquemáticamente, se traduce en los siguientes pasos:

1. El nodo raíz es dividido en subgrupos (dos o más) determinados por la partición de una variable predictora elegida, generando nodos hijos.
2. Los nodos hijos son divididos usando la partición de una nueva variable. El proceso recursivo se repite para los nuevos nodos hijos sucesivamente hasta que se cumpla alguna condición de parada.
3. Algunos de los nodos resultantes son terminales, mientras que otros nodos continúan dividiéndose hasta llegar a un nodo terminal.
4. En cada árbol se cumple la propiedad de tener un camino único entre el nodo raíz y cada uno de los demás nodos del árbol.

Por ejemplo, en 215 pacientes que sufrieron un ataque al corazón se evaluaron variables socio demográficas, historia médica y exámenes de laboratorio. A los 30 días 37 pacientes murieron. Se presenta el Árbol de Clasificación desarrollado con el fin de estimar “El riesgo de un segundo ataque.

Gráfico No. 2 Ejemplo de un árbol de clasificación para pacientes que sobreviven



Nota: (1) Se consideran nodos terminales porque no se subdivide.

La lectura del árbol de clasificación para este ejemplo es el siguiente: De 215 pacientes se quiere estimar el riesgo de un nuevo ataque cardiaco cuando los pacientes tienen un peso corporal menor o igual a 91 kilos, se identifica que existen 20 pacientes con un peso menor a lo señalado y, 195 con un peso mayor a 91 kilos; de los 195 pacientes con 91 kilos se ha observado que otra variable predominante es la edad por lo que se realiza una nueva discriminación, esto es, agrupa a pacientes menores a 62.5 años y mayores; finalmente de los 91 pacientes mayores a 62.5 años se discrimina aquellos que tienen taquicardia que les provoca la muerte y aquellos que sobreviven.

En el proceso recursivo descrito se deben establecer algunos criterios:

1. Cómo son los cortes posibles y un número máximo de cortes determinados por un predictor desde el nodo. Los cortes que se establecen para variables ordinales y de intervalo se realizan por intervalos consecutivos.
2. Una condición de admisibilidad para los cortes posibles.
3. Una medida de contenido de información del árbol respecto al conjunto de individuos o un criterio de optimización de los cortes; es decir, obtener la mejor combinación de cortes admisibles respecto a una variable predictora.
4. Determinar la descripción de la variable objetivo en los nodos del árbol. Para clasificación: El grupo con la mayor representación determina la clase a la que asigna el nodo. En caso de empates se puede elegir cualquiera. Para regresión: En los nodos se estiman las medias muestrales de la variable respuesta condicionadas a los nodos.
5. Una condición de parada para un nodo de un árbol. Por ejemplo, si el número de individuos en el nodo es inferior a un valor pre especificado, si la contribución del nodo a la calidad del árbol es mayor que otro umbral, si la profundidad del nodo es igual a un parámetro pre-especificado.

El criterio más importante en la construcción del árbol es la elección de una medida de contenido de información del árbol con respecto a las clases o variable de intervalo de interés ya que la elección de este criterio diferencia los algoritmos de selección. Medida de contenido de la información. Es la suma ponderada de una medida de contenido de la información H(.) de las hojas del árbol. H(.) es una función de incertidumbre o entropía aplicada a una distribución de probabilidad. Al ser ésta una medida aditiva en los nodos, en un paso del algoritmo es suficiente con optimizar el incremento de la medida de contenido de información del árbol en el nodo que se está explorando. En este caso, se obtiene la combinación de cortes que hace máxima la reducción de la incertidumbre en los nodos del árbol.”

Se han propuesto distintas definiciones de H(.), entre ellas:

* **Entropía de Shannon**; si se denomina a los nodos como t = 1, 2, . . . , T y p(g|t) a las probabilidades de que las observaciones que pertenecen al nudo g lleguen al nodo t, se define la impureza del nudo t como que es una medida de la entropía o diversidad. Esta es máxima cuando p(g|t) = 1/G. La variable que se introduce en un nodo es la que minimiza la heterogeneidad o impureza que resulta de la división en el nudo. La clasificación de las observaciones en los nodos terminales se hace asignando todas las observaciones del nodo al grupo más probable en ese nodo, es decir, el grupo con máxima p(g|t). Si la impureza del nudo es cero, todas las observaciones pertenecerían al mismo nudo, en caso contrario puede haber cierto error de clasificación. Cuando el número de variables es grande, el árbol puede contener un número excesivo de nudos por lo que se hace necesario definir procedimientos de poda o simplificación del mismo.



* **Índice de diversidad de Gini**; definida de la siguiente forma: g(t) = p1/t p2/t, donde pj/t representa la proporción de casos que pertenecen a la clase j (j = 1,2) que ha sido asignada al nodo t.

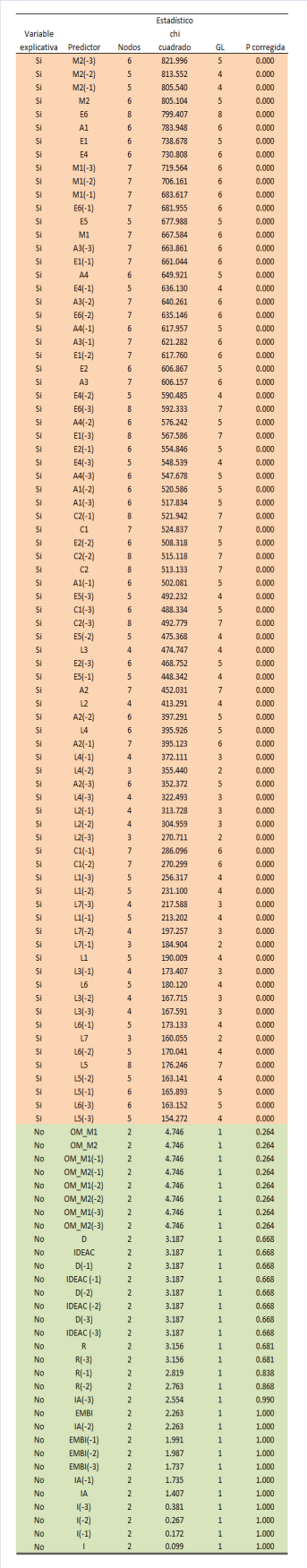
### Validación-Calidad del Árbol

“Generalmente la validación se realiza con una muestra independiente de la muestra diseño, para la que los valores de la variable respuesta son conocidos.

Técnica de poda: Se construye el árbol máximo y se crea una sucesión de subárboles del mismo, según las estimaciones de la calidad del árbol con la muestra de diseño y selecciona aquel que optimiza alguno de los criterios de calidad con la muestra validación (Breiman et al. 1984). En ausencia de la muestra de validación, se pueden exigir para la construcción del árbol criterios de parada más exigentes.”[[46]](#footnote-47)

**ANEXO II.II**

**Variables independientes del árbol de clasificación según la calificación de riesgo publicada por la Superintendencia de Bancos y Seguros**



**ANEXO II.III**

**Variables independientes del árbol de clasificación según la calificación de riesgo definida por la autora**



1. Denisse S. Hidalgo Loffredo, Omar R. Yturralde Farah, “El Sistema de Seguros de Depósitos en el Ecuador y sus Efectos en la Economía Nacional”, extraído el 05 de enero del 2011, desde http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/328/1/575.pdf [↑](#footnote-ref-2)
2. En la mañana del 8 de marzo de 1999, el entonces Superintendente de Bancos, Jorge Egas Peña, apareció en cadena nacional para anunciar el congelamiento de los depósitos. Esa medida fue vista como una estrategia para salvar al Banco del Progreso, que afrontaba una inminente quiebra y que de hecho, días más tarde, cerró sus puertas. [↑](#footnote-ref-3)
3. Milton Maya Días, “Las pequeñas cooperativas rurales: Surge un nuevo actor económico”, extraído el 19 de febrero del 2011, desde http://www.grupochorlavi.org/php/doc/documentos/mmaya.pdf [↑](#footnote-ref-4)
4. Superintendencia de Bancos y Seguros, “Macrofinanciero I”, extraído el 19 de febrero del 2011, desde http://www.superban.gov.ec/practg/sbs\_index?vp\_art\_id=477&vp\_tip=2&vp\_buscr=41 [↑](#footnote-ref-5)
5. (Denisse S. Hidalgo Loffredo, Omar R. Yturralde Farah, desde http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/328/1/575.pdf) [↑](#footnote-ref-6)
6. Congreso Nacional del Ecuador, Ley Reformatoria a la Ley No. 98-17 de Reordenamiento en Materia Económica en el Área Tributario-Financiera, de la Ley de Régimen Monetario y Banco del Estado y de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, Artículo 29. [↑](#footnote-ref-7)
7. Congreso Nacional del Ecuador, Ley Reformatoria a la Ley No. 98-17 de Reordenamiento en Materia Económica en el Área Tributario-Financiera, de la Ley de Régimen Monetario y Banco del Estado y de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, Artículo 21. [↑](#footnote-ref-8)
8. Rosa Matilde Guerrero, Kurt Focke, Florencia Rossini, “Redes de seguridad financiera: Aspectos conceptuales y experiencias recientes en América Latina y el Caribe”, extraído el 19 de febrero del 2011, desde http://idbdocs.iadb.org/wsdocs/getdocument.aspx?docnum=35164203 [↑](#footnote-ref-9)
9. (Rosa Matilde Guerrero, Kurt Focke, Florencia Rossini, desde http://www.uamericas.edu.ec/downloads/investigaciones/Redes%20de%20Seguridad%20Financiera%20-%20R%20Guerrero%20K%20Focke%20y%20F%20Rossini.pdf) [↑](#footnote-ref-10)
10. El término fue usado por primera vez por Baring refiriéndose al Banco de Inglaterra, estos dos autores fueron los primeros en sugerir la necesidad de que el Banco Central acuda en ayuda de los bancos comerciales en dificultades y provea de liquidez al sistema, sentando las bases de una política monetaria más discrecional. El fin último es asegurar la estabilidad del sistema financiero y evitar un efecto de contagio. [↑](#footnote-ref-11)
11. IADI, “Principios Básicos para un Efectivo Seguro de Depósitos”. Estos principios abarcan temas como la determinación de los objetivos de los seguros de depósitos (SD), pautas legales, principios de fondeo para los SD, funciones y poderes de los mismos, mecanismos de resolución de crisis y determinación del grado de cobertura. Junio 2009, extraído el 20 de noviembre del 2010 desde http://www.iadi.org/NewsRelease/JWGDI%20CBRG%20core%20principles\_18\_June.pdf [↑](#footnote-ref-12)
12. Superintendencia de Bancos y Seguros, Libro I.- Normas Generales para la Aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero – Título XVIII De la Disolución, del Proceso de Resolución Bancaria y Liquidación de Instituciones del Sistema Financiero, extraído el 20 de diciembre del 2010 desde http://www.superban.gov.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/normativa/nueva\_codificacion/todos/L1\_XVIII\_cap\_II.pdf [↑](#footnote-ref-13)
13. Asamblea Nacional, Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera-Título XV De la Corporación del Seguro de Depósitos, Quito, Tercer Suplemento del Registro Oficial No. 498, 2008. [↑](#footnote-ref-14)
14. Agrupación realizada conforme las Notas Técnicas 5 (Nuevo CUC) publicada por la Superintendencia de Bancos y Seguros, en su página web [www.superban.gov.ec](http://www.superban.gov.ec) [↑](#footnote-ref-15)
15. Se considera que la Cartera de Créditos es Bruta cuando no se incluye las provisiones que se encuentran referidas en la cuenta 1499. [↑](#footnote-ref-16)
16. Número de veces con que se repite una variable. [↑](#footnote-ref-17)
17. Fernando Pineda G., José Hernán Piñeros G., “Reporte de Estabilidad Financiera”, extraído el 25 de diciembre del 2010, desde http://www.banrep.gov.co/documentos/publicaciones/report\_estab\_finan/2009/marzo\_indicador.pdf [↑](#footnote-ref-18)
18. Son modelos de probabilidad de variable dicotómica (0 o 1) mediante los cuales es posible estimar la vulnerabilidad financiera de una entidad. [↑](#footnote-ref-19)
19. El autor de la presente tesis ha definido los términos "buenas" y "malas" como de menor y mayor vulnerabilidad financiera, respectivamente; por lo que el lector deberá considerar esta connotación al momento en que se refiere a estos términos. [↑](#footnote-ref-20)
20. Ver ANEXO II.I Base Metodológica de los Modelos Discriminantes Aplicados. [↑](#footnote-ref-21)
21. Datos de Panel: Series de Tiempo y de corte transversal. [↑](#footnote-ref-22)
22. Se tiene un problema de sobre parametrización cuando por ejemplo se sabe a priori que las variables independientes son 5, sin embargo si se incorpora 10 regresoras o más, los parámetros del modelo tienden a sobreestimar los valores reales de los parámetros, por lo que denota la importancia de la selección de las variables explicativas. Cabe señalar que para verificar que no se tenga un problema de sobre o sub parametrizacion es subjetivo, por lo que se centra en verificar la validez de los residuos. [↑](#footnote-ref-23)
23. Universidad de Chile, “Árboles de Clasificación y Regresión: Modelos Cart”. Un árbol es un conjunto de nodos y arcos. Cada nodo representa un subconjunto de la población. Distinguimos: Nodo raíz que representa a toda la población y no tiene arcos entrantes. Nodos terminales que representa la partición final. Nodos intermedios cuyos arcos salientes apuntan a los nodos hijos. La presentación de la información se hace en un diagrama en forma de árbol invertido donde el proceso recursivo, muy esquemáticamente, se traduce en los siguientes pasos:

    a. El nodo raíz es dividido en subgrupos (dos o más) determinados por la partición de una variable predictora elegida, generando nodos hijos.

    b. Los nodos hijos son divididos usando la partición de una nueva variable. El proceso recursivo se repite para los nuevos nodos hijos sucesivamente hasta que se cumpla alguna condición de parada.

    c. Algunos de los nodos resultantes son terminales, mientras que otros nodos continúan dividiéndose hasta llegar a un nodo terminal.

    d. En cada árbol se cumple la propiedad de tener un camino único entre el nodo raíz y cada uno de los demás nodos del árbol. Extraído el 27 de diciembre del 2010, desde http://www.cienciaytrabajo.cl/pdfs/30/pagina161.pdf [↑](#footnote-ref-24)
24. La determinación de los nodos terminales óptimos se lo realizó con el siguiente criterio de programación: Probar cada valor de corte cuando se detectan correctamente las empresas malas. Para lo cual se realizó el siguiente algoritmo: For i=1 to n

    Eficiencia = % de malos predichos por el  Modelo(i) /  % de malos reales por el Modelo(i)

    \* i corresponde al umbral y n es el valor máximo que puede tomar el umbral

    Next i

    Plot(i, Eficiencia)

    donde i captura todos los posibles valores de umbrales y eficiencia es el % de aciertos para cada umbral [↑](#footnote-ref-25)
25. Causalidad según Granger, “Esencialmente, uno tiene un par de series temporales interrelacionadas y desea saber si hay un par de relaciones sencillas, primero desde la variable X, explicando la Y, y después desde la variable Y, explicando la X.”, extraído el 04 de enero del 2010, desde http://www.lne.es/economia/2009/06/08/economia-granger-casualidad-causalidad-cointegracion/765268.html [↑](#footnote-ref-26)
26. Pruebas de Hipótesis, “P valor es el estadístico de prueba de hipótesis en el cual se analizan las regiones de aceptación y rechazo, conocidas con la siguiente nomenclatura: Hipótesis Nula: se refiere a cualquier hipótesis que deseamos probar y se denota con H0; y, Hipótesis Alternativa: se refiere a la hipótesis complementaria a la hipótesis nula y se denota con H1.”

    “Prueba de Hipótesis: Error tipo I: Se define como el rechazo de la hipótesis nula cuando ésta es verdadera.

    Para probar si cometemos un error del tipo I consideramos un “nivel de significancia” que nos ayuda a determinar la probabilidad de cometer este tipo de error. A este nivel de significancia se denomina con la letra α. Si tuviéramos un nivel de confianza del 95% entonces el nivel de significancia sería del 5%. Análogamente si se tiene un nivel de confianza del 90% entonces el nivel de significancia sería del 10%.”, extraído el 04 de enero del 2010, desde http://www.geociencias.unam.mx/~ramon/Econometria/Sesion8.pdf [↑](#footnote-ref-27)
27. Modelos matemáticos que no necesitan de parámetros para explicar la variable dependiente. [↑](#footnote-ref-28)
28. Mark L., Berenson, David M. Levine, Timothy C Krehbiel, Estadística para Administradores. Coeficiente de Determinación o R2: Mide la proporción de la variación en Y que se explica por la variación de la variable independiente X en el modelo de regresión. Un R2 más grande indica una fuerte relación lineal positiva. extraído el 20 de enero del 2010, desde http://books.google.com.ec/books?id=Aw2NKbDJoZoC&pg=PA424&lpg=PA424&dq=define+el+Coeficiente+de+determinaci%C3%B3n+o+R2&source=bl&ots=dUxdNcxaMF&sig=qAYwo2RPxW2NMipxRGXCido8k7s&hl=es&ei=4VI4TfmEOoG0lQemwJCtBw&sa=X&oi=book\_result&ct=result&resnum=10&ved=0CFYQ6AEwCQ#v=onepage&q=define%20el%20Coeficiente%20de%20determinaci%C3%B3n%20o%20R2&f=false [↑](#footnote-ref-29)
29. Rigoberto Araya Monge, Banco Central de Costa Rica – Cálculo del Error Tipo II. En las pruebas de hipótesis se emplea la siguiente terminología:

    a) Hipótesis nula (Ho). Representa la situación presente (o conocida) de la naturaleza. Se supone que permanece sin cambio.

    b) Hipótesis alternativa (H1). Proposición representativa de la variación sometida a prueba, frente al estado presente del parámetro.

    c) Nivel de significancia. Expresa la probabilidad de rechazar Ho, siendo esta verdadera (error tipo I). La probabilidad correspondiente se denomina con a.

    d) Error tipo II. Probabilidad de mantener Ho cuando esta es falsa. La probabilidad correspondiente se conoce como ß.

    e) Potencia de la prueba de hipótesis (1- ß). Indica la probabilidad de rechazar Ho, cuando esta es falsa. El gráfico de (1-ß) se conoce como función de potencia de la prueba de hipótesis. extraído el 20 de enero del 2011, desde http://www.bccr.fi.cr/ndie/Documentos/NT-02-1995.PDF [↑](#footnote-ref-30)
30. Conforme lo establece el artículo inmunerado 12 de la Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera, señala: “Art. ...- Las instituciones del sistema financiero efectuarán dos tipos de aportes: una prima fija y una prima ajustada por riesgo. El rango del aporte se establecerá entre un mínimo de 3 por mil y un máximo de 6,5 por mil anual para la prima fija, y entre un mínimo de cero y un máximo de 3,5 por mil anual para la prima ajustada por riesgo, del promedio de los saldos diarios de los depósitos registrados en las instituciones financieras. En todo caso, la suma de la prima fija y la prima ajustada por riesgo, no podrá superar el 6,5 por mil de los depósitos de las instituciones financieras.” [↑](#footnote-ref-31)
31. Ver anexo IV: Proceso cronológico: Estimación de la Probabilidad de Vulnerabilidad Financiera por entidad. [↑](#footnote-ref-32)
32. Asamblea Nacional, Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera-Título XV De la Corporación del Seguro de Depósitos, Quito, Tercer Suplemento Registro Oficial No. 498, 2008. [↑](#footnote-ref-33)
33. Irene Schiattino Lemus, Claudio Silva Zamora, “árboles de Clasificación y Regresión : Modelos Cart”, extraído el 25 de diciembre del 2010, desde http://www.cienciaytrabajo.cl/pdfs/30/pagina161.pdf [↑](#footnote-ref-34)
34. Eva Molina Morán, “Modelos de Elección discreta”, extraído el 20 de diciembre del 2010, desde <http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/logit.pdf> [↑](#footnote-ref-35)
35. También conocida como variable Dummy. Esta variable (dependiente) puede tomar valores categóricos entre 0 y 1. [↑](#footnote-ref-36)
36. A priori se define límites máximos y mínimos. [↑](#footnote-ref-37)
37. Se refiere a la variable dependiente, la cual puede tomar uno de los dos valores categóricos (1 o 0). [↑](#footnote-ref-38)
38. Eva Medina Morán, “Modelos de Elección discreta”, extraído el 20 de diciembre del 2010 desde <http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/logit.pdf> [↑](#footnote-ref-39)
39. Indica que una variable aleatoria puede tomar uno de dos valores cualitativos en cada momento de tiempo. [↑](#footnote-ref-40)
40. Una variable dependiente puede una ciertos valores cualitativos. [↑](#footnote-ref-41)
41. Eva Medina Morán, “Modelos de Elección discreta”, extraído el 20 de diciembre del 2010, desde <http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/logit.pdf> [↑](#footnote-ref-42)
42. Eva Medina Morán, ”Modelos de Elección discreta”, extraído el 20 de diciembre del 2010, desde <http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/logit.pdf> [↑](#footnote-ref-43)
43. 

    [↑](#footnote-ref-44)
44. Raymond Anderson, *The Credit Scoring Toolkit - Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation,* United States, 2007, p. 204-206 [↑](#footnote-ref-45)
45. Coeficiente de Gini, extraído el 27 de diciembre del 2010, desde <http://www.elblogsalmon.com/conceptos-de-economia/que-es-el-coeficiente-de-gini> [↑](#footnote-ref-46)
46. Universidad de Chile, “Árboles de Clasificación y Regresión: Modelos Cart”, Extraído el 27 de diciembre del 2010, desde http://www.cienciaytrabajo.cl/pdfs/30/pagina161.pdf [↑](#footnote-ref-47)