

Análisis de datos con redes neuronales aplicadas al diagnóstico de la solvencia empresarial: (Sector Societario Ecuatoriano)¹

VÍCTOR ESCOBAR

Resumen

El propósito de este trabajo es presentar a las redes neuronales como una herramienta alternativa para el análisis de la situación del sector societario ecuatoriano, con un énfasis especial en el diagnóstico de la solvencia empresarial. Este fenómeno es analizado cuantitativa y cualitativamente.

En el análisis cuantitativo, se comparan tres tipos de redes neuronales de tipo predictivo: el perceptrón multicapa, la red de función de base radial y la red bayesiana; y dos métodos estadísticos, el análisis discriminante y el análisis logit. Para el análisis cualitativo, se utiliza un tipo de red neuronal que puede ser usada para clasificar patrones, los mapas autoorganizados de Kohonen o red Kohonen; contrastándolo con una técnica estadística conocida como escalamiento multidimensional.

Abstract

The purpose of this work is to present neural networks as an alternative tool for the diagnosis of the solvency situation of Ecuadorian firms. The phenomenon of the firms' solvency is analyzed quantitatively and qualitatively, classifying to the companies in solvents or insolvents. In the quantitative analysis, three types of predictive neural network models are compared: multilayer perceptron, radial base function network and Bayesian network; and two statistical methods, discriminant analysis and logit analysis. For the qualitative analysis, the self-organizing maps of Kohonen or Kohonen neural network is employed to classify patterns; this procedure is evaluated in comparison with a well-known statistical technique known as multidimensional scaling.

1. Introducción

El análisis de la solvencia empresarial ha sufrido una gran evolución a lo largo de los últimos 20 años, debido a factores tales como el aumento en el número de quiebras y el desarrollo de nuevos instrumentos financieros. Todo ello ha impulsado el desarrollo de nuevos y más sofisticados métodos de análisis de la solvencia, y entre este tipo de modelos ocupan un papel destacado aquellos que están basados en técnicas de inteligencia artificial.

¹ Este documento es un extracto de la tesis [12] del mismo nombre que sirvió para la obtención del título de Ingeniero Matemático del autor.

La prevención de crisis empresariales es una preocupación fundamental de toda autoridad económica y de los propietarios y administradores, en una escala grande o pequeña; más aún, cuando sistémicamente pueden ocurrir quiebras de las compañías. Los costos en términos de pérdida de crecimiento económico y de recursos propiamente dichos suelen ser muy altos, afectando por ejemplo a variables como el empleo. Consecuentemente, el disponer de modelos de alerta temprana para el sistema societario que permitan predecir la probabilidad de cambios en las condiciones de solvencia resulta importante por algunas razones. Por un lado, la habilidad o exactitud para diferenciar entre compañías solventes y aquellas con problemas de solvencia o de otro tipo permitiría reducir el costo esperado de la crisis y evitar la posible quiebra de la empresa (con la aplicación de políticas extraordinarias para todo el mercado o una rama de actividad económica específica). Por otro lado, si los problemas pueden ser detectados con prontitud, pueden tomarse acciones preventivas que permitan minimizar los costos de eventuales cierres masivos de compañías (incluso en el ámbito individual).

La determinación de la solvencia futura de una empresa puede ser entendida en la mayoría de los casos como una operación de clasificación, es decir, dada una información inicial o un conjunto de atributos asociados a una empresa, extraídos en su mayor parte de los estados contables de la misma, el analista debe tomar la decisión de clasificar a esa empresa dentro de una categoría concreta de riesgo financiero.²

El propósito de esta investigación es estudiar si las diferencias esenciales (arquitectura) entre las distintas redes neuronales conducen a diferencias importantes en la precisión de la predicción empírica de quiebra. Tomando una aplicación particular, basada en las cuentas de los balances de las compañías del sector societario ecuatoriano, se intenta explorar la influencia que tienen las características de las redes sobre la predicción de quiebra. Dentro de estas características se encuentran: el número de capas ocultas, el número de nodos o neuronas en cada una de las capas, la función de transferencia o activación usada por las neuronas, el algoritmo de aprendizaje, los valores iniciales de los pesos o ponderaciones entre neuronas.

Este análisis heurístico³ se ha implementado tradicionalmente a través de la aplicación de técnicas estadísticas, como el análisis multidiscriminante lineal o los

² Las categorizaciones de riesgo pueden ser un sin número: mas, el enfoque de este trabajo no está en focalizar empresas con diferentes niveles de riesgo; sino, dos concretas relacionadas a la quiebra o no de una compañía, o si se prefiere a la solvencia o no de una compañía y no los matices que existen entre uno y otro estado.

³ Técnica de la indagación y del descubrimiento.

diversos modelos de variable de respuesta cualitativa (logit, probit, etc.). Sin embargo, todas estas técnicas presentan limitaciones, pues parten de hipótesis más o menos restrictivas (Ver Tabla 1) que por su propia naturaleza, la información económica y en especial los datos extraídos de los estados financieros de las empresas, no van a cumplir, perjudicando así los resultados obtenidos a partir de este tipo de análisis. La aplicación de técnicas procedentes de las redes neuronales surgen como un intento de superar esta limitación, pues no parten de hipótesis preestablecidas y se enfrentan a los datos de una forma totalmente exploratoria, configurándose como procedimientos estrictamente no paramétricos. Además, las redes neuronales permiten superar los efectos de auto correlación, que a menudo están presentes en las series de datos. La técnica tolera valores atípicos en los datos y valores perdidos; problemas no asumidos por modelos de regresión múltiple.

La introducción de redes neuronales viene motivada por el deseo de mejorar los resultados que se alcanzaban con los modelos estadísticos (análisis discriminante y regresión logística principalmente) que proporcionan regiones de decisión definidas a través de combinaciones lineales de sus variables, mientras que en las redes neuronales es posible la definición de regiones mucho más complejas y; por lo tanto, la reducción del número de empresas incorrectamente clasificadas. Otra característica positiva que presentan las redes es que el conocimiento representado en las mismas es adaptativo, es decir, aunque el “aprendizaje” se realiza en el momento inicial con un número limitado de casos, posteriormente puede reentrenarse la red incorporando al conjunto de datos nuevos casos producto de las condiciones cambiantes del entorno o de información que no se disponía en momentos anteriores. Además, la información económica, y especialmente la que proporcionan los estados contables de las empresas, suele constar de multitud de datos correlacionados, a veces incompletos e incluso erróneos o adulterados. Estas características son la materia prima con la que las redes neuronales proporcionan mejores resultados, ya que gozan de una elevada capacidad de filtrar los ruidos que acompañan a la información y de una alta tolerancia a las fallas. En ese mismo sentido, destacan las virtudes de las redes neuronales cuando los modelos a reconocer presentan variaciones, que es precisamente lo que ocurre en el análisis de la posición financiera, pues no existe un modelo rígido y único de empresa insolvente o solvente.

Tabla No. 1

Técnicas Estadísticas y sus supuestos técnicos

TÉCNICA	SUPUESTOS
<i>Análisis discriminante</i>	Los casos deben ser independientes.
	Las variables predictoras deben tener una distribución normal multivariada y las matrices de varianza covarianza intra grupos deben ser iguales en todos los grupos.
	Se asume que la pertenencia al grupo es exclusiva y exhaustiva de modo colectivo.
<i>Análisis Logit</i>	La regresión logística no se atiene a suposiciones distribucionales en el mismo sentido que lo hace el análisis discriminante.
	Sin embargo, la solución puede ser más estable si las variables explicativas o predictoras tienen una distribución normal multivariante.
	Adicionalmente, como con otras formas de regresión, la multicolinealidad entre las variables puede conducir a estimaciones sesgadas y errores estándar inflados.
<i>Escalamiento Multidimensional</i>	Esta relativamente libre de suposiciones distribucionales.
	Hay que asegurarse de seleccionar el nivel apropiado de medición (ordinal, intervalo o ratio) para asegurarse que los resultados son correctamente calculados.
	La escala de los resultados es un asunto importante, pues diferencias en la escala puede afectar la solución.

Sobre la base de estas propiedades, diversos modelos de red pueden ser empleados para estudios relacionados con el análisis de solvencia, pudiendo trascender el plano teórico para ser implementados en la práctica por las mismas compañías u organismos de control.

Para el análisis realizado los valores de las cuentas de los balances financieros fueron recogidos de la base de datos de la Superintendencia de Compañías⁴, elaborada por el Banco Central del Ecuador⁵ y corresponden al período de 1994 a 1999.

Enfocándonos en cuatro técnicas alternativas (perceptrón multicapa, red de función de base radial, red bayesiana y la red Kohonen⁶) que pueden ser usadas para propósitos de predicción y clasificación de quiebra de las empresas.

⁴ Fuente primaria de la información.

⁵ A cargo del procesamiento y organización de la información.

⁶ Para este caso se hace un ejercicio de análisis más bien básico y dirigido principalmente a dar una idea de como proceder con la interpretación y el razonamiento de los resultados.

2. Datos, variables y modelos

2.1. Datos y variables

Para entrenar y modelar la red se consideraron dos casos: un muestreo estratificado proporcional,⁷ del cual se obtuvieron los universos de compañías detallados en el Cuadro 1 y un muestreo con probabilidades iguales⁸ o estratificado con igual número de elementos en cada estrato, Cuadro 2. La muestra seleccionada no recoge aquellas firmas que dejaron de reportar⁹ en alguno de los años de estudio; por una razón fundamental; esto es, para que siempre sea posible hacer una investigación y seguimiento de la empresa en los años anteriores a la quiebra.

Cuadro No. 1

Seguimiento de las empresas hasta seis años previos a la crisis. Universo de compañías con muestreo estratificado proporcional

Años	Universo de Cías.	Cías. Quebradas
6	10472	234
5	12005	246
4	14625	338
3	17312	445
2	20876	784
1	23425	2143

⁷ Se respetan las proporciones de compañías quebradas y no quebradas en la población.

⁸ Es decir, que la proporción de compañías quebradas en la muestra es igual a la proporción de compañías no quebradas. Más precisamente, se trata de un muestreo estratificado donde cada estrato tiene igual número de elementos. El sentido de "probabilidades iguales" viene dado por el hecho de que, si bien la probabilidad de quiebra es intrínseca al universo de compañías, el modelo solo puede percibir la información que nosotros le suministremos, esto al momento de modelar.

⁹ Cabe señalar el creciente ejercicio de vigilancia y control que la Superintendencia de Compañías ha venido realizando en los últimos años y que se refleja en los datos de los Cuadros 1 y 2.

Cuadro No. 2

Seguimiento de las empresas hasta seis años previos de la crisis. Universo de compañías con muestreo estratificado con igual número de elementos en cada estrato

Años	Universo de Cías.	Cías. Quebradas
6	468	234
5	492	246
4	676	338
3	890	445
2	1568	784
1	4286	2143

Teóricamente, se puede efectuar cualquier tipo de relaciones entre las cuentas del estado de situación o entre estas y aquellas del estado de resultados, pero no todas estas relaciones tendrían sentido lógico ni serían de utilidad práctica. Empero, los índices "son relaciones relevantes entre dos magnitudes, simples o agregadas, cuyo cociente resulta más significativo que cualquiera de ellas por separado".¹⁰

En otras palabras, las relaciones numéricas que contienen los indicadores económicos financieros pretenden señalar los aspectos fuertes y débiles de una compañía o un grupo de ellas, e indican los elementos que podrían servir de referencia para el análisis de las empresas en particular. Para que los índices sean explicativos se requiere, al menos, uno de los dos tipos de comparaciones siguientes:

1. *Intra empresa* (análisis dinámico): compara el cociente actual con los pasados y/o previstos, para conocer su evolución o las causas de posibles desviaciones.
2. *Inter empresas* (análisis estático): compara con los índices de otras empresas o con la media de un grupo de ellas.

En ese sentido, y con base en la información disponible se pretende encarar problemas inherentes a la situación de liquidez, gestión, gastos, rentabilidad y especialmente solvencia basándose en los índices presentados en el Cuadro 3.

¹⁰ Ver [22] y [23] para más detalles.

Mas a la hora de interpretar los resultados obtenidos es necesario tener siempre presentes las siguientes advertencias:

- Los índices ayudan a plantearse la pregunta adecuada, raramente la responden.
- Necesitan siempre de un punto de referencia; por si mismos no dicen nada. De ahí la necesidad de una comparación inter empresas o intra empresa.
- Hay que considerar la magnitud de las cifras básicas, ya que un mismo valor del indice para dos empresas puede reflejar situaciones diferentes dependiendo de las cifras básicas.

Debido a que las razones son numéricas, se tiende a considerarlas como representaciones exactas; sin embargo, no debemos olvidar que se basan en información contable con fallas y/o amortizaciones que varían enormemente dependiendo de los criterios adoptados.

El presente estudio se centra en la predicción de quiebra para el año de 1999 (entiéndase, primer cuatrimestre del 2000, "... fecha de obligatoriedad de las compañías para enviar copias del balance general anual, del estado de la cuenta de pérdidas y ganancias, ..." ¹¹), y hace un escrutinio de uno a seis años previos de la crisis. El conjunto de datos fue dividido en tres subconjuntos, de manera totalmente aleatoria para evitar cualquier estimación sesgada del desempeño de la red. De acuerdo a la cantidad de datos disponibles, se dispuso que generalmente sea el 80 % del total de datos los destinados para entrenamiento, el 10 % para validación y monitoreo de la red y el 10 % restante para probar propiamente la red. Debido a que no se adopta una base teórica específica que sustente el uso de determinados índices financieros para modelar el análisis de solvencia; se seleccionarán 15 índices propuestos por la Superintendencia de Compañías en su publicación "Indicadores Económicos – Financieros" [24], como punto de partida. Como se mencionó, con base en la información disponible se pretende encarar problemas inherentes a la situación de liquidez, gestión, gastos, rentabilidad y solvencia según se reseña en el Cuadro 3.

¹¹ Según la Ley de compañías (Ls/n. RO-S 312: 5-nov-1999) en su parte pertinente, Art. 20 [Obligaciones de las compañías nacionales].

Cuadro No. 3

Índices Económico – Financieros¹²

INDICES	INDICADORES TÉCNICOS DE ANÁLISIS	SÍMBOLO
LIQUIDEZ	Liquidez Corriente	LC
SOLVENCIA	Endeudamiento del Activo	EA
	Endeudamiento Patrimonial	EP
	Endeudamiento del Activo Fijo	EAF
	Apalancamiento	A
	Capacidad de Endeudamiento	CE
GESTIÓN	Rotación del Activo Fijo	RAF
	Rotación de Ventas	RV
GASTOS	Impacto Gastos Administrativos y de Ventas	IGAV
RENTABILIDAD	Rentabilidad Neta del Activo	RNA
	Margen Bruto	MB
	Margen Operacional	MO
	Rentabilidad Neta de Ventas (Margen Neto)	RNV
	Rentabilidad Operacional del Patrimonio	ROP
	Rentabilidad Financiera	RF

2.2. Modelos

2.2.1. Perceptrón multicapa (MLP)

El perceptrón multicapa es una herramienta de pronóstico y modelación que puede ser usada para clasificar patrones o predecir valores a partir de los datos.

Un perceptrón (una representación básica de esta o cualesquier red simple puede verse en el Gráfico 1) consiste de una capa de entrada y una capa de salida,¹³ sin capas ocultas. Cada neurona en la capa de entrada esta conectada a cada una de las neuronas en la capa de salida, y estas conexiones entre las capas de entrada y salida son ajustadas cuando la red es entrenada. La salida para cada neurona en un perceptrón es el producto de sus entradas y sus respectivas ponderaciones o pesos, esto es lo que se conoce como función de red. Cuando esta función de red supera cierto valor, provoca que se produzca una salida o una respuesta por parte de la red, ese valor límite es comparado con una función de tipo "umbral"; como por

¹² Un resumen de la definición y cálculo de los índices se encuentra en [24].

¹³ Una capa es simplemente la agrupación de neuronas de un mismo nivel (entrada, salida o intermedia u oculta).

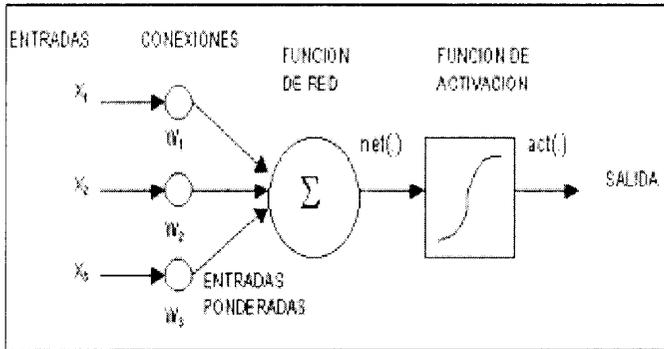
ejemplo, la función logística, sigmoïdal, tangente hiperbólica, etc., luego por la función que cumple dentro de la red a esta función se la conoce como función de activación.

Dado cualquier patrón de entrada, un perceptrón entrega un conjunto de valores de salida a través de las neuronas en la capa de salida, que dependen solamente del patrón de entrada y de los valores en las conexiones.

Los perceptrones simples pueden resolver problemas de discriminación lineales (linealmente separables), pero hay muchas clases de problemas que son linealmente inseparables y que no pueden ser resueltos por un perceptrón simple. Para resolver esa clase de problemas más complicados es necesario usar los perceptrones multicapa.

Gráfico No. 1

Funcionamiento básico de una red neuronal simple



El perceptrón multicapa es una red neuronal que se basa en el modelo original del perceptrón simple, pero con capas adicionales ocultas de neuronas entre las capas de entrada y salida. El perceptrón multicapa, además de utilizar las capas ocultas que incrementan potencialmente el poder de aprendizaje, puede usar una función de transferencia o activación para modificar la entrada a una neurona.

La activación de las neuronas de las capas ocultas y de salida es la misma que en el caso del perceptrón simple, mientras que la función de transferencia es una función no lineal suavizada, usualmente la función sigmoïdal. Esta función es

escogida debido a que el algoritmo requiere una función respuesta con primera derivada continua.¹⁴

Para el entrenamiento se procede de la siguiente forma. Primero, los pesos y los sesgos en la red son inicializados, usualmente con valores aleatorios pequeños. Un patrón de entrenamiento es entonces aplicado a las unidades de entrada y las activaciones de las neuronas en la primera capa oculta son calculadas. Las salidas producidas por esas neuronas vía la función de transferencia son “transferidas” a las neuronas en la siguiente capa. Este proceso de pasos hacia delante es repetido en cada una de las capas hasta obtener una salida. La diferencia entre los valores de salida actual y la deseada es medida, y las conexiones de la red son cambiadas para que las salidas producidas por la red se conviertan lo más cercanamente posible a las deseadas. Esto es alcanzado por un proceso iterativo regresivo durante el cual las conexiones cambian y son propagadas hacia atrás a través de la red comenzando con las conexiones en la capa de salida y terminando con las de la capa de entrada.

La formula básica para cambiar las conexiones, la regla de aprendizaje, es simple. Si la salida producida por la red es correcta, las conexiones desde las neuronas de salida hacia todas las neuronas de entrada no son cambiadas. Si las salidas de la red son más grandes que la salida deseada en cualquier nodo, entonces las conexiones entre esa neurona y todas las neuronas de entrada son reducidas. Si las salidas son más pequeñas que las deseadas, los valores de conexión son incrementados.

2.2.2. Red de función de base radial (RBF)

Las funciones de base radial son buenas para modelar datos, aun cuando existan no linealidades. Su principal ventaja sobre el perceptrón multicapa es que para su entrenamiento se usa un proceso iterativo que puede producir resultados en menor tiempo.

Para un problema de decisión es útil; pues, en las salidas de la red se refleja la verosimilitud de un conjunto de datos dado, que pertenecen a una clase de decisión en particular (por ejemplo: solventes o quebradas). Si el error de una función de base radial es minimizado correctamente, producirá automáticamente salidas que suman uno, por consiguiente, se puede representar la probabilidad para las salidas.

¹⁴ Para una revisión breve de la teoría puede consultarse [12] y con más detalle [25].

La función de base radial es una red neuronal con alimentación hacia delante supervisada, con una capa oculta de neuronas artificiales. Difiere de las redes basadas en el perceptron en dos formas.

Primeramente, las salidas de la capa oculta no son simplemente el producto de los datos de entrada y una ponderación. En lugar de eso, las entradas de cada uno de los nodos o neuronas artificiales son tratadas como una medida de cuan lejos están los datos del centro. Este centro puede ser visto como la "posición" del nodo en un sistema espacial que está definido por los campos de entrada de los datos. Esto es a veces conocido como el espacio de datos.

Segundo, las funciones de transferencia de los nodos es gobernada por funciones no lineales que se puede decir son una aproximación de la influencia que tienen esos puntos de los datos con el centro. La función de transferencia dicta el nivel de salida de un nodo y reemplaza el umbral (el mecanismo de apagado y encendido de las neuronas biológicas), con una salida que varía con la entrada. Las funciones de transferencia usadas son conocidas como funciones de base radial, de aquí el nombre de este tipo de red neuronal. Las funciones más comunes de transferencia usadas como funciones de base radial son el spline radial, gaussiana, y funciones exponenciales.

2.2.3. Red bayesiana (BAY)

Las redes bayesianas son similares en estructura a los perceptrones multicapa, pero con algunas modificaciones importantes. Tienen algunas ventajas sobre la red de función de base radial y el perceptron multicapa. La ventaja más importante es que el algoritmo usado no requiere un conjunto de datos de validación en función de producir un modelo generalizado. Con la red de función de base radial y los perceptrones multicapa el conjunto de validación es esencial para prevenir sobre entrenamiento, el algoritmo de la red bayesiana previene automáticamente esto.

Como resultado, la red bayesiana requiere menos datos y es particularmente útil cuando se tiene un conjunto limitado de datos.

La estadística Bayesiana se concentra en como las probabilidades están afectando el conocimiento previo y el conocimiento posterior acerca de una situación, antes y después de examinar los datos. La regla de Bayes establece que la probabilidad de que la red estando en un estado w , dado que un evento D ha ocurrido es igual a la probabilidad que el evento D pueda ocurrir si la red estaba en el estado w , multiplicado por la probabilidad de que la red esté en el estado w

independientemente de cualquier evento, dividido por la probabilidad de que el evento D ocurra independientemente del estado de la red. Formalmente podemos escribir

$$P(w_i|D) = \frac{P(w_i)P(D|w_i)}{P(D)}$$

Usando una nueva arquitectura de red neuronal, la estadística bayesiana permite aplicar este enfoque probabilístico a un tipo de red existente. La red bayesiana es la aplicación de la estadística bayesiana al perceptrón multicapa, de tal manera que tiene muchas características en común con esa red neuronal. La mayor diferencia está en la forma en que el error medido o la precisión de la red es calculado.

En los perceptrones multicapa la regla de aprendizaje cambia los pesos de las conexiones para minimizar una medida del error. Este error medido es usualmente una suma de cuadrados del error medido.

Debido a que los conjuntos de entrenamiento son finitos, hay un riesgo de que la red aprenda el ruido del problema tan bien como la función fundamental. La teoría bayesiana añade un término extra al error medido en función de reducir el impacto del ruido en la red. Esto le faculta a la red generalizar sin necesidad de usar un conjunto de datos de validación.

2.2.4. Red Kohonen (KOH)

La red Kohonen permite reducir la dimensionalidad de los conjuntos de datos representados por datos de múltiples entradas como vectores de una o dos dimensiones de neuronas artificiales. Puede ser usada para examinar conglomerados en los datos y asignar nuevos ejemplos a un conglomerado en particular. La red Kohonen hace la suposición básica que los conglomerados o clases son formados a partir de los patrones que comparten características en común y que los patrones similares siempre se agrupan.

Para hacer esto las redes de Kohonen utilizan grillas de una o dos dimensiones de neuronas artificiales o nodos, donde cada nodo en la grilla está conectado a todas las entradas.

Cada neurona artificial es enlazada a cada una de las entradas con un peso y se puede pensar como un punto en el espacio de datos de entrada. Antes que el

entrenamiento comience esos pesos son puestos como valores iniciales. Cuando un patrón de ejemplo es presentado a la grilla, la neurona artificial que es más parecida al patrón de entrada es encontrada alterando sus pesos. Esto permite a la capa Kohonen agrupar patrones similares y a una vecindad de neuronas alrededor de la neurona ganadora ser también alteradas para que pueda ser más similar al patrón de entrada. Esto es equivalente a mover el nodo hacia la posición del ejemplo en el espacio de datos de entrada. El resultado de este proceso es que después que el conjunto de datos a pasado varias veces a través de la capa Kohonen, diferentes áreas de la capa Kohonen responden a diferentes tipos de ejemplos dentro del conjunto de datos.

3. Aprehensión de los resultados de la aplicación

Con la finalidad de puntualizar algunos detalles importantes sobre los resultados; pero sobre todo respecto a la presentación de los mismos e interpretación, en esta sección se presentaran los resultados de manera resumida para los modelos por separado y para cada uno de los años previos a la quiebra.¹⁵

En las tablas subsiguientes los resultados de la seguridad en la predicción por medio de validación cruzada son presentados para cada técnica y separados de acuerdo al tamaño muestral y la proporción de quiebras utilizados. Estos resultados fueron tabulados utilizando dos tipos diferentes de errores de predicción posibles, Error Tipo I y Error Tipo II, respectivamente. Un Error de Tipo I ocurre si el modelo predice una compañía en quiebra como solvente y un Error de Tipo II ocurre si el modelo predice a una compañía solvente como quebrada. Otra forma de evaluar la bondad de las predicciones que se hicieron es utilizar los valores de la raíz del error cuadrático medio (RECM), medida utilizada generalmente en problemas de predicción, la RECM determina el valor de la raíz cuadrada del error medio cuadrático en los conjuntos de datos de entrenamiento, validación y prueba. Definida en términos relativos de la siguiente manera:

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_p \left(\frac{y^p - d^p}{d^p} \right)^2}$$

¹⁵ Todos los cuadros y figuras aquí presentados son resultados reales, de tal forma que se podría comenzar un análisis y lectura de los mismos; empero, de acuerdo a la organización de este trabajo, esto se lo realizará en la siguiente sección; sin detrimento que se lo haga anticipadamente.

Dado que la Red Kohonen no es un método de predicción taxativo, sino más bien gráfico que construye la representación de los datos, reduciendo la dimensionalidad de los conjuntos de datos representados por datos de múltiples entradas como vectores de una o dos dimensiones de neuronas artificiales, sus gráficos serán presentados independientemente de los otros métodos. Con la finalidad de evaluar y comparar el desempeño de estas técnicas no tradicionales con otras más convencionales, se presentan los resultados de un trabajo previo [11], que utiliza métodos estadísticos para predecir la quiebra de compañías, tales como el análisis discriminante, el análisis logit y el escalamiento multidimensional.

3.1. Resultados con métodos estadísticos

En el Cuadro 4 se muestra los resultados obtenidos con métodos estadísticos, solo de aquellos modelos que obtuvieron el mejor desempeño, tanto para el análisis discriminante como para el análisis logístico. En la primera columna se tiene cada uno de los años previos donde fue posible hacer un seguimiento de las empresas. La segunda columna detalla el procedimiento o técnica estadística utilizada: análisis discriminante (AD), análisis logístico o logit (AL.) y cuando la técnica ha sido utilizada con una muestra de igual número de compañías solventes e insolventes se añade una tilde a sus respectivas iniciales (AD~ o AL~, respectivamente). El estadístico utilizado para el análisis discriminante para introducir o eliminar nuevas variables fue la lambda de Wilks y en el caso del análisis logístico el estadístico χ^2 - cuadrado ajustado. Se usó en la mayoría de los casos como criterio de la probabilidad de F, para la entrada de una variable el valor 0.05 y para la salida de una variable un valor de 0.10. Finalmente en las tres últimas columnas se tienen los valores en términos relativos del error tipo I, error tipo II y del error total.

Cuadro No. 4

Los mejores modelos: Resumen según los años previos considerados antes de que suceda la crisis

Años previos	Técnica	%	%	%
		Error Tipo I	Error Tipo II	Error Total
6	AL~	0.5	0.0	0.2
5	AD~	43.6	17.9	30.0
4	AD~	5.3	3.8	4.6
3	AD~	8.1	1.1	4.6
2	AD~	6.6	2.2	4.4
1	AD~	1.2	1.7	1.5

Los resultados para la técnica de escalamiento multidimensional¹⁶ cuyos gráficos pretenden encontrar la estructura en un conjunto de distancias o disimilaridades entre objetos (compañías) y casos (índices), asignando observaciones a lugares específicos en un espacio conceptual (usualmente de dos o tres dimensiones) de tal forma que las distancias entre los puntos en el espacio corresponden a las disimilaridades lo más cercanamente posible, se presentan solamente para un año previo a la crisis, de la siguiente forma:

1. Un gráfico del modelo de distancia euclídea original, con las etiquetas de valores de la variable de identificación de casos (cada uno de los índices) y con valores si no se definieron etiquetas (para el caso de las empresas, en las que constara solamente "Fila #" donde el número corresponde a la empresa considerada).
2. Un gráfico del modelo de distancia euclídea utilizando "Girasoles", símbolo que representa uno o más casos que se encuentran muy cercanos entre sí dentro del diagrama de dispersión. Los casos se representan como los "pétalos" de un girasol, que son las líneas que salen del girasol; los números en el interior del gráfico representan grupos de índices financieros cercanos y el área sombreada describe la ubicación de todas aquellas compañías muestreadas en quiebra.
3. Una tabla con la identificación de los índices económicos financieros agrupados según su cercanía entre sí que figuran etiquetados con un número en el gráfico del modelo de distancia euclídea de girasoles. En virtud de que el primer gráfico, debido a las etiquetas, puede ser ininteligible, se presenta una variación más comprensible en el segundo diagrama; por la misma razón para cada uno de los análisis se ha tomado una muestra aleatoria de aproximadamente 50 compañías, la primera mitad correspondiente a empresas quebradas y la segunda mitad a compañías solventes, con la única finalidad de compararlos con los resultados de la red Kohonen.

¹⁶ Para nuestro caso, se trata de identificar dos grupos de un conjunto de casos similares (un procedimiento relacionado podría ser la clasificación automática). En muchos casos, las dimensiones de este espacio conceptual pueden ser interpretadas y usados para entender los datos. Si se tienen variables medidas objetivamente, puede usarse el escalamiento multidimensional como una técnica de reducción de datos (semejante al análisis factorial).

Figura No. 1

Distribución de compañías quebradas y solventes. Escalamiento Multidimensional 1 año previo a la quiebra. Figuran 15 variables (índices financieros) y 55 observaciones (1-27 compañías quebradas y 28-55 compañías solventes)

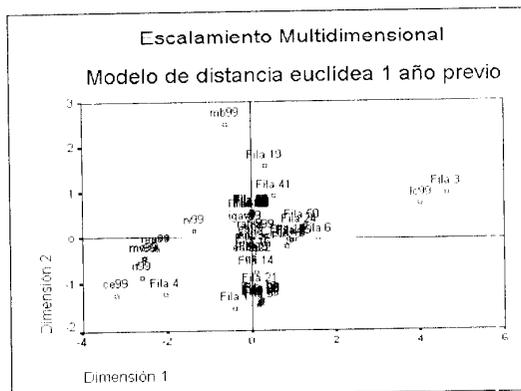
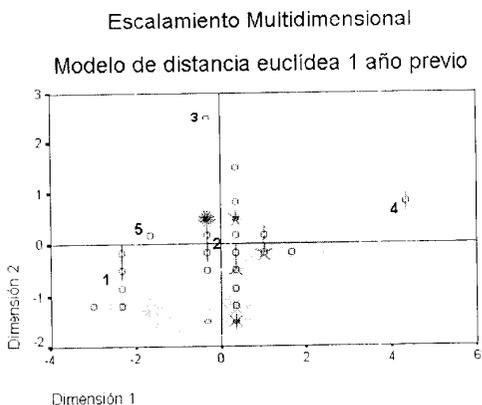


Figura No. 2

Distribución de compañías quebradas y solventes con su región de quiebra. Escalamiento Multidimensional 1 año previo a la quiebra. Con números se representan 5 grupos de índices financieros, el resto de girasoles representan a las compañías, el área sombreada describe la región de quiebra

1	ce	
	mo	
	rf	
	rna	
	rv	
2	rop	
	a	
	ea	
	oaf	
	ep	
3	igav	
	raf	
3	mb	
4	lc	
5	rv	



3.2. Aprehensión de los resultados con redes neuronales

3.2.1. El perceptrón multicapa. La red de función de base radial. La red Bayesiana

En las tablas a continuación se detallan: los años previos a la crisis analizados, el modelo de red neuronal empleado, los porcentajes de Error Tipo I, Error Tipo II y Error Total (a excepción de la Red Kohonen por las razones explicadas anteriormente); y la raíz del error cuadrático medio. Para una mejor inspección de los resultados se los ha dividido de acuerdo a la proporción de quiebra presente en los datos; esto es, proporciones desiguales u originales y proporciones iguales de quiebra. Para la interpretación de los cuadros es necesario considerar algunos aspectos fundamentales de las redes:

1. Las redes aprenden a asociar las entradas de los datos de entrenamiento con sus salidas y eventualmente pueden interpretarlas exactamente; una situación similar ocurre con los datos de validación. Estos datos de entrenamiento y validación sirven para entrenar la red y monitorear el desempeño de la red durante el entrenamiento, respectivamente. Los datos de prueba son usados para medir el desempeño de la red entrenada.

Por tanto, se debe concentrar la atención en los valores correspondientes a los datos de prueba (estos son los datos presentados), que son los que realmente dicen como funciona la red y no es de extrañarse encontrar errores totales del 0% en los datos de entrenamiento o validación, que lo único que nos dice es que la red se ajustó perfectamente a los datos con que fue entrenada o modelada.

2. Si bien, se adoptará como criterio de selección del mejor modelo el Error Tipo I, por razones que se explican en la siguiente sección, cabe recordar que los modelos o las redes neuronales fueron entrenadas bajo un criterio de minimización del Error Total y no de minimización del Error Tipo I o del Error Tipo II. Nuevamente, no es de extrañarse que se registren valores del error tipo I del 100%, pues, la red ha determinado que falle totalmente en la determinación de las compañías quebradas, que acierte totalmente con las compañías solventes y que consecuentemente yerre menos globalmente.

Cuadro No. 5

Los mejores modelos de redes neuronales. Resumen según los años previos considerados antes de que suceda la crisis. Validación cruzada para los resultados de predicción con muestreo estratificado proporcional

Años	RN	% Error Tipo I	% Error Tipo II	% Error Total	RECM
6	MLP	9,09	0,49	0,67	0,097
	RBF	95,45	0,20	2,20	0,274
	BAY	100,00	0,00	2,10	0,137
5	MLP	16,67	0,17	0,50	0,070
	RBF	100,00	0,00	2,00	0,140
	BAY	100,00	0,34	2,33	0,134
4	MLP	100,00	0,00	1,88	0,136
	RBF	100,00	0,07	1,95	0,191
	BAY	92,73	0,17	1,91	0,114
3	MLP	13,21	0,05	0,37	0,060
	RBF	100,00	0,09	2,54	0,167
	BAY	84,91	0,19	2,26	0,128
2	MLP	5,08	0,12	0,30	0,061
	RBF	84,32	0,50	3,66	0,189
	BAY	97,46	0,43	4,09	0,164
1	MLP	2,46	0,24	0,44	0,061
	RBF	99,86	0,11	8,95	0,498
	BAY	16,92	0,37	1,84	0,157

Cuadro No. 6

Los mejores modelos de redes neuronales. Resumen según los años previos considerados antes de que suceda la crisis. Validación cruzada para los resultados de predicción con muestreo estratificado con igual número de elementos en cada estrato

Años	RN	% Error Tipo I	% Error Tipo II	% Error Total	RECM
6	MLP	4,00	4,55	4,26	0,196
	RBF	8,00	0,00	4,26	0,817
	BAY	8,00	0,00	4,26	0,261
5	MLP	5,45	0,00	2,04	0,202
	RBF	0,00	0,00	0,00	0,118
	BAY	13,79	0,00	8,16	0,226
4	MLP	2,86	3,03	2,94	0,220
	RBF	45,71	6,06	26,47	0,465
	BAY	5,71	3,03	4,41	0,212
3	MLP	0,00	2,00	1,12	0,080
	RBF	2,56	2,00	2,25	0,550
	BAY	5,13	2,00	3,37	0,178
2	MLP	0,00	1,12	0,64	0,098
	RBF	0,00	3,37	1,91	0,132
	BAY	4,41	3,37	3,82	0,190
1	MLP	0,00	0,00	0,00	0,040
	RBF	0,00	1,34	0,70	0,094
	BAY	5,37	0,45	2,80	0,207

Para la red Kohonen los resultados se presentarán usando dos tipos de gráficos con características diferentes. Todos los esquemas de nodos representan cada una de las neuronas artificiales en un estrato o capa bidimensional como un cuadrado. El primer tipo de gráfico esquematiza la distribución de los datos o patrones (compañías) en una gama de colores que se disponen de acuerdo a la similitud de las neuronas. Si son similares se mostrarán con un color suave y si es diferente de sus vecinas se muestra en un color fuerte (ver Figura 3a). El segundo tipo de análisis visual que se puede hacer es usando un gráfico en el que se distinguen solamente dos colores correspondientes a las clases dicotómicas empleadas, de tal manera de poder visualizar una región de quiebra y una de solvencia definidas (ver Figura 3b). El tercero es un grupo de gráficos correspondientes a una selección de algunos índices utilizados para el entrenamiento, donde, utilizando la misma capa bidimensional de los gráficos anteriores, se presenta mediante una escala de grises una variación en tres dimensiones; donde, el valor de cada uno de los pesos asociados a cada neurona representan respectivamente un valle o una cresta en el mapa (ver sección 3.2.2 a partir de la Figura 7).

3.2.2. ¿Cómo interpretar y analizar las redes Kohonen? Un caso concreto

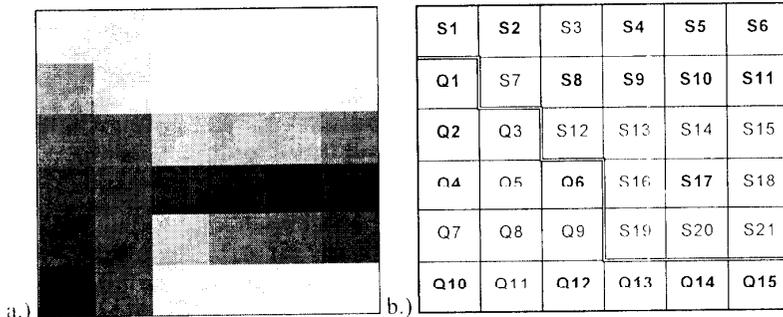
En esta sección se hace un ejercicio de interpretación a los resultados esquemáticos producto de la modelación con una Red Kohonen. Se escogieron 55 compañías cuyos reportes de balances fueron presentados a la Superintendencia de Compañías y corresponden al ejercicio económico de 1999. La selección se realizó de manera totalmente aleatoria, poniendo como única condición que el número de compañías quebradas y solventes sea aproximadamente igual; luego, como resultado de esta elección se recogió la información apropiada de 29 compañías solventes y 26 quebradas. Finalmente, para el proceso de entrenamiento, validación y prueba de la red se utilizó un conjunto de tipos de datos adecuados; así, los patrones de entrenamiento correspondían a 43 compañías (18 quebradas y 25 solventes), dejando 12 compañías para monitorear (6 compañías) y probar (6 compañías) la red.

Interpretación. Para la interpretación de los gráficos resultantes del entrenamiento de la Red Kohonen es necesario primero establecer los dos tipos de gráficos que se pueden obtener del entrenamiento de la red. Un primer gráfico al que se denomina "Gráfico de situación integral", que no es más que una representación de cuan apretadamente agrupadas se encuentran las compañías en el espacio de entrada. Si las compañías están apretadamente agrupadas en el espacio de entrada esto implica que existe mucha actividad en esa parte del espacio de datos y por tanto que un grupo de ellas se encuentra presente. En nuestro caso, diremos que existe un conglomerado de compañías presente. Estas neuronas se encuentran distribuidas en una grilla bidimensional cuadrada, las cuales son coloreadas de acuerdo a que tan cercanamente se encuentren de sus

neuronas vecinas. La cercanía respecto a sus vecinas se la muestra en un color claro, mientras su distanciamiento se la muestra en un color oscuro (por ejemplo, ver Figura 3).

Figura No. 3

Mapa de Solvencia a) Grilla bidimensional en escala de grises. b) Grilla bidimensional con la ubicación de cada una de las compañías



Cuadro No. 7

Ubicación y detalle de las empresas en el mapa de solvencia

UBICACIÓN	EMPRESAS 3	UBICACIÓN	EMPRESAS 3
Q1	13	S1	39
Q2	9	S2	34 37
Q3		S3	
Q4	2	S4	25 29 31 36
Q5		S5	20
Q6	1 11	S6	41
Q7		S7	
Q8		S8	19 22 23 24 26 27 28 30 32 33 42 44
Q9		S9	21
Q9	3	S10	35 40
Q10		S11	43
Q11	7 18	S12	
Q12	12 16	S13	
Q13	4 5	S14	
Q14	6 8 10 14 15 17	S15	
Q15		S16	
		S17	38
		S18	
		S19	
		S20	
		S21	

Q = Empresa (s) quebrada (s)

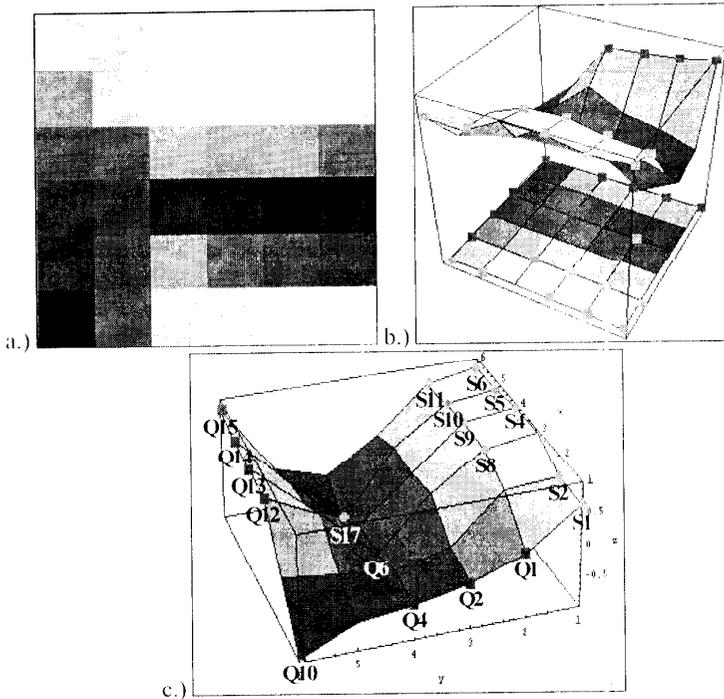
S = Empresa (s) solvente (s)

Dado que, siempre es posible tener como respuesta un número que señale la neurona ganadora, se puede identificar a cada una de las neuronas con cada una de las compañías y viceversa (ver Figura 3b). Dando como resultado un mapa de la situación integral de las empresas referente a todas sus variables o índices, de tal forma que se aglutinen en una sección del gráfico, compañías de las mismas características pertenecientes a un mismo grupo (siempre es posible determinar las coordenadas en el espacio de entrada de una neurona). Mediante la misma escala de colores, mencionada anteriormente, es posible construir un segundo tipo de gráfico que determine el valor de cada uno de los pesos asociados a cada neurona, donde el rango de colores claros corresponde a valores de pesos positivos y el rango de colores oscuros a valores de pesos negativos, en resumen, podemos tener un "Gráfico del sistema particular", en el que bajo el mismo formato de una grilla bidimensional disponemos los valores de los pesos correspondientes a uno solo de los índices, pero ya no en el sentido de cercanía de compañías, sino mas bien, el de caracterizar a un índice como mayor o menor (en un formato similar a los gráficos del sistema integral). Estos pesos deben ser entendidos como la ponderación que tiene un índice sobre el sistema en general y no como un valor real del índice producto de la relación de una o más cuentas de sus balances. Sin embargo, es posible establecer una relación directa entre estos pesos y los valores reales, pues, un índice cuyo peso sea alto corresponderá a un valor de índice alto relativo y viceversa.

Ambos tipos de gráficos corresponden a lo que comúnmente se conoce como gráficos de densidad. En un gráfico de densidad, el color de cada una de las celdas (en nuestro caso neuronas) representa su respectivo valor, esto se lo puede pensar como si se tratase de una matriz donde cada posición fila columna corresponde a un valor con la diferencia que aquí esta representado por un color. Un gráfico de densidad entrega esencialmente un "mapa topográfico matricial" en dos dimensiones generado a partir de un arreglo de valores de nivel (pesos). Estos mismos gráficos pueden ser generados en tres dimensiones para obtener una "superficie topográfica matricial", donde las posiciones fila - columna de la matriz de pesos representan las posiciones sobre los ejes y y x respectivamente y su valor la coordenada en el eje z . De esta manera, los valores positivos serán representados como elevaciones o montes y los valores negativos como mesetas o valles (ver Figura 4). Si se tiene una matriz o arreglo de $(m \times n)$ datos, su gráfico de densidad tendrá m valores en el eje x y n valores en el eje y , por tanto, su gráfico tridimensional tendrá $m-1$ valores en el eje x y $n-1$ valores en el eje y por lo explicado anteriormente.

Figura No. 4

Mapa de Solvencia. a) Grilla bidimensional en escala de grises. b) Grilla tridimensional con su respectiva proyección de densidad. c) Grilla tridimensional rotada con la ubicación de los respectivos grupos de compañías

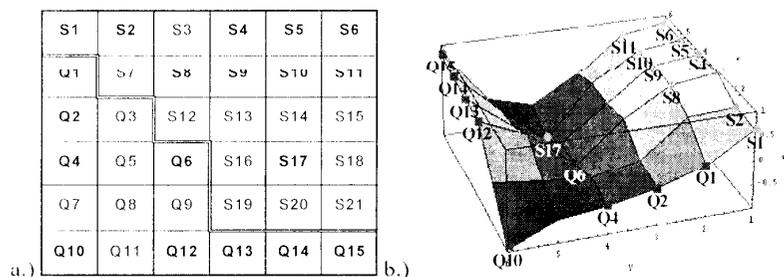


Para el caso de un gráfico del sistema integral, las elevaciones representan a una o varias compañías con características en común, vinculadas a su respectiva "región geográfica" (posicionamiento en la superficie topográfica) y estrechamente relacionadas entre sí; las mesetas, en cambio, albergan una o varias compañías con características extraordinarias, vinculadas a su respectiva "región geográfica" y distantemente relacionadas entre sí. Cuando se quiere interpretar un gráfico del sistema particular, las elevaciones deben ser entendidas como regiones de la superficie topográfica donde se tiene un mayor índice y los valles como regiones de índices menores con sus respectivas acepciones, es decir, dependiendo del índice que se analice, un valor alto puede representar un mejor índice o en su

defecto un peor índice. De manera similar se puede hacer el análisis para índices pequeños. Es necesario recalcar que la ubicación de las empresas en un gráfico bidimensional corresponde a una celda de la grilla planar, en cambio, en un gráfico tridimensional su ubicación corresponde a un vértice de la grilla espacial (ver Figura 5).

Figura No. 6

Mapa de Solvencia. a) Mapa de solvencia en dos dimensiones (las empresas solventes se las representa en verde y las empresas quebradas en rojo). b) Mapa de solvencia en tres dimensiones



Análisis. Para este ejercicio se representan 44 compañías utilizadas para entrenar la Red Kohonen, de las cuales 18 son compañías quebradas (etiquetadas con la letra "Q") y 26 son empresas solventes (etiquetadas con la letra "S"). En virtud de que su representación tridimensional es más fácil interpretarla aquí se presentan en su mayoría este tipo de gráficos.

El análisis subsiguiente se desarrollara de la siguiente manera: primero, se examinara al conjunto de compañías según su situación sistémica o integral. Segundo, se estudiara cada uno de los índices agrupándolos de acuerdo a sus características de liquidez, solvencia, gestión, gastos y rentabilidad.

Las compañías. De una inspección de la Figura 6, correspondiente a los gráficos de la situación integral de las compañías en el año de 1999, se pueden tener las siguientes consideraciones:

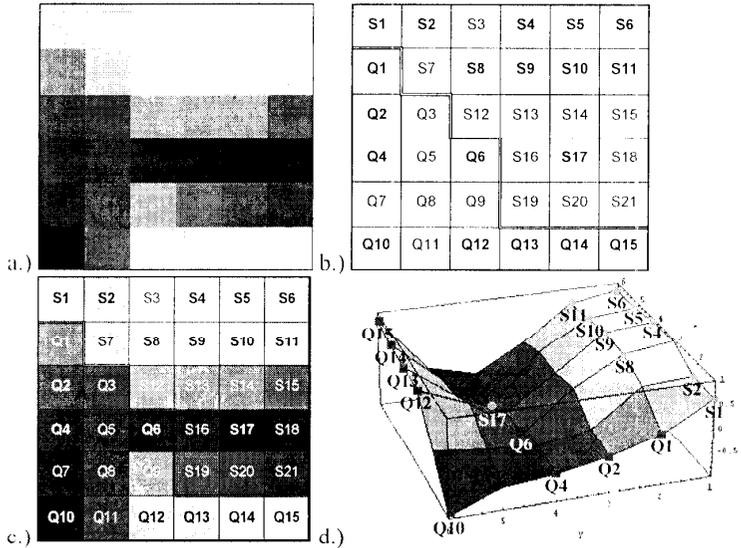
Mirando el gráfico de densidad (Figura 6a), uno puede concluir que existen claramente dos grupos de compañías totalmente diferenciados, cuyas diferencias intergrupales y semejanzas intra grupales son evidentes, aunque al

momento desconocidas. Además, no es posible diferenciar en este gráfico a que clase de compañías se refieren esos grupos.

- Complementando el análisis con el mapa de solvencia (Figura 6b), se puede observar la coherencia de los resultados, así la región ubicada en la parte superior del gráfico de densidad aglutina un conjunto de compañías solventes y la región ubicada en la parte inferior reúne compañías quebradas. Esto de acuerdo al color claro dominante en la región del gráfico de densidad y al mapa de solvencia.
- Empero, se observa en el mapa de solvencia un grupo de compañías quebradas situadas en la parte lateral izquierda de la grilla, bajo el dominio de colores de tonalidad oscura (en el gráfico de densidad), lo que sugiere pensar que se trata de empresas con características diferentes (índices económicos - financieros) a las que se ubicaron en la parte inferior del mapa.
- De igual manera existen dos compañías quebradas que comparten una misma celda (empresas Q6), cuyas peculiaridades son diferentes a las de los dos grupos de empresas quebradas mencionadas con anterioridad. Y una empresa solvente (S17) que se aísla del resto de su especie debido a una razón similar a la esgrimida inicialmente para las dos firmas quebradas. Esto se sustenta además en que su ubicación en el gráfico de densidad revela un color negro para esas celdas, señal inequívoca de que su disimilaridad respecto al resto fue recogida por la red.

Figura No. 6

Gráficos de la situación integral de las compañías en el año de 1999. a) Gráfico de densidad. b) Mapa de solvencia. c) Mapa de solvencia y densidad conjunto d) Mapa topográfico de solvencia



- El mapa topográfico de solvencia nos ayuda a corroborar lo antes mencionado, así, tenemos ubicadas claramente un grupo de compañías solventes y quebradas en un monte o elevación opuestos diametralmente, un conjunto de compañías quebradas en la parte más cercana del gráfico y un punto Q6 (las dos empresas quebradas) y S17 (la empresa solvente) en valles diferentes (Figura 6d).

Los índices. Para esta tarea utilizaremos los gráficos del sistema particular, principalmente aquellos mapas topográficos de densidad (tridimensionales), para analizar las características de las empresas y los grupos que han conformado, teniendo siempre como referencia su estado al final del ejercicio económico (quebradas o solventes).

En la parte de la *interpretación* se previno sobre el sentido que tienen los valores de los pesos referentes a cada índice; entonces, para tener una idea más real

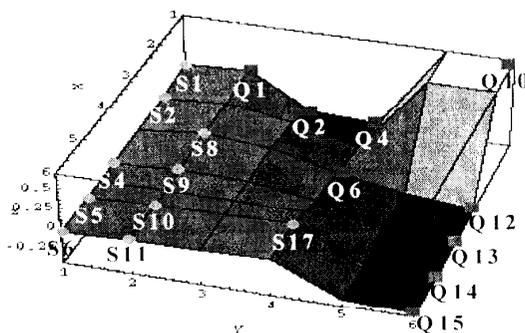
que nos permita comparar las situaciones de las diferentes empresas se puede adoptar como criterio de análisis los rangos de valores de los índices correspondientes al agregado de las compañías recogidos de la publicación de la Superintendencia de Compañías, "Indicadores Económico - Financieros 1999", así el peso más alto corresponderá al valor máximo registrado de ese índice, el más bajo al valor mínimo y el cero al valor promedio.

LIQUIDEZ

Liquidez Corriente. El mapa de solvencia (Figura 6b) revelaba claramente que compañías eran las quebradas y cuales las solventes y su respectiva ubicación, sin embargo, no había explicación clara sobre el por qué; de igual manera, el mapa topográfico de solvencia (Figura 6d) dejaba ciertos grupos de compañías sin razón aparente de su aglutinamiento. La inspección del gráfico de la liquidez corriente (ver Figura 7) comienza a revelar alguna de esas razones.

Figura No. 7

Liquidez Corriente. Mapa topográfico



En general las compañías quebradas y solventes se encuentran claramente diferenciadas, así, las empresas solventes se ubican en una meseta de nivel 1 y las empresas quebradas en valles y elevaciones por abajo y encima del nivel 0.

Aquí se observa que aquellos puntos curiosos (Q6 [punto (3,4)] y S17 [punto (5,4)]) que parecían tener un comportamiento diferente a los de su estado, bajo la óptica de la liquidez tienen justificación para pertenecer a sus respectivos grupos.

- El criterio de que el mejor indicador es el más alto, en este caso, solo es absolutamente cierto desde el punto de vista del acreedor: para la empresa, este índice depende del adecuado manejo que se da a los activos corrientes entre los parámetros de rentabilidad y riesgo. Por tanto, que una empresa tenga un índice alto (Q10 [punto (1,6)]) no condicionó que la empresa dejara de entrar a un estado de quiebra, la empresa tenía mayores posibilidades de efectuar sus pagos de corto plazo mas no guardó un cierto margen de seguridad en previsión de alguna reducción o pérdida en el valor de los activos corrientes. Razón por la cual tiene un comportamiento muy diferente del resto de sus compañeras y que se revela en el gráfico del sistema integral bajo un tono de densidad más oscura (Figura 6).
- La mayoría de empresas quebradas mantienen en general índices de liquidez bajos, que desdice de la capacidad que mostraba la empresa para hacer frente a sus vencimientos de corto plazo, ahí, quizás, una de las razones de su insolvencia.
- Las empresas que no tuvieron problemas de solvencia, se mantuvieron en lo que podríamos llamar un cuidadoso equilibrio (promedio del índice), estableciendo cierta facilidad para que la compañía pueda pagar sus pasivos corrientes al convertir a efectivo sus activos corrientes.

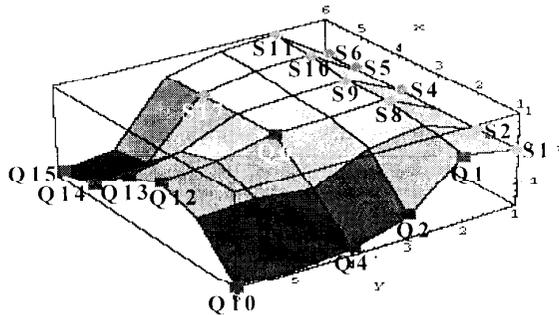
Podemos entonces sentar a la liquidez como un factor importante en la determinación de la situación de solvencia de una compañía, por las reflexiones ya mencionadas y decir que si una empresa no equilibra su situación de liquidez podría verse inmiscuida en problemas de quiebra.

SOLVENCIA

Endeudamiento del activo. Desde el punto de vista de los administradores de la empresa, el manejo del endeudamiento es todo un arte y su optimización depende, entre otras variables, de la situación financiera de la empresa en particular, de los márgenes de rentabilidad de la misma y del nivel de las tasas de interés vigentes en el mercado. De ahí, la importancia de ver la relación de sus activos y pasivos en un mapa topográfico tridimensional (ver Figura 8).

Figura No. 8

Endeudamiento del activo Mapa topográfico



- Este índice nuevamente revela claras diferencias entre compañías quebradas y solventes. Las empresas solventes se asientan sobre una elevación cuyo nivel supera el cero o promedio del índice. Y las empresas quebradas en general se encuentran ubicadas en valles contiguos.
- El endeudamiento del activo tiene un comportamiento monótono decreciente respecto a sus pasivos (a un mismo nivel de activos), lo que nos indica que la elevación donde se ubican las compañías solventes corresponde a un alto índice, donde por ejemplo los pasivos son menores con relación a las empresas quebradas y por tanto dan un sentido al índice de mejor calidad.
- Bajo el mismo concepto anterior, en los valles donde se asientan las compañías quebradas se tiene un peor índice de endeudamiento del activo. Pero ha de observarse aquí una primera explicación de porque existen dos grupos diferentes de compañías quebradas, obviamente, ubicadas en dos valles distintos.
- En el mapa topográfico se observa que aquel par de puntos donde se encuentran las empresas Q6 y la empresa S17 (ver Figura 5), quebradas y solventes respectivamente, no muestran evidencia de tener comportamientos diferentes, desde luego, solamente si analizamos el endeudamiento del activo separadamente del resto de índices.
- La empresa en Q1 (localizada en el punto (1,2)) parecería pertenecer al grupo de compañías solventes, es claro entonces, que su situación de insolvencia

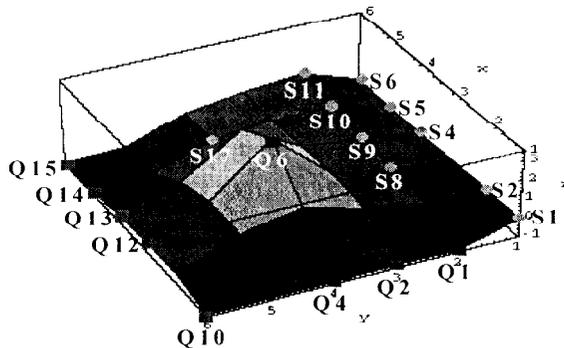
no puede ser explicada visiblemente por esta relación. Más adelante se justificará su estado.

Endeudamiento patrimonial. De la inspección del mapa topográfico (Figura 9) solo se puede deducir dos hechos estilizados:

- El primero, es que prácticamente todas las compañías manejan un índice cercanamente igual al promedio, equilibrado para las solventes y ligeramente menor para las compañías quebradas.
- Segundo, es indiscutible el valor tan significativo del peso correspondiente a las empresas Q6, que revela un alto grado de endeudamiento patrimonial muy característico y que las diferenciaría de las demás, de ahí, su ubicación en el grafico del sistema integral bajo una tonalidad más oscura que el resto (ver Figura 6).

Figura No. 9

Endeudamiento patrimonial Mapa topográfico



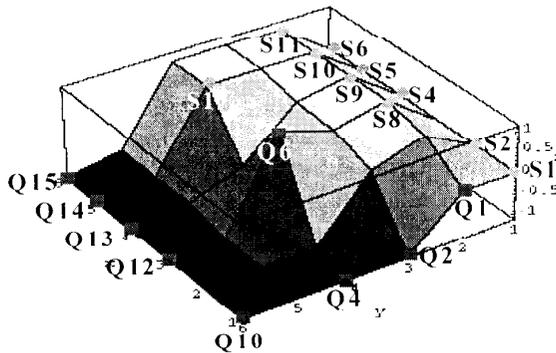
Endeudamiento del activo fijo

- En la Figura 10 se nota claramente que para aquellas empresas solventes el cálculo de este indicador arroja un cociente mayor al 100 % (su promedio), esto significa que la totalidad del activo fijo se adquirió con el patrimonio o el capital de la empresa, y no con préstamos, que le otorga a la compañía cierto nivel competitivo positivo a favor.

- A excepción de dos compañías (Q6) todas presentan un índice de endeudamiento del activo fijo pequeño y que por tanto podríamos pensar en él como un buen criterio para dirimir sobre la situación potencial de la compañía.
- Nuevamente en esta inspección las empresas Q6 y S17 hacen ver sus cualidades especiales.

Figura No. 10

Endeudamiento del activo fijo Mapa topográfico



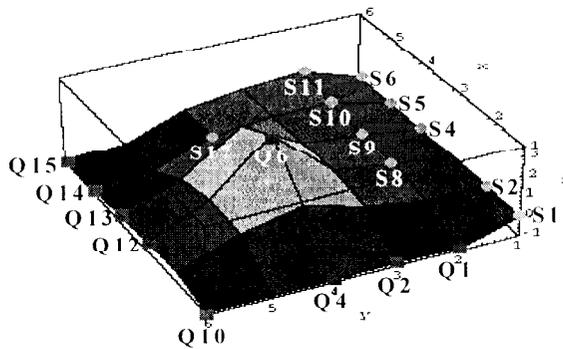
Apalancamiento. Veamos ahora como se comporta uno de los más conocidos índices de solvencia que se utiliza para el análisis financiero mirando el siguientes gráfico (Figura 11):

- La situación más rescatable de este gráfico, más que del análisis financiero surge del análisis de la parte metodológica, ya que, tenemos prácticamente reproducidos de manera idéntica los mapas resultantes del endeudamiento patrimonial. Aunque esto pareciera ser un simple resultado producto de la fuerte correlación entre el apalancamiento y el endeudamiento del patrimonio ($A = EP + 1$), no resulta ser así cuando pensamos que uno de los problemas de que adolece la información de la base de la Superintendencia de Compañías es su exhaustividad, ya que al no haber un cuidadoso control en que los balances estén debidamente "cuadrados" (por errores voluntarios o no, "maquillajes", malas prácticas contables, etc.) puede esto conducir a

resultados sesgados y alejados de la realidad. Se prueba de esta manera que la red puede recuperar las características inherentes de las variables (índices), de tal forma que el analista puede sondear problemas de correlación y multicolinealidad.

Figura No. 11

Apalancamiento. Mapa topográfico



Dada la similitud con los mapas de solvencia del endeudamiento patrimonial con los del apalancamiento, no existe ningún nuevo aporte al análisis y por tanto para el apalancamiento se pueden adoptar los mismos criterios que se tuvieron para el endeudamiento del patrimonio en cuanto al estado de las compañías, mas no en cuanto a la interpretación propia del índice.

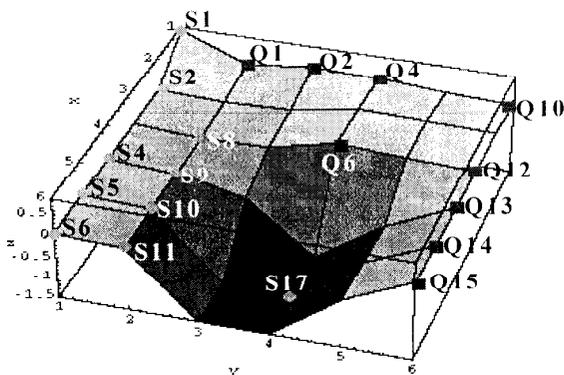
- Por tanto, se observa que la mayoría de empresas solventes manejan un apalancamiento moderado y las compañías quebradas un grado de apalancamiento ligeramente menor.
- Las empresas Q6 al enfrentarse a un fuerte apalancamiento manejan una situación muy vacilante, donde, una pequeña reducción del valor del activo podría absorber casi totalmente el patrimonio; por el contrario, un pequeño aumento podría significar una gran revalorización de ese patrimonio. Aquí tenemos una razón importante del porqué llegaron estas empresas a una situación crítica.

Capacidad de endeudamiento. Si bien este es un índice que al depender de otros tres (margen operacional, rotación de las ventas y endeudamiento patrimonial)

resulta de muy complicado análisis, mediante el examen a los gráficos de la Figura 12 se facilita el mismo.

Figura No. 12

Capacidad de endeudamiento. Mapa topográfico



En realidad, este índice no aporta mucha información referente a la discriminación que se quiere hacer del estado de solvencia de las empresas.

- Empero, referente a las peculiaridades de la empresa S17 nos dice bastante, pues, esta tiene una capacidad de endeudamiento baja (cerca al mínimo del sector), por tanto, si el administrador desea incrementar la capacidad de endeudamiento de la empresa (para manejarse dentro de los estándares del sector), puede hacerlo aumentando el margen vía elevación de precios, de acuerdo a la elasticidad - precio de la demanda del bien; potenciando la venta de aquellos productos que tengan mayor margen; reduciendo los gastos o combinando los aspectos anteriores; o también, mediante el aumento de la rotación de ventas en función de las características, de los precios y de los mercados en que oferta sus bienes o servicios.
- Prácticamente en casi todos los mapas de solvencia, las empresas S1 (solvente) y Q1 (quebrada) parecen tener iguales características, aquí nuevamente se muestra la diferencia que existe entre ellas; la empresa S1 tiene una mejor capacidad de endeudamiento que la compañía Q1.

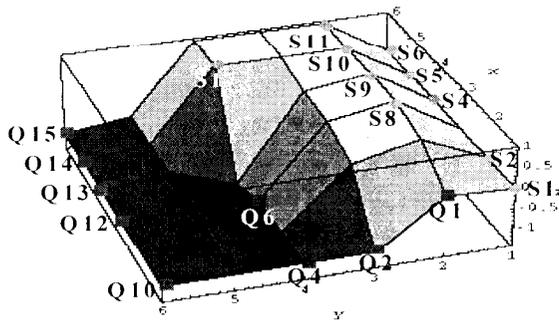
En general, podemos decir que los índices de solvencia (a excepción de la capacidad de endeudamiento) cumplen con su papel de medir en qué grado y de qué forma participan los acreedores dentro del financiamiento de la empresa. Estableciendo también el riesgo que corren tales acreedores, y los dueños de la empresa y la conveniencia o inconveniencia de un determinado nivel de endeudamiento. Obligándose a escoger estos índices para discernir y predecir, si es el caso, la posible situación de la empresa o el estado en que se encuentra actualmente.

GESTION Y GASTOS

Rotación del activo fijo. Una medida de la eficiencia con la cual una empresa utiliza sus activos, es la rotación del activo fijo (ver Figura 13). Lo anterior surge de un principio elemental en el campo de las finanzas, el cual dice que todos los activos de una empresa deben contribuir al máximo en el logro de los objetivos financieros de la misma, de tal suerte que no conviene mantener activos improductivos o innecesarios.

Figura No. 13

Rotación del activo fijo. Mapa topográfico



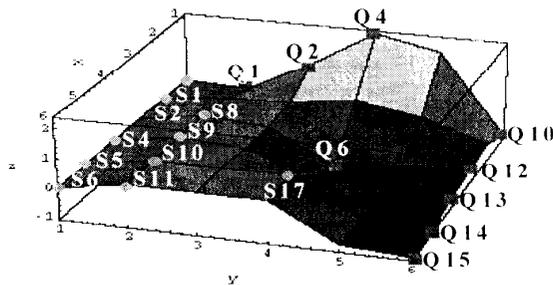
Este índice indica objetivamente la razón del estado de las compañías, ubicando a aquellas que son solventes sobre una elevación que supera su valor promedio y se encumbran hasta sus valores máximos. En cambio, las compañías quebradas en su mayoría se asientan sobre un valle cuyas ponderaciones son las mínimas y nunca superan su valor de equilibrio estándar.

- Si hasta ahora podía existir la duda que las empresas Q6 y la empresa S17 podían formar parte de un mismo grupo y de una misma situación de solvencia, este mapa topográfico levanta ese escepticismo: ya que, como se observa mientras las compañías quebradas se localizan sobre el fondo del valle, la empresa solvente se levanta sobre la cima del monte.
- Para aquel par de grupos de empresas quebradas que se manejaban en otros mapas, aquí, también es evidente su pertenencia a un mismo estado de insolvencia, resultado de una eventual insuficiencia en ventas por un inadecuado manejo; las ventas deben estar en proporción de lo invertido en la planta y en el equipo. De lo contrario, las utilidades se reducen en virtud de que les afectaría la depreciación de un equipo excedente o demasiado caro; los intereses de préstamos contraídos; y, los gastos de mantenimiento, etc.

Rotación de ventas Una de las mejores maneras de medir la eficiencia de la utilización del activo es esta relación, por tanto, una inspección a su mapa (Figura 14) nos puede ayudar en el presente análisis.

Figura No. 14

Rotación de ventas. Mapa topográfico



Aunque la teoría sugiere que mientras mayor sea el volumen de ventas que se pueda realizar con determinada inversión, más eficiente será la dirección del negocio; el examen a los mapas de este índice no parecen obedecer a este principio, al menos, no funciona cuando se quiere hacer un análisis de solvencia. Las compañías solventes guardan un equilibrio entre sus ventas y sus activos (promedio) mientras que las compañías insolventes poseen valores por exceso o defecto.

- De la misma manera que con la rotación del activo fijo, en esta relación es irrefutable el hecho de que existen diferencias claras entre las empresas Q6 y la empresa S17, motivo de especial estudio.
- Los mapas de solvencia muestran la disimilaridad que existe entre un grupo de empresas quebradas, mucho más notoria en el mapa topográfico (ver Figura 14); se observa que el primer grupo una relación superior a la media y que incluso llega a niveles máximos y el segundo grupo esgrime índices por debajo de la media y cercanos al mínimo del sector.

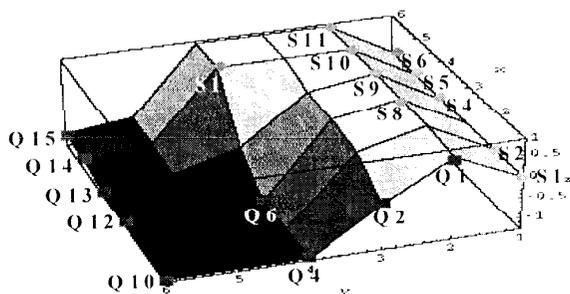
IMPACTO GASTOS ADMINISTRATIVOS Y DE VENTAS

- Un hecho muy interesante que se puede deducir de la Figura 15 es la similitud con los mapas de la rotación del activo fijo (ver Figura 13), una explicación que se puede intentar es la siguiente: dado que las ventas deben estar en proporción de lo invertido en la planta y en el equipo (rotación del activo fijo), las utilidades producto de las ventas se reducirán en virtud de que les afectaría los gastos de mantenimiento, administrativa y de ventas (impacto de los gastos administrativos y de ventas), de ahí su similitud y correlación.
- Se advierte que aquellas empresas cuyos márgenes brutos relativamente aceptables no fueron afectados por la presencia de fuertes gastos operacionales redundaron en una situación de solvencia al final del período (ubicadas en la elevación), situación que no ocurrió con las empresas quebradas (ubicadas en la meseta) que manejan índices mínimos.
- Nuevamente, como una antítesis, la empresa S17 de carácter solvente opera bajo un buen impacto de los gastos administrativos y de ventas; mientras, las empresas Q6, insolventes, marchan bajo un índice pésimo.

El sentido dinámico al análisis de aplicación de recursos, mediante la comparación entre cuentas de balance y cuentas de resultado que miden la eficiencia con la cual una empresa utiliza sus activos, está muy bien representado bajo empleo de estos tres índices de gestión y gastos. Pero, además nos ayudan a conseguir un objetivo, no planteado para las características de estos índices, que es la de complementar un análisis de solvencia que si se restringe a unos pocos índices puede ser insuficiente. En conclusión, la eficiencia de una compañía referente a su gestión y gastos puede ser un condicionante de su situación de quiebra o no.

Figura No. 15

Impacto de los gastos administrativos y de ventas. Mapa topográfico



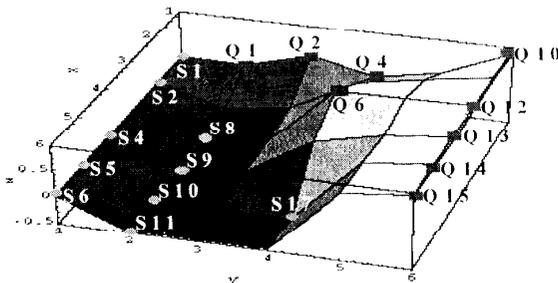
RENTABILIDAD

Rentabilidad neta del activo. Esta relación es un ejemplo claro del comportamiento contrapuesto al de algunos índices ya exhibidos.

- Percíbese en primer lugar la clara diferencia existente entre aquellas compañías que terminaron el ejercicio económico activas (ocupando valles) y cuales entraron en un proceso de quiebra (ocupando elevaciones). Podemos entonces considerar a este indicador como un buen dirimente para establecer el estado de una compañía.

Figura No. 16

Rentabilidad neta del activo. Mapa topográfico



- Segundo, la manifiesta diferencia entre las compañías O6 y la empresa S17, donde si adoptamos una terminología geográfica podríamos decir que la compañía solvente se encuentra hasta el final del precipicio que inicia el índice correspondiente a esas compañías quebradas.

Existe una cuidadosa ecuanimidad en conducir la eficiencia en el uso de los activos en virtud de producir utilidades para aquellas sociedades solventes.

Margen bruto

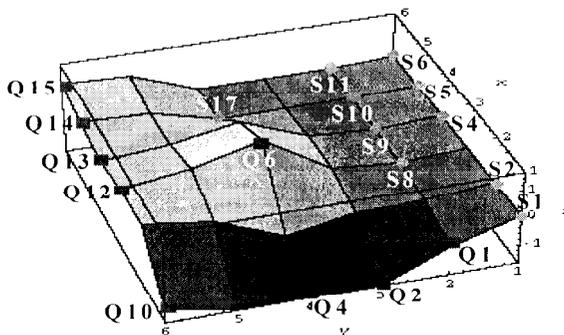
- Aunque en una primera impresión parecería que estuviésemos viendo el mapa correspondiente al endeudamiento patrimonial (Figura 9) o al apalancamiento (Figura 11) y sin descartar la posibilidad de que estén relacionados de alguna forma, existen diferencias.

Un marcado equilibrio del margen bruto para las empresas solventes. Y un excesivo margen para un grupo de empresas quebradas localizado en la parte inferior del mapa de solvencia y un escaso margen para otro localizado en la parte más cercana del mapa de solvencia (ver Figura 17).

Se reitera nuevamente en la inspección de estos gráficos las características disímiles de aquel par de puntos peculiares en el centro del mapa.

Figura No. 17

Margen bruto. Mapa topográfico

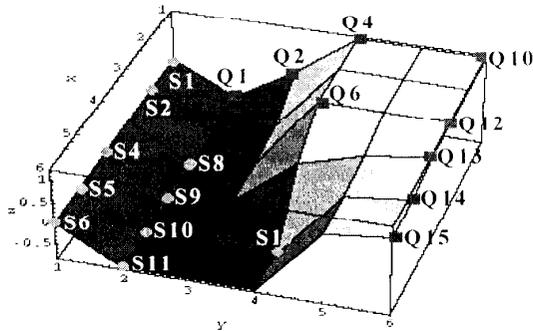


- Mirando con detalle el gráfico, uno puede dar cuenta que se podría tratar del reflejo, como en un espejo, del mapa topográfico de solvencia del impacto de los gastos administrativos y de ventas (Figura 15). La razón podría encontrarse en que el margen operacional indica si el negocio es o no lucrativo, en sí mismo, independientemente de la forma como ha sido financiado, luego, como el impacto de los gastos administrativos y de ventas preveía el manejo del financiamiento para la determinación del margen operacional y la de las utilidades netas de la empresa, tenemos en definitiva análisis adversos que persiguen un mismo objetivo.

Margen operacional

Figura No. 18

Margen operacional. Mapa topográfico

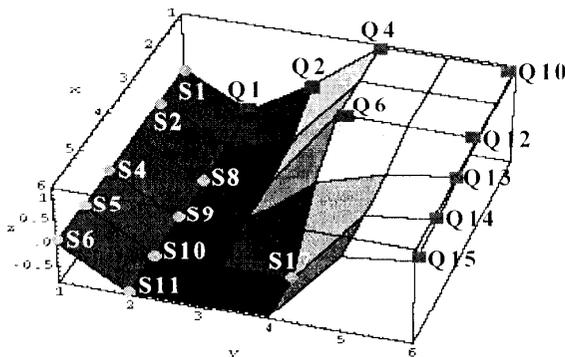


- Las empresas quebradas quedan bien diferenciadas localizándose sobre la elevación y su pendiente que supera el nivel cero en su mayoría; y, las compañías solventes bajo cierta condición de equilibrio para la relación de la utilidad operacional y las ventas y un grupo por debajo de este equilibrio.
- Notoria también la situación contrapuesta de los puntos Q6 y S17 que justifican su respectiva condición de compañías quebradas y solventes.

Rentabilidad neta de ventas. Se debe tener especial cuidado al estudiar este indicador (conocido también como margen neto), comparándolo con el margen operacional, para establecer si la utilidad procede principalmente de la operación propia de la empresa, o de otros ingresos diferentes. La inconveniencia de estos últimos se deriva del hecho que este tipo de ingresos tiende a ser inestable o esporádico y no reflejan la rentabilidad propia del negocio. Puede suceder que una compañía reporte una utilidad neta aceptable después de haber presentado pérdida operacional. Entonces, si solamente se analizara el margen neto, las conclusiones serían incompletas y erróneas.

Figura No. 19

Rentabilidad neta de ventas. Mapa topográfico



- Recordemos primero que este tipo de redes logran extraer las características intrínsecas de las variables, luego, si estos mapas fuesen diferentes a los del margen operacional, estaríamos diciendo que el sistema en general genera utilidades producto no solo de su operación sino que las genera a través de otros ingresos ajenos a los de su actividad económica. Empero, el sondeo del mapa revela que todas las compañías obtienen su beneficio de las operaciones propias de su rama de actividad económica, una conclusión que ayuda a tener una mejor perspectiva de la situación del sistema integral. Luego, cualquier otro análisis particular que se quiera hacer de este índice, se lo puede hacer bajo las mismas directivas que se tienen para el margen operacional.

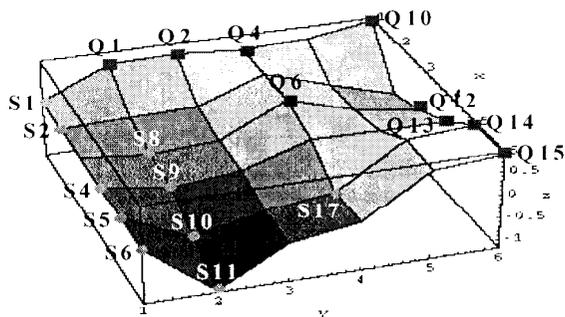
Rentabilidad operacional del patrimonio Como se dijo anteriormente, la rentabilidad sobre el patrimonio depende del producto de varios factores: eficiencia

o margen neto sobre las ventas, la eficiencia en el manejo de los activos mediante su rotación, y del factor de utilización de la deuda, conocido como el apalancamiento financiero. Bajo esta concepción, es importante para el empresario determinar que factor o factores han generado la rentabilidad: si por la gestión en ventas, por el manejo de precios y costos, por la eficiencia en el manejo de recursos, o por el grado de apalancamiento financiero, a fin de formular políticas que fortalezcan, modifiquen o sustituyan a las tomadas por la empresa.

- Dada la asociación de tres importantísimos indicadores (margen operacional, rotación de ventas y apalancamiento), este es un mapa que integra características útiles en la toma de decisiones para la formulación y planificación de políticas de manejo administrativa. De ahí que este gráfico confiera prácticamente características únicas a cada punto de la grilla.
- Aunque existe una diversidad de características de todos los puntos que representan una o varias compañías, refiriéndome a este índice, cualquier espectador puede notar que las compañías quebradas se ubican en elevaciones y valles sobre el nivel medio de este índice y las compañías solventes por debajo del mismo, permitiéndonos discriminar satisfactoriamente entre estos dos grupos.

Figura No. 20

Rentabilidad operacional del patrimonio. Mapa topográfico



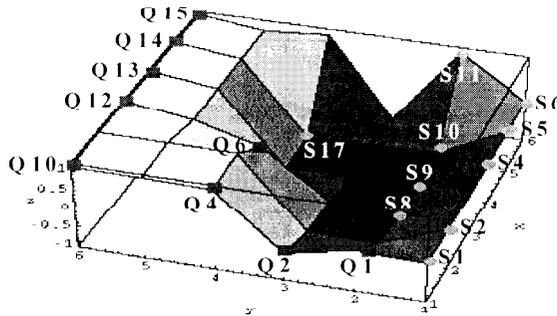
Rentabilidad financiera

Aunque este índice tiene un comportamiento similar a los de su clase (rentabilidad), hace notoria la repercusión que tiene el impuesto sobre la utilidad

neta. Magnificando las diferencias de la rentabilidad operacional debido al efecto fiscal que tiene sobre las ganancias o pérdidas.

Figura No. 21

Rentabilidad financiera. Mapa topográfico



Aunque, desde el punto de vista del inversionista, lo más importante de analizar con la aplicación de estos indicadores es la manera como se produce el retorno de los valores invertidos en la empresa (rentabilidad del patrimonio y rentabilidad del activo total). No es menos importante para el desenvolvimiento de la compañía y por tanto de su situación al final del periodo (quebrada o solvente), revisar la efectividad de la parte administrativa de la empresa para controlar los costos y gastos y, de esta manera, convertir las ventas en utilidades.

Aquí se ha intentado un ejercicio de análisis mas bien básico y dirigido a: primero, dar una idea de como proceder con la interpretación y el razonamiento de los resultados producto de una red neuronal; y, segundo, explicar la situación coyuntural de las empresas desde el punto de vista de la solvencia e insolvencia. Desde luego, se puede profundizar en la investigación y hacer un análisis más completo o particular de cada empresa, dinámico en el tiempo (adoptando las variables rezagadas de cada uno de los índices) o de empresas agrupadas a conveniencia, etc.

4. Desempeño de los modelos

El análisis y comparación del desempeño de los diferentes modelos empleados se regirá en seis puntos fundamentales:

- Precisión en la predicción de quiebra de las compañías
- Focalización de un problema potencial de crisis o quiebra de las compañías.
- Tamaño de muestra escogida para la selección dicotómica.
- Proporción de quiebra y probabilidad a priori de la selección empírica de la situación de las compañías.
- Análisis de los resultados gráficos.
- Análisis de la arquitectura de la red neuronal.

La múltiple variedad de universos de datos para los análisis obliga a que el análisis de la precisión en la predicción de quiebra no se la haga basándose en el juzgamiento del número de errores que se dan en la muestra sino basándose en el porcentaje de errores que se dan dentro del universo analizado, tomando como referencia el Error Tipo I, Error Tipo II y el Error Total.¹⁷

Se ha tomado como criterio principal de selección el Error Tipo I y como criterio secundario el Error Total. En la literatura,¹⁸ habitualmente, un indicador se considera "malo" cuando emite una señal que no es seguida por una crisis o quiebra (Error Tipo II) o cuando no emite señal y la crisis o quiebra se presenta (Error Tipo I). En el caso de indicadores de alerta de crisis o quiebra se prefiere aquel con un bajo Error Tipo I y alto Error Tipo II a un indicador con alto Error Tipo I y bajo Error Tipo II. Esto se debe a que en general, el costo de no prever una crisis es mayor que el asociado con una mayor supervisión sobre firmas sin problemas.

4.1. Precisión en la predicción

En lo que respecta a la precisión en la predicción de quiebra el MLP resulta ser el más efectivo, en este caso el promedio del Error Tipo I alcanza el 13.07%.¹⁹ El Error Total promedio es del 1.26 % y el Error tipo II promedio es del 0.98 %.²⁰ El momento de validar el modelo se observaron claramente 3 modelos que sobresalían del resto (Error Tipo I del 0%), con proporciones iguales y 3, 2 y 1 año previo de información, fueron los que mejor se comportaron; confirmando por un lado el poder predictivo desde su entrenamiento y por otro lado su poder de

¹⁷ La información de los valores de los diferentes tipos de error más adelante expuesta puede ser complementada con los Cuadros 5 y 6.

¹⁸ Se puede ver [1],[2],[3],[5],[6],[13],[15] y [16].

¹⁹ Para la RBF, el promedio del error tipo I alcanza el 52.00%; y para BAY, el 44.54%. En los modelos estadísticos, el error tipo I en promedio alcanza el 11 %.

²⁰ El error total promedio en la RBF es del 4.74% y el error tipo II promedio es del 1.14%. En tanto que para BAY, el error total promedio es del 3.45 % y el error tipo II promedio es del 0.86 %. En los métodos estadísticos, el error total no supera el 8 % y el error tipo II el 5%.

generalización. Como era de suponerse el modelo de 4 años fracasó totalmente en predecir las empresas quebradas con esa información (Error Tipo I del 100 %).

4.2. Focalización de un problema potencial

La importancia de explorar a través del tiempo la posibilidad de discernir cuan tempranamente se puede predecir la quiebra de una compañía, no se relaciona directamente con la disponibilidad de datos; si no más bien, con la posibilidad de contar con modelos cuya alerta sea lo más precisa posible. Luego, la evaluación de las redes neuronales respecto a la localización de un problema potencial de quiebra o crisis, se la hará teniendo siempre como referencia la exactitud en la predicción de quiebra, especialmente la del modelo entrenado con sus datos de prueba; pues estos datos son quienes mejor miden el desempeño de la red.

Para el caso de los perceptrones cuyas proporciones de quiebras son iguales, se obtienen los mejores resultados, subjetivamente podrían considerarse hasta 6 años previos a la quiebra para prevenir crisis del mismo tipo, ya que, el Error Tipo I alcanza el 4 %, 3.45 % y 2.86 % para 6, 5 y 4 años previos, respectivamente, y una precisión total u óptima para 3, 2 y 1 año previo.

La Red de función de Base Radial no permite establecer claramente una situación potencial de crisis cuando dicha red ha sido entrenada con una serie de datos que revelan una desproporción entre compañías quebradas y solventes. A pesar que en general guardan una cierta exactitud (Error Total promedio = 4.74%), su precisión es nefasta al momento de predecir una quiebra, pues su error relacionado supera el 84%.

Contrariamente, la Red de función de Base Radial, para proporciones equitativas de solvencia e insolvencia, sí permite determinar escenarios de posibles crisis, pues, la precisión es "total" cuando se intenta determinar la situación de una compañía 1, 2 o 5 años antes de la quiebra y hasta 3 o 6 años previos (Error Tipo I de 2.86% y 8% respectivamente); exceptuando el modelo que refiere datos de 4 años anteriores, pues su Error Tipo I alcanza el 45.71 %.

Para la red bayesiana y un muestreo estratificado proporcional su Error tipo I alcanza un promedio del 81.26%, valor muy deficiente para alcanzar nuestro objetivo, incluso el modelo para un año previo que alcanza un error del 16.92 % es todavía inaceptable.

Para un muestreo estratificado con igual número de elementos en cada estrato, la red bayesiana permite determinar modelos de alerta temprana relativamente buenos, pues, el promedio de Error Tipo I para las redes de uno a cuatro años previos no supera el 5.16 % y el promedio de los 6 modelos no supera el 7.07%.

Se observa que eventualmente es posible determinar modelos, tanto discriminantes como logísticas, que prevean alguna situación crítica de posible quiebra y cuyas características principales son: uso de métodos por pasos, probabilidad de quiebra a priori igual, proporción de quiebras igual y sin constante. Estos modelos de 1, 2, 3, 4 y 6 años previos manejan errores de tipo I en un rango aceptable del 0.5 % al 6.6 % y un error total promedio en la predicción del 8.04 %.

4.3. Tamaño de muestra

Analizando tanto los modelos de redes neuronales como los estadísticos convencionales, se puede decir que existe una pequeña o ninguna diferencia en el desempeño de los modelos²¹; pues, de ninguna manera afectó la comparación entre métodos. Así, por ejemplo, si analizamos el perceptrón multicapa, y consideramos solo aquellos modelos cuya composición es igual, no existe una conclusión evidente de que el modelo para uno u otro año sea claramente superior; si en cambio, consideramos por ejemplo, aquellos modelos que predicen la quiebra 4 años antes o 5 años antes, etcétera, pero refiriéndonos respectivamente a los de estratos proporcionales o probabilidades iguales, el resultado es similar. Aquí nótese que, si para el análisis de un mismo año no se considera la composición de la muestra, es decir, la proporción de quiebras, el resultado en la precisión sí varía significativamente una de otra, empero, este punto se tratara en la siguiente subsección.

Con estos antecedentes, podemos indicar que la relevancia del tamaño de la muestra, (en un rango de 10472 hasta 23425 compañías para el tipo de muestra estratificada proporcional y en un rango de 468 hasta 4286 compañías para el tipo de muestra de probabilidades iguales), es insignificante en la suficiencia del modelo.

4.4. Proporción de quiebra y probabilidad a priori

La probabilidad a priori de quiebra que asume el modelo para pronosticar la quiebra o no de una compañía resulta ser de capital importancia, ya que, sin importar de que se trate del modelo discriminante o logit, cuando se acoge una probabilidad a priori relativa a los datos los resultados son nefastos, pues la mayoría

²¹ Formalmente debería procederse a simular una serie de tamaños de muestra para entrenar las redes.

de veces el modelo solo clasifica las compañías como solventes y a pesar que el Error Total es pequeño (por la pequeña proporción de compañías quebradas, menor al 8% para cualquiera de los años) el Error Tipo I es del 100% y, dado que estamos interesados en el pronóstico de las compañías quebradas, el resultado no es aceptable. Por tanto, el considerar a priori que una empresa vaya a quebrar con una probabilidad del 50%, redundaría en un mejor desempeño del modelo estadístico. Para el caso de las redes neuronales, esta probabilidad a priori es recogida directamente de los datos, luego, probabilidad a priori y la proporción de quiebras tienen la misma concepción para estos modelos. La proporción de quiebra muestra evidencia que es un factor importante en la seguridad de la predicción en la clasificación de las compañías, pues, como se puede ver en la sección anterior, los modelos "ganadores" dentro de aquellos de mejor desempeño de cada uno de los métodos resultan ser aquellos cuyo tipo de muestra de probabilidades iguales, es decir, en las que se considera igual número de compañías solventes y quebradas. Hecho que se repite tanto en los modelos estadísticos como en los de redes neuronales.

Para comprobar lo anterior, se contrastará los resultados del error tipo I promedio para proporciones de quiebras iguales y desiguales de cada uno de los modelos.

Para el MLP se obtienen como promedios contrastantes del error tipo I valores del 1.72% para proporciones iguales y del 24.42% para proporciones desiguales. En cambio, para la RBF se obtienen como valores del error tipo I del orden del 9.38% para proporciones de quiebras equitativas y del 96.61% para proporciones originadas de la realidad propia del sector societario. Para el análisis de la red BAY se obtienen errores de tipo I promedio del 7.07% para muestras de probabilidades equitativas y del 82.00% para estratos proporcionales. Finalmente, para los métodos estadísticos convencionales se obtienen como promedios contrastantes del error tipo I valores del 20.72% para probabilidades iguales y del 46.45% para estratos proporcionales en lo que se refiere al análisis discriminante, y valores del 1.20% para muestras de composición homogénea y del 39.79% para muestras de composición heterogéneas, usando el análisis logit (solo se toma en cuenta los modelos cuyos errores tipo I no han sido del 100%).

4.5. Análisis gráfico

El desempeño de la red Kohonen puede analizarse bajo un contexto gráfico exploratorio de los resultados, luego el desempeño de la red y su respectiva comparación con un método estadístico convencional, el escalamiento multidimensional vendría dado por la facilidad de interpretación y comprensión de los gráficos.

Los gráficos correspondientes al escalamiento multidimensional revelan mucha complicación en la lectura y observación de los puntos correspondientes a las compañías y a los índices representados, dificultando de esa manera su identificación. Otro aspecto desfavorable en este método es que la representación y visualización de las regiones de solvencia y quiebra son también intrincadas debido a su carácter no lineal.

Las representaciones de los mapas autoorganizados o redes de Kohonen gravitan sobre tres aspectos importantes:

1. La visualización de las compañías según su proximidad, afinidad o analogía de características.
2. La visualización de las regiones de solvencia e insolvencia, con la respectiva ubicación de las compañías.
3. La visualización de las características de los índices dentro del mapa.

En general, abarcando los tres aspectos mencionados con anterioridad, la Red Kohonen se desenvuelve mejor que el escalamiento multidimensional, sobre todo si se integran o fusionan las visualizaciones 1 con 2, 2 con 3, 1 con 3 o las tres a la vez, pues permiten tanto un análisis integral o exhaustivo como un análisis fragmentario o parcial.

En definitiva, en la red Kohonen podemos encontrar una herramienta muy útil para hacer cualquier tipo de análisis cualitativo, se puede tener una idea global e integral de la situación del sector, como de la empresa misma; de tal manera que el analista o el administrador puede hacer sus juicios (subjetivos) fundamentados en un proceso no subjetivo de ayuda de toma de decisiones; que puede alcanzar la profundidad que el analista considere, pues, puede hacer un análisis dinámico o estático en el tiempo de los índices que considere oportuno, un análisis grupal, sectorial o una comparación con otros tipos de índices de una manera gráfica y desde luego más intuitiva para cualquiera, sea este un neófito o un experimentado analista financiero (incluso neófito de las redes neuronales o de la teoría matemática involucrada atrás), que lo único que necesita es conocer la interpretación de la gama de colores empleados en los mapas resultantes de la red Kohonen.

4.6. Arquitectura de la red neuronal

Existirían al menos cinco tipos de características intrínsecas de los modelos más comunes y que podrían influir importantemente sobre el desempeño de las redes neuronales cuando estas son modificadas:

- El número de capas ocultas.
- El número de neuronas en cada capa.
- El algoritmo de aprendizaje.
- Los valores iniciales de los pesos.
- La función de transferencia o activación.

Sin embargo, el número de capas ocultas fue el mismo para todas las redes y en cualquier proporción de quiebra, determinando de esta manera que la mejor eficacia en la precisión de la predicción de quiebra ocurría empleando una sola capa oculta. Es decir, que las no linealidades en los datos eran satisfactoriamente calculadas utilizando una sola capa oculta.

Así mismo, el número de neuronas en cada capa siempre era el mismo cuando se trataba de un tipo específico de red; a excepción de la RBF, en la cual el número de neuronas en la capa oculta varía considerablemente cuando la proporción de quiebra utilizada en los datos es igual. Razón por la cual se puede decir que el número de neuronas en cualquier capa no es determinante en el desempeño de la red, y que la variación en el número de neuronas de la capa oculta de la RBF obedece más bien a una situación de proporciones de quiebra y no de precisión en la predicción.

En lo que se refiere al algoritmo de aprendizaje, éste no parece ser determinante en la precisión, a pesar que cada red utiliza un algoritmo diferente; pues, si evaluamos las redes dentro de proporciones iguales, no existen diferencias significativas en la exactitud. Situación similar ocurre con los valores iniciales o la distribución inicial de los pesos.

Un factor sí determinante en la precisión de la predicción de quiebra puede observarse en la función de activación de las neuronas, pues como se detallan en las tablas de los resultados de la predicción con redes neuronales, el MLP destaca sobre los demás, esto debido a que utiliza como función de activación, la función sigmoïdal, hecho por demás lógico si pensamos que la imagen de la función recorre el intervalo entre 0 y 1, valores correspondientes a la codificación establecida para las compañías quebradas y solventes respectivamente.

5. Conclusiones y recomendaciones

5.1. Conclusiones

1. En el caso de los métodos estadísticos la probabilidad a priori asumida de ocurrencia del evento de quiebra toma relevancia cuando el tamaño de muestra es relativamente grande; en ese caso, cuando la probabilidad a

priori se la relaciona con la pequeña proporción de empresas quebradas sobre el total de compañías, esta tiene una secuela funesta en la precisión de la predicción de las empresas insolventes.

2. Los modelos estadísticos son muy diferentes comparándoles unos con otros. Pueden haber dos explicaciones para este resultado:
 - Primero, puede ser que las diferentes características tengan significados distintos y reflejen realidades especiales de varias compañías que pueden ser medidas por diferentes índices financieros. Por lo tanto, los métodos empíricos alternativos usan esta información en forma facultativa y así los modelos difieren uno de otro.
 - La segunda posible explicación para esta divergencia es que debido a que tenemos que seleccionar una gran cantidad de índices en los datos originales que fueron usados en la construcción del modelo, es muy obvio que hay medidas que son altamente correlacionadas. Si los índices están midiendo alguna magnitud económica, la alta correlación puede interferir en los resultados o la diferencia en índices puede ser pequeña, que hace que la selección entre dos o más índices dentro del modelo se haga mas o menos aleatoria.
3. Las redes neuronales asociadoras de patrones o llamadas también memorias asociativas, utilizadas para fines predictivos, MLP, RBF y BAY; tienen un excelente nivel de predicción cuando se trata de determinar la situación de empresas solventes; sobresaliendo de entre estas el MLP.
4. Se observa dentro de cada uno de los modelos de redes neuronales artificiales que el desempeño de la red cuando es entrenada, validada y probada tiene un comportamiento estable, es decir, que una vez entrenada la red y conocida su precisión podemos tener una certeza similar (ligeramente menor) para cualquier nuevo conjunto de datos que se intenten sondear.
5. El resultado más claro evidencia que la proporción de quiebras empleada para la selección dicotómica o predicción de quiebra es trascendente; así, el emplear muestras de composición homogénea o con proporciones iguales originan mejores resultados en la precisión a diferencia de cuando son utilizadas muestras de composición heterogénea o con proporciones desiguales.
6. Las redes neuronales funcionan mejor en un entorno donde faltan datos, se tiene información atípica o existe manipulación deliberada, pues, existe una

circunstancia especial; primero, las empresas no reportan todos los valores de cuentas de balance requeridos por la Superintendencia de Compañías, impidiendo de esa manera calcular todos los índices requeridos para el análisis; segundo, coexisten empresas que bajo su carácter "monopólico" proyectan índices muy distintos a los de cualquier otra empresa de carácter "normal"; finalmente, existe evidencia subjetiva pero real de "omisión o equivocación" en los balances, pues la Superintendencia de Compañías ha implementado esquemas de validación para los mismos. Esta situación, que puede ser un serio inconveniente en muchas técnicas de análisis estadísticas, no lo es para las redes neuronales, las cuales simplemente calculan las distancias entre las compañías sin tomar el valor de este índice dentro del cálculo.

7. Otra ventaja que la red tiene sobre los modelos estadísticos es que las redes neuronales no requieren suposiciones a priori acerca de la distribución de los datos.
8. Las características que diferencian y afectan el desempeño de los diferentes modelos empleados en lo que se refiere a su arquitectura, tales como el número de capas ocultas, el número de neuronas en cada una de las capas, la función de transferencia o activación usada por las neuronas, el algoritmo de aprendizaje usado para entrenar la red y los valores iniciales de los pesos o ponderaciones entre neuronas inciden de diferente manera en la precisión de la red, así:
 - Si bien, los datos y sus relaciones guardan cierta complejidad, no se hace necesario contar con más de una capa oculta para desarrollar los cálculos, pues las no linealidades de los datos son modeladas adecuadamente utilizando una sola capa de neuronas ocultas.
 - La mejor manera de modelar la información disponible de las compañías es distribuyendo cada una de sus variables en una neurona de la capa de entrada, de esta forma, se puede medir el efecto que tiene sobre el sistema en general cada uno de los índices y la de sus respectivos rezagos. Y en lo que se refiere al número de neuronas ocultas, hay que manejar un criterio conservador debido a que el exceso de posibles ponderaciones pueden representar exactamente todos los patrones de entrenamiento y hacer perder el poder de generalización de la red, no obstante, hay que conseguir de cada una de las neuronas ocultas representen una de las características fundamentales en el conjunto de datos.
 - Midiendo el desempeño de los modelos en función de su precisión y la función de transferencia o activación, se observan mejores resultados

cuando dicha función es manejada para que los umbrales de decisión dicotómica (solvente y quebrada) estén en un rango acorde a la manera de codificarlas, en este caso, entre 0 y 1, de ahí que la función sigmoideal reporte sobresalientes resultados.

- El empleo adecuado de los algoritmos de aprendizaje se ve reflejado no tanto en la precisión como si en el tiempo de entrenamiento y modelaje de la red.
 - Los valores iniciales de los pesos o ponderaciones entre neuronas (aleatorios, sean estos recogidos de los datos o de una distribución de probabilidades), determinan redes de similares características para un mismo tipo de red neuronal.
 - Incrementar el número de neuronas mejora el desempeño del MLP, RBF (centres), BAYES, sobre los datos de entrenamiento, pero no lo hace necesariamente sobre los datos de validación y menos aún sobre los de prueba; el desempeño disminuye; pues, el poder de generalización se pierde y la red comienza a aprender de los ruidos presentes en los datos, la red habrá aprendido de los datos de entrenamiento perfectamente en lugar de producir una generalización (sobreentrenamiento).
9. En el análisis cualitativo, los mapas autoorganizados o redes de Kohonen son una herramienta muy valiosa, con la cual se pueden encontrar algunas regiones de discriminación dentro de los mapas. Su principal ventaja es que esta metodología permite la visualización de las similitudes entre las firmas de una manera más intuitiva. La metodología muestra por sí misma ser muy apropiada como una técnica de análisis exploratorio de datos para índices económicos - financieros, en la que permite que los datos hablen por sí solos y sintetice las principales características de un grupo amplio de variables en una forma gráfica e intuitiva.
10. Los mapas autoorganizados hacen una proyección de un espacio de entrada multidimensional sobre una grilla plano o espacial, que conserva sus características topológicas, de tal forma que las compañías se encuentran cercanas unas de otras sobre el plano correspondiente a los patrones de entradas similares (índices). Estas redes, por tanto, permiten el análisis parcial cruzado de índices u otras variables financieras, así como el análisis de series de tiempo.
11. La visualización gráfica intuitiva regular de una red Kohonen (pues, se la distribuye sobre una grilla planar o espacial rectangular totalmente

definida), le otorga ventajas comparativas superiores sobre el escalamiento multidimensional que no permite una lectura ágil y lo suficientemente inteligible como la que permite las redes autoorganizadas.

5.2. Recomendaciones

1. Se recomienda utilizar estas y otras técnicas con la finalidad de buscar una selección empírica de predictores (índices financieros) que conduzcan a pequeñas tasas de error, de tal manera de tener insumos para entrenar las redes neuronales de mejor calidad.
2. Utilizar una simbiosis de modelos estadísticos - neuronales. Dado que las redes neuronales consienten integrar un conjunto de metodologías estadísticas y econométricas al análisis, de manera que se puede constituir en un sistema integrado de alerta temprana, donde se puede, por ejemplo:
 - Establecer un mapa autoorganizado de solvencia.
 - Caracterizar cada zona del mapa con sus respectivos rasgos financieros.
 - Superponer un análisis de conglomerados al mapa de solvencia.
 - Constituir zonas de isosolvencia mediante la complementación de otras metodologías como por ejemplo: puntuaciones Z o calificaciones CAMEL O MACRO, etc.
 - Hacer un análisis dinámico de dos formas:
 - Rastreando la evolución en el tiempo de una entidad tanto en el sistema en general, como dentro de cada una de sus variables o en los mapas antes mencionados.
 - Estudiar el comportamiento de las variables explicativas a través del tiempo.
3. Finalmente, los modelos aquí presentados intentan dar una idea general de la situación del sector societario con la finalidad de esbozar posibles políticas de manejo y control de crisis que pueden llevar sistémicamente a la quiebra de las compañías. Sin embargo, entiéndase a esta herramienta como un complemento del análisis y no como un sistema de decisión categórico.

Bibliografía

- [1] Altman, E.I. (1968): "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *The Journal of Finance*, September 1968, pp. 589-609.
- [2] Altman, E.I. (1983): *Corporate financial distress. A complete guide to predicting, avoiding, and dealing with bankruptcy*", John Wiley & Sons, Enc. The United States of America.
- [3] Altman, E.I.; Marco, G., y Varetto, F. (1994): "Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)", *Journal of Banking and Finance*, N° 18, pp. 505-529.
- [4] Altman, E.I. y Saunders, A. (1998): "Credit risk measurement: Developments over the last 20 years", *Journal of Banking and Finance*, N° 21, pp. 1721-1742.
- [5] Back, B., Laitinen, T. and Sere, K.(1994): "Neural Networks and Bankruptcy Prediction". Paper presented at the 17th Annual Congress of the European Accounting Association, Venice, Italy, April, 1994, Abstract in *Collected abstracts of the 17th Annual Congress of the European Accounting Association*, p. 116.
- [6] Beaver, W. (1966): "Financial ratios as predictors of failure". *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 1966, supplement to Vol. 5, *Journal of Accounting Research*, pp. 71-111.
- [7] Bonson Ponte, E. y Sierra Molina, G. (1996): "Intelligent Accounting: impact of Artificial Intelligence on accounting research and accounting information", *Proceedings of the ITHURS*, Leon, pp. 361-368.
- [8] Molina, G. y Bonson Ponte, E. (Eds.): *Intelligent Technologies in Accounting and Business*, Huelva, pp. 191-211.
- [9] Brown, C.E. y O'Leary, D.E. (1995): "Introduction to artificial intelligence and expert systems", *AI/ES Section of the American Accounting Association*.

- [10] Corporación de Estudios y Publicaciones (1999): "Ley de Compañías. Codificación oficial. Legislación conexas", Talleres de la Corporación de la Corporación de Estudios y Publicaciones, Tomo I, 1999.
- [11] Escobar, V. (2002): "Estudio comparativo de métodos multivariantes en la predicción de quiebra. (Sector Societario Ecuatoriano)", Quito - Ecuador, Febrero, 2002.
- [12] Escobar, V. (2002): Análisis de datos con redes neuronales aplicadas al diagnóstico de la solvencia empresarial. (Sector Societario Ecuatoriano), Quito - Ecuador, Junio, 2002.
- [13] Fitzpatrick, P. (1932): A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. The Accountants Publishing Company. 1932.
- [14] Harmon, P. y King, D. (1988): Sistemas expertos. Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en la actividad empresarial, Diaz de Santos, Madrid.
- [15] Hawley, D.D. y Johnson, J.D. (1994): Artificial neural networks: past, present and future: an overview of the structure and training of artificial learning systems", en Johnson, J.D. y Whinston, A.B. (Eds.): Advances in Artificial Intelligence in Economics, Finance and Management, pp. 1-23.
- [16] Jones, F. (1987): Current techniques in bankruptcy prediction" Journal of Accounting Research, Spring 1980, pp. 109-131.
- [17] Martín Marin, J.L. (1984): "El diagnóstico de las dificultades empresariales mediante modelos de mercado de capitales", Boletín de Estudios Económicos, N° 123, diciembre, pp. 621-635.
- [18] Nasir, M.L.; John, R.I., y Bennet, S.C. (1998): "Financial data sampling and selection for use in artificial neural networks", Proceedings of the IV International Conference on Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Accounting, Finance and Tax, Huelva.
- [19] Núñez García, C. (1991): Un sistema experto para el análisis financiero: el ANIBAL", Actas del IV Encuentro de ASEPUC, Santander, pp. 1625-1638.

- [20] Núñez García, C. (1999): "Aplicaciones empresariales de las redes neuronales artificiales", *Partida Doble*, N° 101, junio, pp. 72-89.
- [21] Serrano Cinca, C. (1995): "Las redes neuronales autoorganizadas: aplicaciones en la gestión empresarial", en Sierra Molina, G. y Bonson Ponte, E. (Eds.): *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Huelva, pp. 287-310.
- [22] Serrano Cinca, C., B. Martín, and J. Gallizo (1993): "Artificial Neural Networks in Financial Statement Analysis: Ratios versus Accounting Data", paper presented at the 16th Annual Congress of the European Accounting Association, Turku, Finland, April 28-30, 1993.
- [23] Serrano Cinca, C. y Gallizo Larraz, J.L. (1996): "Las redes neuronales artificiales en el tratamiento de la información financiera", *Biblioteca Electrónica Ciberconta*.
- [24] Superintendencia de Compañías (1999): "Indicadores Económico - Financieros", Quito -Ecuador.
- [25] Van der Samagt P. y Kröse B. (1996) "An introduction to Neural Networks", University of Amsterdam, Amsterdam - Alemania, Noviembre, 1996.