

METODOLOGÍA PARA LA GENERACIÓN DE ALERTAS OPORTUNAS EN UN PORTAFOLIO DE INVERSIONES

METHODOLOGY FOR THE GENERATION OF OPPORTUNE ALERTS IN PORTFOLIO OF INVESTMENTS

MIGUEL DAVID ROJAS LOPEZ

Escuela de Ingeniería de la Organización, Universidad Nacional de Colombia, mdrojas@unalmed.edu.co

LORENA PATRICIA BLANDON ACEVEDO

Escuela de Ingeniería de la Organización Universidad Nacional de Colombia

MARTIN DARIO ARANGO SERNA

Escuela de Ingeniería de la Organización. Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia. Dpto. de Organización de Empresas. Universidad Politécnica de Valencia

Recibido para revisar noviembre 17 de 2006, aceptado abril 27 de 2007, versión final junio 20 de 2007

RESUMEN: Este trabajo muestra una metodología que permite la clasificación de entidades del sector financiero en débiles y fuertes financieramente.

Inicialmente se definen las variables que permitirán discriminar las entidades. Los resultados y la información recopilada se analizan y se obtiene las conclusiones que aparecen al final del documento.

PALABRAS CLAVE: entidades, metodología, sector financiero.

ABSTRACT: This work shows a methodology that allows the classification of entities of the financial sector in weak and forts financially.

Initially there are defined the variables that will allow to discriminate against the entities. The results and the compiled information were analyzed and there were obtained the conclusions that appear at the end of this document.

KEY WORDS: Entities, methodology, Financial sector.

1. INTRODUCCIÓN

El objetivo del presente trabajo es presentar una metodología estadística basada en indicadores para determinar si las entidades objeto de estudio presentan deterioro en su capacidad financiera.

Una entidad en su operación está expuesta a diferentes riesgos, entre los que cabe mencionar, el riesgo de mercado, el riesgo operativo, el riesgo de crédito entre otros, los cuales se relacionan entre sí a través de la afectación que pueden generar a una determinada entidad en

cuanto a su capacidad de pago ante otras entidades o personas naturales. Existen variables cuantitativas y cualitativas para evaluar el riesgo crediticio, sin embargo en el presente trabajo sólo se tendrán en cuenta variables cuantitativas como algunos indicadores financieros.

El alcance del trabajo es aplicar una metodología estadística existente, aplicada en un Fondo de Pensiones y Cesantías con los respectivos resultados.

La adecuada administración de los riesgos anteriormente mencionados hace que la

exposición a los mismos se minimice logrando mayores niveles de rentabilidad.

Para las entidades financieras la exposición al riesgo de crédito es alta, especialmente para las Sociedades Administradoras de Fondos de Pensiones y Cesantías (AFP), dado que gran parte de los aportes que reciben de sus afiliados deben ser invertidos en el mercado público de valores según la normatividad exigida por la Superintendencia Financiera de Colombia de conformidad con lo dispuesto en el artículo 101 de la Ley 100 de 1993.

Se hace necesario entonces contar con un adecuado proceso de administración de riesgo de crédito que evalúe los aspectos cuantitativos y los cualitativos de las entidades emisoras de títulos valores, para decidir finalmente si el riesgo inherente en la inversión se asumirá o se evitará.

La metodología empleada para la obtención del modelo parte del análisis discriminante; este método ha sido recomendado por diferentes investigadores y es la misma que utilizó Edward Altman en EE.UU. en 1968 en el denominado modelo Z de indicadores financieros para discriminar y predecir la quiebra en una empresa [5].

2. MARCO CONCEPTUAL DE LAS AFP

Las Sociedades Administradoras de Fondos de Pensiones y de Cesantía (AFP) son instituciones financieras de carácter provisional, vigiladas por la Superintendencia Financiera, cuyo objeto exclusivo es la administración y manejo de fondos y planes de pensiones del Régimen de Ahorro Individual con Solidaridad y de fondos de cesantía. En su calidad de administradoras de este régimen, se encuentran obligadas a prestar en forma eficiente, eficaz y oportuna todos los servicios relacionados con la administración de dichos fondos [2].

Las Sociedades Administradoras de Fondos de Pensiones y de Cesantía deben disponer de capacidad humana y técnica especializada para cumplir adecuadamente con la administración de los recursos de sus afiliados, de acuerdo con la

naturaleza de los planes de pensiones y cesantía ofrecidos [2].

El papel de las AFP no sólo se ha restringido al manejo de las pensiones, también han sido un importante motor del mercado de valores en el país, es de anotar que hace diez años la deuda pública no tenía la misma demanda que hoy registra, ni que las empresas podían acudir al mercado para financiarse con la misma facilidad que hoy existe (para el año 2006). El régimen de ahorro individual le ha inyectado dinamismo al mercado y se espera que con los requerimientos de recursos que está generando la posibilidad de un TLC con Estados Unidos, más empresarios se dirijan a este escenario para financiarse con títulos atractivos en los que puedan invertir la AFP.

3. RIESGO

Mediante la administración del riesgo, se busca controlar el valor de las potenciales pérdidas causadas por variaciones de un resultado económico esperado; pérdida que puede presentarse por daños, condiciones socio económicas, entorno y factores naturales o de otras índoles [17].

Riesgo se puede definir como “la incertidumbre que existe de que un hecho ocurra, durante un periodo y bajo condiciones determinadas, reportando pérdidas económicas” [17]. Sin embargo cabe mencionar que el Riesgo se asocia con las probabilidades de que los eventos ocurran, mientras que la incertidumbre es el desconocimiento total de los resultados. Igualmente el riesgo ha sido definido como “la variación de los posibles resultados que existen en una situación económica dada”. Se adopta el concepto de riesgo como la variación de los resultados esperados bajo condiciones dadas en un periodo de tiempo. Así mismo el estudio de riesgo involucra el análisis de las consecuencias de la ocurrencia del evento, no sólo se limita a la medida, sino a la protección, prevención, precaución en las actividades económicas y sociales [17].

4. CARACTERÍSTICAS DE LA RESPONSABILIDAD DE LA GESTIÓN DEL RIESGO

El campo de acción de la gerencia de riesgo es amplio y complejo; abarca inicialmente la generación de programas de promoción y concienciación del riesgo, el análisis, evaluación y control del mismo, la revisión de los principios de comportamiento empresarial frente a los diferentes actores de la actividad económica, revisión permanente de los elementos de riesgo en los procesos empresariales, el modelaje de los procesos y sus condiciones específicas de riesgo para lograr evaluar y controlar su impacto, la búsqueda e identificación de los riesgos, el análisis, clasificación y diagnóstico de éstos, su cuantificación y valoración económica, las medidas para contrarrestarlos, la política de prevención, y finalmente el desarrollo de un programa de administración de riesgo y su puesta en marcha [17].

El desarrollo de las actividades de riesgo reporta la necesidad de conocer lo que sucede con las compras de la compañía, los sistemas de información de clientes y de finanzas, manejo de los contratos y de garantías, estándares de producción y operación, condiciones jurídicas en que se llevan los procesos jurídicos, desarrollo de la gestión humana, comportamiento y manejo de los funcionarios, conocimiento y desarrollo de estándares de outsourcing [17].

La función del Riesgo es inherente no sólo al área financiera sino que incluye áreas operativas y de recursos humanos.

La meta para administrar el riesgo es maximizar la tasa de retorno ajustada, manteniendo una exposición de riesgo dentro de los parámetros establecidos [17].

En las entidades financieras los créditos son la fuente de riesgo más importante; sin embargo, existen otras acciones como por ejemplo en las aceptaciones, transacciones interbancarias, transacciones en moneda extranjera, operación o control de las transacciones y más aún si hay operaciones derivadas [17]. Se ha dotado a las

instituciones de herramientas para que sean competitivas en el mercado y lograr un beneficio esperado superior. Lo cual requiere para mantenerlo un ambiente apropiado de riesgo de crédito [17]

5. RIESGO DE CRÉDITO

El riesgo de crédito se refiere principalmente a la posibilidad que existe de que una persona sea natural o jurídica no cumpla con sus obligaciones financieras dentro del tiempo establecido para ello. Llamado también riesgo de solvencia, es el riesgo usual de las entidades financieras, correspondiendo a las operaciones de crédito, préstamo o aval. Señala la posibilidad de incurrir en pérdidas por el incumplimiento, total o parcial, de los recursos prestados o avalados en una operación financiera al vencimiento de los pagos o retornos pactados [4].

5.1 Componentes Del Análisis De Crédito

Las decisiones de inversión implican la necesidad de asumir riesgos. Para las entidades financieras la exposición al riesgo de crédito es particularmente alta, es por esto que se hace necesario contar con un adecuado proceso de administración de riesgo crediticio que comprenda: la identificación del riesgo, el conocimiento, análisis de las alternativas para controlarlo y finalmente asumirlo o evitarlo.

El análisis del riesgo de crédito se centra en determinar la relación subyacente entre las características del deudor (financieras y no financieras) y la probabilidad de incumplimiento del deudor. Dentro del proceso de análisis de riesgo crediticio, la recopilación, interpretación, comparación y estudio de la información cualitativa y cuantitativa, son el punto de partida para un análisis que permita establecer los riesgos a asumir, los factores de riesgo y las alternativas para atenuarlo.

Dentro de los componentes del análisis del Riesgo de Crédito se destacan algunos indicadores financieros (veáse la Tabla 1), entre ellos se encuentran los indicadores que se usaron en el análisis discriminante:

Tabla 1. Indicadores financieros para el modelo del análisis discriminante

Table 1. Financial indicators for the model of the analysis discriminante

conversion ingresos laborales
ing netos financieros a gastos operativos
apalancamiento
de intermediacion financiera
margen interes neto
margen operacional
rentabilidad EBITDA del activo productivo
rentabilidad EBITDA del patrimonio
calidad cartera por altura mora
cobertura provisiones por altura mora

6. ANÁLISIS DISCRIMINANTE COMO INSTRUMENTO DE PREDICCIÓN

El análisis discriminante tiene su origen estadístico en la regresión multivariable, pero a diferencia de ésta, la variable dependiente es categórica u ordinal, es decir, sirve para clasificar una población en diferentes categorías utilizando variables independientes cuantitativas [5]. El análisis multivariable que suministra esta técnica es útil para bancos o entidades crediticias cuando tratan de analizar empresas sujeto de otorgamiento de crédito; es decir es un instrumento para medir el riesgo.

El punto de partida es definir la variable que permitirá discriminar la muestra, por ejemplo indicadores financieros. El total de la muestra deberá contener empresas fuertes y débiles definidas y diagnosticadas con base en indicadores financieros y el criterio racional del analista, quien debe tener claro cual nivel de cada uno de los indicadores considerados permite clasificar una empresa como fuerte o débil [5]

El análisis discriminante busca identificar, a partir de una serie de indicadores, si es posible “discriminar” si la observación pertenece a un determinado grupo entre varios existentes, seleccionar cuál o cuáles de esos indicadores contribuyen más al proceso de discriminación, y adicionalmente permite estimar funciones de clasificación para ubicar nuevos casos [10].

Tabla 2. Coeficientes de la función canónica discriminante

Table 2. Coefficients of the canonical function discriminante

Función Discriminante	Autovalor	Porcentaje Relativo	Correlación Canónica
1	2,27868E28	93,94	1,00000
2	1,36924E27	5,64	1,00000
3	6,76303E25	0,28	1,00000
4	1,90576E25	0,08	1,00000
5	8,71161E24	0,04	1,00000
6	4,53669E24	0,02	1,00000
7	1,1888E24	0,00	1,00000
8	4,68539E23	0,00	1,00000
9	2,50788E13	0,00	1,00000
10	1,67367E11	0,00	1,00000
11	1,21954E11	0,00	1,00000
12	2,63066E10	0,00	1,00000
13	5,81058E9	0,00	1,00000
14	3,31528E9	0,00	1,00000
15	2,12377E7	0,00	1,00000
16	2,14702E6	0,00	1,00000
17	12882,5	0,00	0,99996
18	10925,0	0,00	0,99995
19	3715,32	0,00	0,99987
20	1278,5	0,00	0,99961
21	424,289	0,00	0,99882

Otro propósito de la función discriminante es que aspectos predecir para la clasificación de nuevos casos, en el sentido de que una vez que se ha construido el modelo, también se puede predecir la pertenencia al grupo de un caso particular. Para ello, el análisis discriminante calcula una función de clasificación, que no debe confundirse con la función discriminante (en la tabla 2 se presentan los coeficientes).

Tabla 3. Derivados de las funciones. Análisis discriminante
Table 3. Derivatives of the functions. Analysis discriminante

Derivado de funciones	Lambda Wilks	Chi Cuadrado	G1	P-Valor
1	3,3549E-301	68840,8353	4515	0,000
2	7,64474E-273	62343,8854	4280	0,000
3	1,04675E-245	56126,7222	4047	0,000
4	7,07919E-220	50208,8503	3816	0,000
5	1,34913E-194	44417,0040	3587	0,000
6	1,17531E-169	38703,0476	3360	0,000
7	5,332E-145	33054,0107	3135	0,0000
8	6,33869E-121	27538,2293	2912	0,000
9	2,96993E-97	22115,0906	2691	0,000
10	7,44821E-84	19045,2128	2472	0,000
11	1,24659E-72	16473,7889	2255	0,000
12	1,52026E-61	13933,8612	2040	0,000
13	3,9993E-51	11546,5491	1827	0,000
14	2,32383E-41	9309,4959	1616	0,000
15	7,70414E-32	7128,2760	1407	0,000
16	1,63618E-24	5449,5828	1200	0,000
17	3,51291E-18	3998,9136	995	0,0000
18	4,52587E-14	3057,2750	792	0,0000
19	4,94496E-10	2132,0345	591	0,0000
20	0,0000018377	1314,095	392	0,000
21	0,00235134	602,2506	195	0,0000

En la Figura 1 se presenta la correlación que existe entre Ingresos y Apalancamiento para determinar si alguna de las dos se debe eliminar del modelo

Cabe recordar que los resultados se obtuvieron a partir de los datos propios de la empresa donde se realizó la investigación. En la Figura 2 se observa el comportamiento que describen las funciones discriminantes obtenidas previamente.

Gráfico de Funciones Discriminantes

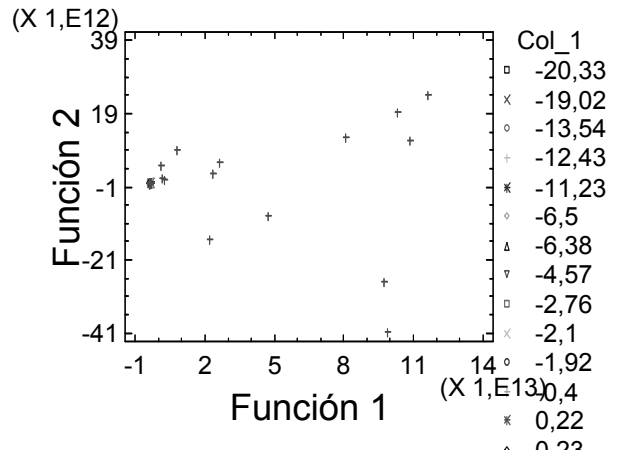
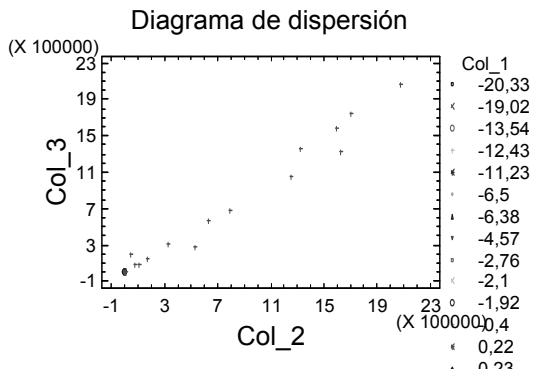


Figura 2. Funciones discriminantes.
Figure 2. Discriminantes Functions.



Col_3: Conversión ingresos laborales.
 Col_2: Apalancamiento

Figura 1. Diagrama de dispersión de análisis discriminante entre variables Conversión de Ingresos vs. Apalancamiento
Figure 1. Graph of dispersion of analysis discriminante between changeable Conversion of Income vs. Leverage

En la tabla 3 se presentan estadísticos propios del modelo que ayudan a determinar su exactitud y poder de predicción.

El procedimiento parte de la construcción de una función discriminante que contiene 21 variables cuantitativas acompañadas por coeficientes numéricos definidos por el programa estadístico utilizado en el desarrollo del modelo. El programa realiza una eliminación hacia delante donde las variables que no superen el nivel de confianza quedan por fuera del análisis. El nivel de confianza utilizado en este estudio fue del 95%. De las 21 variables que se introdujeron inicialmente 16 fueron las seleccionadas para construir el modelo de análisis discriminante.

El programa entrega la capacidad de pronóstico que tiene el modelo, el cual se describe más adelante en el documento; adicionalmente se puede valorar manualmente las correlaciones que existen entre las variables para eliminar aquellas que presenten altos niveles.

Se seleccionaron inicialmente 216 del sector financiero las cuales no se mencionan por razones de confidencialidad de la información.

7. DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA METODOLOGÍA

Teniendo definidos los emisores del sector financiero a los que se realizará seguimiento para generar alertas oportunas sobre su capacidad financiera, se definen que criterios o parámetros se establecerán como importantes para analizar y vigilar en determinada entidad; estos parámetros deben reflejar la capacidad de pago del emisor, calidad de sus activos, solvencia, entre otros que ayuden a predecir el comportamiento futuro de la entidad en cuanto a capacidad para cubrir los pasivos.

Definido el conjunto de las empresas que serán objeto de estudio y los criterios que se utilizarán para realizar el análisis, se genera un histórico de estos parámetros.

Es necesario entonces calcular algún estadígrafo de posición que represente en mayor medida la muestra. Edward Altman en su metodología empleó la media de cada uno de los indicadores financieros que eligió para discriminar entre entidades fuertes y débiles.

✓ La Media:

La media aritmética es el estadígrafo de posición más conocido, el más fácil de calcular, de gran estabilidad en el muestreo, sus fórmulas permiten tratamiento algebraico. [7].

Se realizaron algunos cálculos para hallar la Media representativa de la muestra. Para nuestro caso la **Media** es de **1.1393**.

✓ La Mediana:

Es aquel valor de la variable que supera a no más de la mitad de las observaciones y al mismo tiempo es superado por no más de la mitad de las observaciones. Esta medida no es sensible a valores extremos por lo que constituye un representante típico de la muestra que se está estudiando. [7]. En este estudio la **Mediana** es de **11.0087**.

✓ La Moda:

Es aquel valor de la variable que representa mayor frecuencia, es decir aquel valor que más se repite. El hecho de que la moda indique el punto de mayor concentración lo hace la mejor medida de tendencia central, sin embargo es muy inestable en el muestreo [7]. En este caso la **Moda** de la muestra completa es 18.28.

Este estudio busca determinar cuáles variables ayudan a discriminar entre emisores fuertes y débiles financieramente empleando como variables explicativas algunos indicadores financieros previamente establecidos por la Entidad.

Existen dos opciones diferentes para elegir las variables que harán parte del modelo. Una de ellas es “introducir las independientes juntas”, en la cual todas las variables independientes que satisfagan el criterio de tolerancia (0.05) se entran en el modelo simultáneamente.

La otra metodología que ofrece es “introducción por pasos”, la cual usa el análisis paso a paso para controlar las variables que entran y que no entran en el modelo.

7.1 Presentación de Resultados Introducción por Pasos

Es importante aclarar que para la obtención del modelo se usó el programa estadístico SPSS, el cual permite hallar la función discriminante de una matriz de datos.

Los indicadores financieros de cada entidad, constituyen los datos de entrada al programa SPSS. En la tabla 3 se muestran los resultados.

Tabla 4. Coeficientes de la función canónica discriminante

Table 4. Coefficients of the canonical function discriminante

	Función
	1
Conversión ingresos laborales	0,140
Apalancamiento	0,168
(Constante)	-2,875

Esta tabla indica el modelo estadístico final; se construye así:

$$Z = 0.140 X_{\text{conversión ingresos laborales}} + 0.168 X_{\text{apalancamiento}} - 2.875$$

Al comienzo se habían asignado 16 indicadores para calcular la función discriminante, pero el sistema los redujo a dos paso por paso, que son los que realmente establecen diferencia entre las entidades fuertes y débiles.

La eficiencia que nos da el modelo es de 68.8%.

El porcentaje de empresas débiles que fueron bien clasificadas fue el 66.7%, mientras que el 33.3% de éstas empresas fueron clasificadas por el modelo como fuertes.

El porcentaje de empresas fuertes que fueron bien clasificadas por el modelo fue 70%, y el porcentaje de mal clasificadas fue 30%.

Se considera un modelo poco eficiente, pues se busca alcanzar el mayor porcentaje posible de aciertos.

7.2 Presentación de Resultados Introducción Independientes Juntas

Los resultados que se obtienen con esta opción son mejores, pues el modelo es más eficiente que el anterior.

$$Z = -0.13 X_{\text{conversión ingresos laborales}} + 0.003 X_{\text{ingresos netos financieros a gastos operativos}} + 0.50 X_{\text{apalancamiento}} + 0.40 X_{\text{de intermediación financiera}} - 0.009 X_{\text{margen neto}} - 0.111 X_{\text{margen operacional}} + 0.1864 X_{\text{rentabilidad Ebitda del activo productivo}} - 0.05 X_{\text{rentabilidad Ebitda del patrimonio}} - 0.1654 X_{\text{calidad cartera por altura mora}} - 0.008 X_{\text{cobertura provisiones por altura mora}} + 0.074 X_{\text{índice de cartera riesgo y daciones en pago}} + 0.1205 X_{\text{índice de cartera improductiva}} + 0.04 X_{\text{provisión de cartera riesgo y daciones en pago}} - 0.0002 X_{\text{Ebitda a depósitos y exigibilidades}} + 0.0003 X_{\text{margen de solvencia}} + 0.025 X_{\text{perdida patrimonial}} - 2.7275$$

El nivel de significancia de las variables y el modelo se encuentran en el anexo 1 de este artículo.

El modelo obtenido es más extenso, en esta metodología de los 16 indicadores que se integraron no se elimina ninguno.

El modelo queda entonces en función del total de indicadores inicialmente adoptados.

El porcentaje de eficiencia de este modelo es 90.6%, superior al anterior. El porcentaje de entidades clasificadas correctamente es del 91%; de este total el 91% de las débiles fueron bien clasificadas mientras que el 90% de las fuertes estuvieron bien agrupadas.

Es decir, la capacidad de pronóstico del modelo es del 90.6%, donde la probabilidad de que pronostique que una entidad es débil dado que se clasificó como débil es del 91.7%, mientras que la probabilidad de que pronostique que una entidad es fuerte dado que se clasificó como fuerte es del 90%.

Después de obtener el modelo se somete a prueba. Existen distintas formas y modalidades de evaluar la calidad del modelo obtenido:

✓ Criterio de Distribución :

La significancia de la función discriminante obtenida en términos de la habilidad de las variables para discriminar entre grupos es la distribución para variables discretas llamado *Lambda de Wilks*, denominado también "discriminante residual " o " u discriminante", que expresa que valores cercanos a cero indica fuerte discriminación, mientras que valores cercanos a uno indica baja discriminación [6].

EL SPSS arroja el siguiente resultado para el modelo en cuestión de un Lambda de Wilks de 0,0031.

El *Lambda de Wilks* obtenido es cercano a cero, la discriminación es fuerte, las variables que se consideraron son útiles a la hora de discriminar. Es necesario resaltar que el *Lambda de Wilks* obtenido se calculó para los datos pronosticados, no para los datos reales.

✓ Testeo contra grupo de control:

Una forma alternativa de medir la potencialidad del modelo es separar en dos grupos la matriz de datos. A un grupo se le aplica el análisis discriminante automático vía los paquetes

computacionales existentes. Al obtenerse la función no estandarizada ésta se prueba para cada uno de los individuos y unidades de análisis a los cuales no se les aplicó la estimación automática (grupo de control) y se cuantifica en qué grado se mantiene los porcentajes de aciertos y errores de la matriz de confusión obtenida [6].

Tabla 5. Eficiencia del modelo
Table 5. Model efficiency

	Grupo pertenencia	Grupo de pertenencia pronosticado	
		débil	fuerte
	débil	91,7	8,3
%			
	fuerte	10,0	90,0

Cuando la muestra no se divide en dos grupos sino que el modelo se corre con los datos completos, el paquete estadístico SPSS ofrece la opción de realizar una prueba de hipótesis que permite analizar el porcentaje las entidades que aciertan con la realidad de la entidad y el criterio del analista. En la tabla 4 se muestra la eficiencia del modelo entregado por el programa SPSS.

En la tabla 4, se observa que el porcentaje de entidades fuertes clasificadas por el modelo es de 90%, mientras que el porcentaje de entidades débiles clasificadas por el modelo es del 91.7%; los porcentajes que se obtienen son significativos para determinar si el modelo predice con eficiencia o no. El modelo es eficiente en un 90.6%

Bajo un nivel de significancia de 0.025 se muestra en la tabla 5 la capacidad de pronóstico.

Tabla 6. Eficiencia del modelo (nivel de significancia 0.025)

Table 6. Efficiency of the model (Level of significancia 0.025)

	Grupo pertenencia	Grupo de pertenencia pronosticado	
		débil	fuerte
	débil	91,3	8,7
%			
	fuerte	11,5	88,5

La capacidad de pronóstico del modelo es del 89.8%, donde la probabilidad de que pronostique que una entidad es débil dado que se clasificó como débil es del 91.3%, mientras que la probabilidad de que pronostique que una entidad es fuerte dado que se clasificó como fuerte es del 88.5%.

Al disminuir en un 50% el nivel de significancia inicialmente adoptado, se castiga la capacidad de pronóstico del modelo.

✓ **Importancia relativa de cada variable predictora:**

Se trata de cuantificar la importancia relativa de cada variable independiente multiplicando la diferencia de las medias con el coeficiente discriminante estandarizado de cada variable ponderando el resultado con la misma expresión pero calculado para todas las variables. (Magister, 2006, <en línea>). En la tabla 6 se calcula la importancia relativa para cada una de las variables que se consideraran en el modelo.

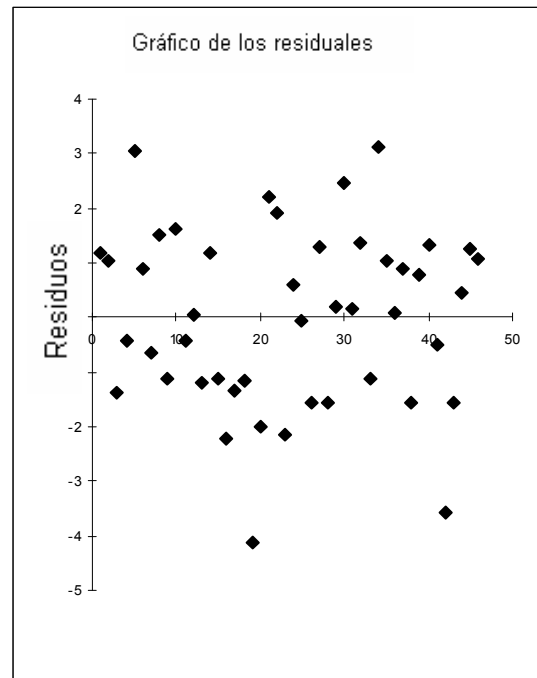


Figura 3. Gráfico de residuales del modelo.
Figure 3. Graph of residual of the model

Sea R_j la importancia relativa de cada variable a cuantificar: (Magister, 2006, <en línea>).

$R_j = I_j / \text{Sum } I_j$ Obtenido para cada variable
Donde:

$I_j = F_j * (\text{Med } 1.i - \text{Med } 1.h)$ en valor absoluto
 F_j : beta discriminante de cada variable, obtenida de la función estandarizada

Med 1.i : media obtenida de la matriz de medias de la variable para grupo uno.

Med 1.h : media obtenida de la matriz de medias de la variable para el grupo dos.

Sum I_j : sumatoria de todos los I_j .

Comparando la importancia relativa con la significancia de cada variable que se presenta en la tabla 7 de este artículo, se obtienen resultados coherentes, las que tienen una importancia relativa muy pequeña (1%-2%), no son significativas para el modelo.

Tabla 7. Importancia relativa de cada variable

Table 7. Relative importance of every variable

INDICADOR	IMPORTANCIA RELATIVA
Conversión ingresos laborales	7%
Ingresos netos financieros a gastos operativos	2%
Apalancamiento	50%
De intermediación financiera	41%
Margen interés neto	1%
Margen operacional	11%
Rentabilidad EBITDA del activo productivo	19%
Rentabilidad EBITDA del patrimonio	6%
Calidad cartera por altura mora	17%
Cobertura provisiones por altura mora	1%
Índice de cartera de riesgo y daciones en pago	6%
Índice de cartera improductiva	12%
Provisión de cartera de riesgo y daciones en pago	1%
Pérdida patrimonial	2%
EBITDA a depósitos y exigibilidades	2%
Margen de solvencia	1%

Con base en los modelos descritos anteriormente, es necesario obtener un punto de corte (Z_{oc}), que sirva de referencia para decidir si una empresa financieramente es fuerte o débil.

$Z_{oc} = F(Z_{fuertes}, \text{número empresas fuertes}, Z_{débiles}, \text{número empresas débiles}, \text{total empresas})$.

Aquellas empresas que tengan la función discriminante por encima de Z_{oc} se consideran fuertes y aquellas entidades que tengan la función discriminante por debajo de Z_{oc} serán consideradas como débiles.

Tabla 8. Nivel de significancia de las variables del modelo

Table 8. Level of significancia of the variables of the model

INDICADOR	NIVEL SIGNIFICANCIA
Conversión ingresos laborales	0,0032
Ingresos netos financieros a gastos operativos	0,082
Apalancamiento	0,0024
De intermediación financiera	0,0039
Margen interés neto	0,038
Margen operacional	0,007
Rentabilidad EBITDA del activo productivo	0,0028
Rentabilidad EBITDA del patrimonio	0,0023
Calidad cartera por altura mora	0,001
Cobertura provisiones por altura mora	0,011
Índice de cartera de riesgo y daciones en pago	0,0034
Índice de cartera improductiva	0,0012
Provisión de cartera de riesgo y daciones en pago	0,05
EBITDA a depósitos y exigibilidades	0,293
margen de solvencia	0,074
perdida patrimonial	0,274

(Para un nivel de significancia de 0.005, el modelo tiene una significancia de 0.0034. Por tanto el modelo es significativo.)

Esta posibilidad que brinda el análisis discriminante de clasificar una empresa como débil o fuerte financieramente, resulta útil a la hora de otorgar préstamos o vender títulos valores a determinada entidad; sin embargo es importante resaltar que a pesar de que este análisis incluye datos cuantitativos como los indicadores financieros, no se debe descuidar la información cualitativa, ya que se trata de realizar un análisis integral de la entidad objeto y poder tomar la mejor decisión en términos financieros.

8. CONCLUSIONES

La gestión de riesgos debe ser vista por las entidades financieras como instrumento para el logro de rentabilidad consistente en el largo plazo que guarde relación con los niveles de riesgo que se asumen.

El análisis multivariable que suministra esta técnica es útil para entidades crediticias cuando tratan de analizar empresas objeto de otorgamiento de crédito; al mismo tiempo se convierte en un instrumento de control de gestión para los directivos de las entidades que ofrecen financiación para que tomen los correctivos necesarios.

El Z_{oc} tendría utilidad para predecir si una empresa es fuerte o débil así no halla sido considerada dentro de las empresas utilizadas en la investigación.

La utilización de técnicas estadísticas de análisis multivariado, permite analizar cantidades de información significativas de forma estructurada. La metodología diseñada para la construcción del modelo funcionó adecuadamente en cada uno de sus pasos y es una alternativa robusta para desarrollar esta clase de modelos donde se tiene cantidad extensa de variables correlacionadas entre sí.

Todas las entidades se hallan expuestas a algún tipo de riesgo que resulta en ocasiones imposible

de mitigar; por esto la adecuada gestión del mismo es importante para dirigir y encaminar una compañía hacia resultados positivos y competitivos.

No siempre la alternativa más rentable es de mejor calidad crediticia. Una tasa de interés alta no compensa los resultados negativos derivados de un préstamo incobrable.

Sólo el análisis de los indicadores financieros de una entidad no es suficiente para determinar si se toma o no posición en ella; las variables cualitativas incluyen aspectos relevantes necesarios para realizar un adecuado estudio financiero de la entidad.

Un posible mejoramiento de esta metodología sería incluir variables de carácter cualitativo (tipo Dummy), para obtener resultados más detallados sobre el estudio.

REFERENCIAS

- [1] ASOBANCARIA. CRITERIOS DE CALIFICACIÓN. 2006. CD. Fecha de consulta: Mayo 12 de 2006.
- [2] Asociación Colombiana de Administradoras de Fondos y Pensiones y Cesantías Asofondos. Qué son las AFP? 2006. Disponible en Internet en: http://www.asofondos.org.co/espanol/que_son_a_fps.asp. Fecha de consulta: 23 de Mayo de 2006.
- [3] BREALEY A, RICHARD Y MYERS C, STEWART. Principios de Finanzas Corporativas. España. 1998. pp 66, 555-560.
- [4] Créditos Perú. Riesgo de crédito. 2006. Disponible en internet en: <http://www.creditosperu.com.pe/glriesgocredito.php>. Fecha de consulta: 23 de Mayo de 2006.
- [5] CRUZ SERGIO; VILLAREAL JULIO; ROSILLO JORGE. Finanzas Corporativas. Colombia: Bogota. 2002. pp. 600-626.

- [6] E-MAGISTER. Tesis maestría aplicada en el sistema financiero chileno. 2006. Disponible en:
http://cursosgratis.emagister.com/frame.cfm?id_user=97173008062006207050665348514865&id_centro=57953030052957564866666952674548&id_curso=69700080050352566950506865554565&url_frame=http://www.emagister.com/uploads_user_home/Comunidad_Emagister_2001_quibra.pdf
Fecha de consulta: Junio 3 de 2006
- [7] MARTÍNEZ BERCARDINO, CIRO. Estadística. Colombia. 1992. pp109-114.
- [8] Monitor Planning. Sistema Monitor Net. 2006. Disponible en: www.planning.com.co.
Fecha de consulta: Mayo 25 de 2006.
- [9] MOYER, CHARLES; MC GUIGAN, JAMES; KRETLOW, WILLIAM. Administración Financiera Contemporánea. México. 1998. pp. 191-193.
- [10] MUÑOZ SALAS, EVELYN. La técnica del análisis discriminante: una aplicación para el área bancaria. 1998. Disponible en:
<http://www.bccr.fi.cr/ndie/Documentos/NT-03-1998.PDF>. Fecha de consulta: Junio 3 de 2006
- [11] Protección S.A. Página principal. 2006. Disponible en: www.proteccion.com.co. Fecha de consulta: Mayo 3 de 2006
- [12] Superintendencia Financiera de Colombia Súper financiera Pensiones y Cesantías. Mayo de 2006. Disponible en Internet en:
<https://www.superfinanciera.gov.co>
Fecha de consulta: 24 de Mayo de 2006.
- [13] Margen de solvencia.2006. Disponible en internet en:
<https://www.superbancaria.gov.co/normas/normatividadsolvenciapyc.htm>
Fecha de consulta: 24 de Mayo de 2006.
- [14] Rentabilidad Mínima para los fondos de Pensiones Obligatorias y Fondos de Cesantía.2006. Disponible en internet en:
<https://www.superbancaria.gov.co/normas/normatividadrentabilidad.htm>
Fecha de consulta: 24 de Mayo de 2006.
- [15] Régimen de Inversiones de los fondos de pensiones Obligatorias.2006. Disponible en Internet en:
<https://www.superbancaria.gov.co/normas/normatividadinversionespopyc.htm>
Fecha de consulta: 24 de Mayo de 2006.
- [16] Régimen de Inversiones de los Fondos de Pensiones Voluntarias 2006. Disponible en internet
<https://www.superbancaria.gov.co/normas/normatividadinversionesfpv.htm>.
Fecha de consulta: 24 de Mayo de 2006.
- [17] TABORDA RODRÍGUEZ, EDUARDO. Administración del riesgo. Colombia. 2002. pp1-2, 35-40, 55.